



UCAM

UNIVERSIDAD CATÓLICA
SAN ANTONIO

**FACULTAD DE CIENCIAS DE LA SALUD, LA
ACTIVIDAD FÍSICA Y EL DEPORTE
Departamento de Ciencias de la Salud**

TESIS DOCTORAL

**MORFOMETRÍA Y ARQUITECTURA DE LA PORCIÓN
PROXIMAL DEL FÉMUR: ANÁLISIS TEXTURAL Y FRACTAL**

José Ríos-Díaz

Director

Dr. Andrés Martínez-Almagro Andreo

Murcia, septiembre de 2010



UCAM

**Universidad Católica
San Antonio**

**AUTORIZACIÓN DEL DIRECTOR DE LA TESIS
PARA SU PRESENTACIÓN**

El Dr. D. ANDRÉS MARTÍNEZ-ALMAGRO ANDREO como Director de la Tesis Doctoral titulada *"Morfometría y arquitectura de la porción proximal del fémur: análisis textural y fractal"* realizada por D. JOSÉ RÍOS DÍAZ en el Departamento de Ciencias de la Salud, **autoriza su presentación a trámite** dado que reúne las condiciones necesarias para su defensa.

Lo que firmo, para dar cumplimiento a los Reales Decretos 56/2005 y 778/98, en Murcia a 28 de septiembre de 2010.

DECLARACIÓN DE INTERESES

Esta tesis no contiene material que haya sido presentado para la obtención de ningún título o diploma en ninguna otra universidad o tercera institución y, hasta donde llega el conocimiento del autor, no contiene material previamente publicado y escrito por otras personas excepto en aquellas partes expresamente citadas.

José Ríos-Díaz

Murcia, a 8 de septiembre de 2010

AGRADECIMIENTOS

El autor agradece la consecución de esta tesis a todas aquellas personas que han contribuido a su cuidado físico y psicológico.

En el aspecto sentimental, quiero expresar mi cariño a las cuatro generaciones de diosas del Olimpo salmantino, así como a los hechizados y simples mortales que las acompañan.

Sea mi reconocimiento al esfuerzo de mis progenitores y hermanas.

Mi afecto y estima a las cuaderñas del Departamento de Fisioterapia de la UCAM: los profesores Juan Martínez Fuentes, Javier Meroño Gallut y Raúl Pérez Llanes, y a los compañeros de correrías investigadoras, Jacinto Martínez Payá y M^a Elena del Baño Aledo.

En lo profesional, mi agradecimiento sincero al Dr. Martínez-Almagro Andreo por la confianza y la libertad para trabajar en este proyecto.

Al Dr. Botella y a la Dra. Alemán por su acogida y permitirme disponer del Laboratorio de Antropología Física de la Facultad de Medicina de la Universidad de Granada.

A Matías Pérez Hernández, del Servicio de Radiodiagnóstico del H.U. "Virgen de la Arrixaca" de Murcia, por su desinteresada colaboración.

A los autores de algunos de los algoritmos de análisis de imagen utilizados en esta tesis: la Dra. Audrey Karperien de la *School of Community Health, Charles Sturt University* (Albury, Australia) y el Dr. Julio E. Cabrera del *Gene Regulation and Chromosome Biology Laboratory, National Cancer Institute Frederick, National Institutes of Health* (Frederick, Maryland, USA), por la rápida y eficaz resolución de las dudas que en su momento les planteé.

A Teresa y Lourdes Prieto de los Mozos por la lectura crítica y las sugerencias en la corrección.

A Teresa, el sitio de mi recreo

El deseo de aprender no es ambición. El
querer saber es nuestro destino como hombres.

CARLOS CASTANEDA
Las enseñanzas de Don Juan

FÉMUR: del griego *phyoo*, producir, y éste a
su vez de la raíz sánscrita *sanser*, ser o causar. El
dios Dionisos nació del muslo de Zeus al que éste
cose, hasta que alcanza la madurez, el feto extraído
de Sémele, muerta por los celos de su esposa, la
irascible Hera.

JOSÉ IGNACIO DE ARANA
Laboratorio del lenguaje (DM 6/oct/2009)

TABLA DE CONTENIDOS

AUTORIZACIÓN DEL DIRECTOR	v
DECLARACIÓN DE INTERESES.....	vii
AGRADECIMIENTOS	ix
ABREVIATURAS	xxi
ÍNDICE DE FIGURAS	xxv
ÍNDICE DE TABLAS.....	xxix
ÍNDICE DE ECUACIONES	xxxv
INTRODUCCIÓN Y JUSTIFICACIÓN DE LA TESIS	37
i. INTRODUCCIÓN.....	39
ii. PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN.....	40
iii. JUSTIFICACIÓN DEL ESTUDIO.....	41
<i>Capítulo 1: EVOLUCIÓN, BIPEDISMO Y ARQUITECTURA FEMORAL</i>	45
1.1. EVOLUCIÓN Y BIPEDISMO	47
1.2. LOS PRIMEROS BÍPEDOS HUMANOS.....	49
1.3. EL ORIGEN DE LA LOCOMOCIÓN BÍPEDA	54
1.4. MODIFICACIONES MORFOLÓGICAS PARA LA BIPEDESTACIÓN	59
1.5. OSTEOLÓGÍA FEMORAL	63
1.5.1. Desarrollo embrionario	63
1.5.2. Cabeza.....	63
1.5.3. Cuello.....	65
1.5.4. Trocánter mayor	66
1.5.5. Trocánter menor	66
1.5.6. Diáfisis	66
1.5.7. Ángulos femorales	67
1.6. ARQUITECTURA TRABECULAR DEL TERCIO PROXIMAL FEMORAL	68
1.6.1. Relación estímulos mecánicos y respuesta ósea: mecanostato óseo.....	72
1.6.1.1. Mecanotransducción ósea.....	73
1.6.1.2. Sistema RANKL/RANK/OPG.....	76
1.6.2. Sistemas trabeculares del complejo pélvico y de la cadera	79
1.6.2.1. Sistemas de trabéculas del coxal	79
1.6.2.2. Sistemas de trabéculas del fémur proximal	80

<i>Capítulo II: LA TEORÍA FRACTAL</i>	85
2.1. EL PROBLEMA DE LA TEXTURA.....	87
2.2. LA GEOMETRÍA FRACTAL	94
2.2.1. La ciencia de los sistemas dinámicos complejos no lineales	95
2.3. GENERALIDADES FRACTALES.....	105
2.3.1. Definición de fractal.....	105
2.3.2. Dimensión fractal	108
2.3.3. El método de conteo de celdas	113
2.3.4. El método del deslizado de celdas.....	120
2.4. APLICACIONES EN CIENCIAS DE LAS TEORÍAS DEL CAOS Y FRACTAL.....	125
2.4.1. Física y Química	126
2.4.2. Geología y meteorología	127
2.4.3. Biología	127
2.4.4. Biomedicina.....	128
 <i>Capítulo III: MATRICES DE CONCURRENCIA DEL NIVEL DE GRIS</i>	133
3.1. HISTOGRAMA DE GRIS Y TEXTURA	135
3.2. CONSTRUCCIÓN UNA MATRIZ DE CONCURRENCIA.....	139
3.3. CARACTERES TEXTURALES GLCM	141
3.3.1. Contraste GLCM.....	143
3.3.2. Homogeneidad GLCM	144
3.3.3. Uniformidad GLCM.....	145
3.3.4. Entropía GLCM.....	146
3.3.5. Correlación GLCM	148
3.4. RELACIONES ESPACIALES ENTRE PÍXELES VECINOS	150
3.5. APLICACIONES DEL ANÁLISIS TEXTURAL CON MATRICES DE CONCURRENCIA	154
3.5.1. Reconocimiento de patrones texturales con GLCM sobre imágenes	155
3.5.2. Reconocimiento de texturas con GLCM en imágenes biomédicas	156
 <i>Capítulo IV: OBJETIVOS E HIPÓTESIS</i>	161
4.1. OBJETIVOS.....	163
4.2. HIPÓTESIS	164

<i>Capítulo V: DISEÑO Y METODOLOGÍA</i>	165
5.1. FASES DE ESTUDIO	167
5.2. CARACTERÍSTICAS DE LA SERIE ÓSEA MUESTRAL	168
5.3. TRATAMIENTO Y MANEJO DE DATOS	170
5.4. TÉCNICA RADIOLÓGICA Y ADQUISICIÓN DE IMÁGENES	170
5.5. PROCESADO DE IMAGEN RX DEL HUESO TRABECULAR.....	171
5.5.1. Selección de las regiones de análisis.....	172
5.5.2. Procesado de imagen.....	175
5.5.2.1. Filtro “Máscara de suavizado”	177
5.5.2.2. Filtro “Máscara de suavizado, sustracción del fondo y umbralizado” ...	177
5.5.2.3. Filtro “Mejora del contraste y umbralizado”	178
5.6. ANÁLISIS DE LA ARQUITECTURA TRABECULAR	179
5.6.1. Descripción de la aplicación FracLac.....	179
5.6.2. Parámetros previos para el método Box-Counting (no solapado)	181
5.6.2.1. Ubicación de la cuadrícula de análisis.....	181
5.6.2.2. Opciones para el tipo de imagen.....	182
5.6.2.3. Ajustes del tamaño de celda.....	183
5.6.2.4. Suavizado de la recta de regresión.....	185
5.6.3. Variables del análisis fractal/lagunaridad Box-Counting.....	187
5.6.3.1. Dimensión fractal “Box-counting” (Dmbx)	187
5.6.3.2. Dimensión fractal “Box-counting” con corrección	187
5.6.3.3. Lagunaridad “Box-counting” (LACbx)	188
5.6.4. Parámetros previos para el método Sliding-Box (con solapado).....	189
5.6.4.1. Ajustes del tamaño de celda y de desplazamiento de la cuadrícula	190
5.6.4.2. Ubicación de la cuadrícula de análisis.....	191
5.6.5. Variables del análisis fractal/lagunaridad Sliding-Box.....	191
5.6.5.1. Dimensión fractal “Sliding Box” (Dmsl).....	191
5.6.5.2. Lagunaridad “Sliding Box” (LACsl)	191
5.7. APLICACIÓN TEXTURE ANALYZER PARA LAS GLCM	192
5.8. PROCEDIMIENTOS ESTADÍSTICOS	194
5.8.1. Estadística descriptiva	194
5.8.2. Análisis de la varianza en FRALAC, textural GLCM y HGR.....	195
5.8.3. Procedimiento de análisis multivariante con funciones discriminantes descriptivo	198

<i>Capítulo VI: RESULTADOS ANÁLISIS DEL HISTOGRAMA DE GRIS</i>	201
6.1. ANÁLISIS DE LA VARIANZA RELATIVOS AL HISTOGRAMA DE GRIS	203
6.1.1. Promedio del nivel de gris	204
6.1.2. Dispersión del nivel de gris	205
6.1.3. Variación del nivel de gris	206
6.2. ANÁLISIS MULTIVARIANTE DISCRIMINANTE DEL HISTOGRAMA DE GRIS.....	209
 <i>Capítulo VII: RESULTADOS ANÁLISIS FRACTAL Y DE LAGUNARIDAD</i>	215
7.1. ANÁLISIS DE LA VARIANZA DE LAS DIMENSIONES FRACTALES.....	217
7.1.1. Variable Dimensión Fractal “Box-Counting” (Dmbx)	219
7.1.2. Variable Dimensión Fractal con suavizado mayor (DmbxB).....	221
7.1.3. Variable Dimensión Fractal con suavizado menor (DmbxS)	222
7.1.4. Variable Dimensión Fractal “Sliding-box” (Dmsl)	224
7.2. ANÁLISIS DE LA VARIANZA DE LAS LAGUNARIDADES	228
7.2.1. Variable Lagunaridad “Box-Counting” (LACbx).....	228
7.2.2. Variable Lagunaridad “Sliding-box” (LACsl).....	230
7.3. ANÁLISIS MULTIVARIANTE DISCRIMINANTE DE LAS VARIABLES FRACLAC	233
7.3.1. AMD de la dimensiones fractales	233
7.3.2. AMD de las lagunaridades	238
 <i>Capítulo VIII: RESULTADOS ANÁLISIS TEXTURAL GLCM</i>	243
8.1. ANÁLISIS DE LA VARIANZA DEL CONTRASTE	246
8.2. ANÁLISIS DE LA VARIANZA DE LA HOMOGENEIDAD GLCM	251
8.3. ANÁLISIS DE LA VARIANZA DE LA UNIFORMIDAD GLCM	256
8.4. ANÁLISIS DE LA VARIANZA DE LA ENTROPÍA GLCM	261
8.5. ANÁLISIS DE LA VARIANZA DE LA CORRELACIÓN DE GRIS GLCM	265
8.6. ANÁLISIS MULTIVARIANTE DISCRIMINANTE DE LAS VARIABLES GLCM	270
 <i>Capítulo IX: DISCUSIÓN DE RESULTADOS</i>	275
9.1. CONSIDERACIONES EN RELACIÓN A LA MUESTRA	277
9.1.1. Sexo	278
9.1.2. Edad	279
9.2. CONSIDERACIONES EN RELACIÓN AL ANÁLISIS HGR	281
9.3. CONSIDERACIONES EN RELACIÓN AL ANÁLISIS FRACLAC	283
9.3.1. Sobre el procesado de las imágenes.....	283
9.3.2. Sobre los análisis de la varianza FRACLAC.....	286
9.3.3. Sobre otros trabajos FRACLAC.....	289

9.4.	CONSIDERACIONES EN RELACIÓN AL ANÁLISIS GLCM	292
9.4.1.	Sobre los parámetros de Contraste GLCM.....	295
9.4.2.	Sobre los parámetros de Orden GLCM	296
9.4.3.	Sobre el parámetro Correlación GLCM.....	297
9.4.4.	Sobre otros trabajos GLCM	297
9.5.	CONSIDERACIONES SOBRE LOS ANÁLISIS DISCRIMINANTES.....	301
9.5.1.	Análisis multivariado discriminante para el histograma de gris	302
9.5.2.	Análisis multivariado discriminante para las dimensiones fractales	302
9.5.3.	Análisis multivariado discriminante para las lagunaridades	303
9.5.4.	Análisis multivariado discriminante para los parámetros GLCM	303
9.6.	CONSIDERACIONES FINALES	304
CONCLUSIONES		311
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS		315
Anexo I: Estadística Histograma de Gris		375
Anexo II: Estadística Análisis FracLac.....		387
Anexo III: Estadística Análisis GLCM		419
Anexo IV: Códigos fuente de rutinas ImageJ		469
IV.1.	<i>Procesado Filtro Unsharp Mask</i>	<i>471</i>
IV.2.	<i>Procesado filtro Background Subtracter</i>	<i>472</i>
IV.3.	<i>Procesado filtro Filter Rank (Contrast Enhancer).....</i>	<i>485</i>
IV.4.	<i>Procesado binarización (Threshold).....</i>	<i>489</i>
IV.5.	<i>Algoritmo Fractal Box-Counter.....</i>	<i>491</i>
IV.6.	<i>Algoritmo Grey Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)</i>	<i>494</i>
ÍNDICE ONOMÁSTICO		501

ABREVIATURAS

AF	Análisis fractal.
AMD	Análisis multivariante discriminante exploratorio.
ANOVA	Análisis de la varianza.
ASCII	Código Estadounidense Estándar para el Intercambio de Información (<i>American Standard Code for Information Interchange</i>).
ASM	Uniformidad (<i>Angular Second Moment</i>) en relación a las matrices de concurrencia del nivel de gris (GLCM).
ATx	Análisis textural.
<i>Au.</i>	Género <i>Australopithecus</i> .
B	Byte, octeto de 8 bits.
bit	Dígito binario (<i>Binary Digit</i>). Unidad mínima de información en informática.
BMP	Proteína morfogenética ósea (<i>Bone Morphogenetic Protein</i>).
CE	Coefficiente de encefalización.
CEST	Corticoesteroides.
cm	Centímetro (10^{-2} m).
cm ³	Centímetro cúbico (10^{-3} l).
CON	Contraste en relación a las matrices de concurrencia del nivel de gris (GLCM).
COR	Correlación en relación a las matrices de concurrencia del nivel de gris (GLCM).
CV	Coefficiente de variación.
CvH	Variación de la intensidad de gris del histograma.
DF	Dimensión fractal.
DICOM	Formato de archivo de imágenes digitales para comunicación en Medicina (<i>Digital Imaging and Communication in Medicine</i>).
Dmbx	Dimensión fractal <i>Box-counting</i> (sin solapamiento de celdas).
DmbxB	Dimensión fractal <i>Box-counting</i> con suavizado mayor.
DmBxS	Dimensión fractal <i>Box-counting</i> con suavizado menor.
DMO	Densidad mineral ósea.
Dmsl	Dimensión fractal <i>Sliding-box</i> (con solapamiento de celdas).
DT	Desviación típica (estándar).
D _T	Dimensión topológica.

DtH	Dispersión de la intensidad de gris del histograma.
DXA	Densitometría ósea de doble fotón.
ENT	Entropía en relación a las matrices de concurrencia del nivel de gris (GLCM).
ETM	Error típico (estándar) de la media.
F	Valor de la F de Snedecor.
FR	Procesado de imagen <i>Filter Rank</i> seguido de una binarización.
FracLac	Análisis fractal y de lagunaridad. Aplicación de análisis fractal y de lagunaridad para <i>ImageJ</i> .
GB	Gigabyte (10^9 bytes).
GLCM	Matriz de concurrencia del nivel de gris (<i>Grey Level Co-occurrence Matrix</i>).
GLRL	<i>Grey-Level Run Lengths</i> . Método de análisis textural de segundo orden similar a las matrices de concurrencia del nivel de gris.
h	Hora.
H.	Género <i>Homo</i> .
HGR	Histograma de gris.
I.C.	Intervalo de confianza.
IDM	Homogeneidad (<i>Inverse Difference Moment</i>) en relación a las matrices de concurrencia del nivel de gris (GLCM).
IL	Interleucina.
Inf	Límite inferior de un intervalo de confianza.
kB	Kilobyte (10^3 B).
kg	Kilogramo (10^3 g).
km	Kilómetro (10^3 m).
kV	Kilovoltio (10^3 V).
LAC	Lagunaridad.
LACbx	Lagunaridad <i>Box-counting</i> .
LACsl	Lagunaridad <i>Sliding-box</i> .
Lat	Lateralidad.
m.a.	Millones de años.
mAs	Miliamperios por segundo (10^{-3} A/s).
Max	Máximo, en relación al rango de una variable.
MB	Megabyte (10^6 bytes).

MESH	Descriptores de Ciencias de la Salud (<i>Medical Subject Headings Terms</i>).
Min	Mínimo, en relación al rango de una variable.
min	Minuto.
MnH	Promedio de la intensidad de gris del histograma.
NIH	<i>National Institute of Health (USA)</i> .
O.	Género <i>Oreopithecus</i> .
OMS	Organización Mundial de la Salud.
OPG	Osteoprotegerina.
p	Significación estadística en relación al error α (tipo I).
PGE	Prostaglandina E.
PTH	Parathormona.
px	Píxel (<i>Picture Element</i>).
RANK	Receptor activador del factor nuclear κ B (<i>Receptor Activator for Nuclear Factor κB</i>).
RANKL	Ligando para RANK (<i>Receptor Activator for Nuclear Factor κB Ligand</i>).
RMN	Resonancia magnética nuclear.
ROI	Zona o región de interés (<i>Region of Interest</i>).
Rx	Radiografía. Imagen radiográfica.
s	Segundo.
S.A.E.	Sociedad Anatómica Española.
SEIOMM	Sociedad Española de Investigación Ósea y Metabolismo Mineral.
SER	Sociedad Española de Reumatología.
Sex	Sexo.
SPSS	Paquete informático para el análisis estadístico (<i>Statistical Package for the Social Sciences</i>).
Sup	Límite superior de un intervalo de confianza.
TAC	Tomografía axial computarizada.
Tb	Terabyte (10^{12} bytes).
Te	Tamaño del efecto estadístico.
Téxel	Elemento textural (<i>Textural Element</i>).

TGF- β	Factor de crecimiento transformante β (<i>Transforming Growth Factor</i>).
Tiff	Formato de archivo de imagen etiquetado (<i>Tagged Image File Format</i>).
TNF- α	Factor de necrosis tumoral α (<i>Tumor necrosis factor</i>).
UM	Procesado de imagen <i>Unsharp Mask</i> seguido de una sustracción del fondo y una binarización.
WHO	<i>World Health Organization</i> .
δ	<i>Delta</i> . En este trabajo representa la distancia entre los píxeles que componen las parejas para construir las matrices de concurrencia del nivel de gris (GLCM).
η^2	<i>Eta cuadrado</i> . Tamaño del efecto estadístico.
θ	<i>Theta</i> . Orientación relativa entre los dos píxeles que componen las parejas para construir las matrices de concurrencia del nivel de gris (GLCM).
λ	<i>Lambda</i> . En este trabajo puede referirse a la lagunaridad o al estadístico <i>Lambda de Wilks</i> .
μm	Micrómetros, micras (10^{-6} m).
μS	<i>Micro-strain</i> , unidad de tensión utilizada en biomecánica que se define como la deformación en % en relación a la longitud original del material. Una deformación del 1% equivale a 10 000 μS .
$\mu\text{-TC}$	Micro tomografía axial computarizada.

ÍNDICE DE FIGURAS

CAPÍTULO 1

Figura 1.1. Comparación de pelvis femeninas.	53
Figura 1.2. Pelvis humanas femenina y masculina.	60
Figura 1.3. Cortes sagitales del cuello femoral en tres especies de primates.....	61
Figura 1.4. Modelo de viga en voladizo para el fémur proximal.	61
Figura 1.5. Vistas anterior y posterior de un fémur humano.	64
Figura 1.6. Fuerzas internas de estrés en el fémur proximal.	70
Figura 1.7. Microtomografías del hueso trabecular de la cabeza femoral.....	71
Figura 1.8. Factores que influyen en el remodelado y la resistencia ósea.....	73
Figura 1.9. Modelo general de control de la resistencia y masa ósea.	75
Figura 1.10. Mecanotransducción ósea y sistema RANKL/RANK/OPG.	78
Figura 1.11. Sistemas de trabéculas del complejo pélvico y del fémur.....	80

CAPÍTULO 2

Figura 2.1. Tipos de texturas.	89
Figura 2.2. Atractor de Lorenz y conjunto de Mandelbrot.....	95
Figura 2.3. Modelo de crecimiento y distribución de la producción científica con los descriptores <i>Nonlinear Dynamics</i> y <i>Fractals</i>	101
Figura 2.4. Proceso de formación del copo de nieve de Koch.	109
Figura 2.5. Dimensiones euclídeas y fractales de objetos geométricos.....	112
Figura 2.6. Línea de costa de la Comunidad Autónoma de Murcia.	113
Figura 2.7. Gráfico de Richardson de las líneas fronterizas y líneas de costa.	115
Figura 2.8. Método de conteo de celdas.....	116
Figura 2.9. Gráfico <i>log-log</i> de la dimensión fractal.....	117
Figura 2.10. Dimensión fractal y lagunaridad.	119
Figura 2.11. Método del deslizamiento de celda.	121
Figura 2.12. Métodos de segmentación para la binarización.....	123
Figura 2.13. Segmentación de imágenes a partir del histograma de gris.....	124

CAPÍTULO 3

Figura 3.1. Histogramas de gris y características de primer orden.....	137
Figura 3.2. Caracteres de primer orden.	138
Figura 3.3. Construcción de la matriz de concurrencia del nivel de gris.	140
Figura 3.4. Caracteres texturales de contraste y orden.	146
Figura 3.5. Caracteres texturales de tipo estadístico.	147
Figura 3.6. Microtextura y macrotextura.	150
Figura 3.7. Texturas ejemplo para análisis GLCM.....	151
Figura 3.8. Comportamiento de las variables texturales GLCM según θ y δ	152

CAPÍTULO 5

Figura 5.1. Flujograma de los procesamientos y análisis de imagen.	168
Figura 5.2. Localización de las áreas de interés.	173
Figura 5.3. Diagrama de los procesados de imagen para el análisis textural y fractal.	175
Figura 5.4. Procesados de imagen en las 9 ROIS.	176
Figura 5.5. Interfaz de inicio de la aplicación y ejemplo de análisis fractal con FracLac para <i>ImageJ</i>	181
Figura 5.6. Parámetros de ajuste para el cálculo de la dimensión fractal <i>Box Counting</i>	183
Figura 5.7. Cuadrículas del análisis <i>Box-Counting</i>	184
Figura 5.8. Dimensión fractal <i>Box-Counting</i> corregida.	186
Figura 5.9. Parámetros de ajuste para el cálculo de la lagunaridad <i>Sliding-Box</i>	189
Figura 5.10. Cuadrículas del análisis <i>Sliding-Box</i>	190
Figura 5.11. Análisis textural GLCM con <i>ImageJ</i>	192
Figura 5.12. Algoritmo de decisión y pruebas estadísticas con el modelo mixto ANOVA factorial de medidas repetidas.	198
Figura 5.13. Algoritmo de decisión y pruebas estadísticas en el Análisis Discriminante Multivariado.	200

CAPÍTULO 6

Figura 6.1. Rx de referencia y ROI procesados en escala de gris.	203
Figura 6.2. Barras y perfiles de las variables del histograma de gris.	207
Figura 6.3. Dispersión con los centroides por ROI del histograma de gris.	212
Figura 6.4. Mapa territorial discriminante del histograma de gris.	212

CAPÍTULO 7

Figura 7.1. Rx de referencia y ROI procesados <i>Unsharp Mask</i> y <i>Filter Rank</i>	218
Figura 7.2. Barras y perfiles de la dimensión fractal <i>Box-counting</i>	220
Figura 7.3. Barras y perfiles de la dimensión fractal con suavizado mayor.	222
Figura 7.4. Barras y perfiles de la dimensión fractal con suavizado menor.	223
Figura 7.5. Barras y perfiles de la dimensión fractal <i>Sliding-box</i>	224
Figura 7.6. Tendencias de las dimensiones fractales en las áreas de interés.	225
Figura 7.7. Barras y perfiles de lagunaridad <i>Box-Counting</i>	229
Figura 7.8. Barras y perfiles de lagunaridad <i>Sliding-box</i>	230
Figura 7.9. Tendencias de las lagunaridades en las áreas de interés.	231
Figura 7.10. Dispersión con los centroides por ROI para las DF.	236
Figura 7.11. Mapa territorial discriminante de las dimensiones fractales.	237
Figura 7.12. Mapa territorial discriminante de las lagunaridades.	241
Figura 7.13. Dispersión con los centroides por ROI de las lagunaridades.	242

CAPÍTULO 8

Figura 8.1. Barras de error y perfiles para el <i>Contraste GLCM</i>	247
Figura 8.2. Barras de error y perfiles para el <i>Homogeneidad GLCM</i>	252
Figura 8.3. Barras de error y perfiles para el <i>Uniformidad GLCM</i>	257
Figura 8.4. Barras de error y perfiles para el <i>Entropía GLCM</i>	262
Figura 8.5. Barras de error y perfiles para el <i>Correlación GLCM</i>	266
Figura 8.6. Dispersión con los centroides por ROI de los parámetros GLCM.	272
Figura 8.7. Mapa territorial discriminante de los parámetros GLCM.	274

ÍNDICE DE TABLAS

CAPÍTULO 5

Tabla 5.1. Descripción de la localización de las regiones de interés.....	174
Tabla 5.2. Descripción de las variables fractales y de lagunaridad.	180
Tabla 5.3. Descripción de las variables GLCM y del HGR.	193

CAPÍTULO 6

Tabla 6.1. Resumen de la significación estadística de las comparaciones dos a dos entre las regiones de interés de las variables del HGR.....	208
Tabla 6.2. Autovalores de las funciones discriminantes del HGR.....	209
Tabla 6.3. Coeficientes estandarizados y matriz de la estructura de las funciones discriminantes del HGR.....	210
Tabla 6.4. Clasificación discriminante con el HGR.....	212

CAPÍTULO 7

Tabla 7.1. Resumen de la significación estadística de las comparaciones dos a dos entre las regiones de interés de las variables de <i>dimensión fractal</i>	227
Tabla 7.2. Resumen de la significación estadística de las comparaciones dos a dos entre las regiones de interés de las variables de <i>lagunaridad</i>	232
Tabla 7.3. Autovalores de las funciones discriminantes para dimensiones fractales.	234
Tabla 7.4. Coeficientes estandarizados y matriz de la estructura de las funciones discriminantes para las <i>dimensiones fractales</i>	234
Tabla 7.5. Clasificación discriminante para las <i>dimensiones fractales</i>	238
Tabla 7.6. Autovalores de las funciones discriminantes para las <i>lagunaridades</i>	238
Tabla 7.7. Coeficientes estandarizados y matriz de la estructura de las funciones discriminantes para las <i>lagunaridades</i>	239
Tabla 7.8. Clasificación discriminante con las <i>lagunaridades</i>	240

CAPÍTULO 8

Tabla 8.1. Resumen de la significación estadística de las comparaciones dos a dos entre las regiones de interés del <i>Contraste GLCM</i>	250
Tabla 8.2. Resumen de la significación estadística de las comparaciones dos a dos entre las regiones de interés de la <i>Homogeneidad GLCM</i>	254
Tabla 8.3. Resumen de la significación estadística de las comparaciones dos a dos entre las regiones de interés de la <i>Uniformidad GLCM</i>	260
Tabla 8.4. Resumen de la significación estadística de las comparaciones dos a dos entre las regiones de interés de la <i>Entropía GLCM</i>	264
Tabla 8.5. Resumen de la significación estadística de las comparaciones dos a dos entre las regiones de interés de la <i>Correlación GLCM</i>	269
Tabla 8.6. Autovalores de las funciones discriminantes de los parámetros GLCM.	270
Tabla 8.7. Clasificación discriminante con parámetros GLCM.	273

ANEXO I

Tabla I.1. Estadísticos descriptivos de las <i>variables del histograma</i>	377
Tabla I.2. Prueba ANOVA <i>Promedio</i> nivel gris histograma entre ROI.	378
Tabla I.3. Comparaciones por niveles <i>Promedio</i> nivel gris ROI frente a sexo.	378
Tabla I.4. Comparaciones por niveles <i>Promedio</i> nivel gris ROI frente a lateralidad.	378
Tabla I.5. Comparaciones por ROI <i>Promedio</i> nivel gris histograma.	379
Tabla I.6. Prueba ANOVA <i>Dispersión</i> nivel gris histograma entre ROI.	380
Tabla I.7. Comparaciones por niveles <i>Dispersión</i> nivel gris ROI frente a sexo.	380
Tabla I.8. Comparaciones por niveles <i>Dispersión</i> nivel ROI frente a lateralidad.	380
Tabla I.9. Comparaciones por ROI <i>Dispersión</i> nivel gris histograma.	381
Tabla I.10. Prueba ANOVA <i>Variación</i> gris histograma entre ROI.	382
Tabla I.11. Comparaciones por niveles <i>Variación</i> gris ROI frente a sexo.	382
Tabla I.12. Comparaciones por niveles <i>Variación</i> gris ROI frente a lateralidad.	382
Tabla I.13. Comparaciones por ROI <i>Variación</i> nivel gris histograma.	383
Tabla I.14. Prueba M de Box para las <i>variables del histograma de gris</i>	384
Tabla I.15. Matrices intra-grupo combinadas de las <i>variables del histograma</i>	384

Tabla I.16. Lambda de Wilks para significación de las funciones discriminantes del <i>histograma de gris</i>	384
Tabla I.17. Funciones en los centroides de los grupos de las variables del <i>histograma de gris</i>	385

ANEXO II

Tabla II.1. Estadísticos descriptivos de las variables de <i>dimensión fractal</i> procesado UM.....	389
Tabla II.2. Estadísticos descriptivos de las variables de <i>dimensión fractal</i> procesado FR.....	390
Tabla II.3. Prueba ANOVA <i>Dimensión fractal Box-Counting</i> entre ROI.....	391
Tabla II.4. Comparaciones por niveles <i>Dmbx_u</i> ROI frente a sexo.....	391
Tabla II.5. Comparaciones por niveles <i>Dmbx_u</i> ROI frente a lateralidad.....	392
Tabla II.6. Comparaciones por niveles <i>Dmbx_f</i> ROI frente a sexo.....	392
Tabla II.7. Comparaciones por niveles <i>Dmbx_f</i> ROI frente a lateralidad.....	392
Tabla II.8. Comparaciones por pares <i>Dmbx_u</i> según ROI.....	393
Tabla II.9. Comparaciones por pares <i>Dmbx_f</i> según ROI.....	394
Tabla II.10. Prueba ANOVA <i>Dimensión fractal con suavizado mayor</i> entre ROI.....	395
Tabla II.11. Comparaciones por niveles <i>DmbxB_u</i> ROI frente a sexo.....	395
Tabla II.12. Comparaciones por niveles <i>DmbxB_u</i> ROI frente a lateralidad.....	396
Tabla II.13. Comparaciones por niveles <i>DmbxB_f</i> ROI frente a sexo.....	396
Tabla II.14. Comparaciones por niveles <i>DmbxB_f</i> ROI frente a lateralidad.....	396
Tabla II.15. Comparaciones por pares <i>DmbxB_u</i> según ROI.....	397
Tabla II.16. Comparaciones por pares <i>DmbxB_f</i> según ROI.....	398
Tabla II.17. Prueba ANOVA <i>Dimensión fractal con suavizado menor</i> entre ROI.....	399
Tabla II.18. Comparaciones por niveles <i>DmbxS_u</i> ROI frente a sexo.....	399
Tabla II.19. Comparaciones por niveles <i>DmbxS_u</i> ROI frente a lateralidad.....	400
Tabla II.20. Comparaciones por niveles <i>DmbxS_f</i> ROI frente a sexo.....	400
Tabla II.21. Comparaciones por niveles <i>DmbxS_f</i> ROI frente a lateralidad.....	400
Tabla II.22. Comparaciones por pares <i>DmbxS_u</i> según ROI.....	401

Tabla II.23. Comparaciones por pares <i>DmbxS_f</i> según ROI.	402
Tabla II.24. Prueba ANOVA <i>Dimensión fractal Sliding-box</i> entre ROI.	403
Tabla II.25. Comparaciones por niveles <i>Dmsl_u</i> ROI frente a sexo.	403
Tabla II.26. Comparaciones por niveles <i>Dmsl_u</i> ROI frente a lateralidad.	404
Tabla II.27. Comparaciones por niveles <i>Dmsl_f</i> ROI frente a sexo.	404
Tabla II.28. Comparaciones por niveles <i>Dmsl_f</i> ROI frente a lateralidad.	404
Tabla II.29. Comparaciones por pares <i>Dmsl_u</i> según ROI.	405
Tabla II.30. Comparaciones por pares <i>Dmsl_f</i> según ROI.	406
Tabla II.31. Estadísticos descriptivos de las variables de <i>lagunaridad</i>	407
Tabla II.32. Prueba ANOVA <i>Lagunaridad Box-counting</i> entre ROI.	408
Tabla II.33. Comparaciones por niveles <i>LACbx_u</i> ROI frente a sexo.	408
Tabla II.34. Comparaciones por niveles <i>LACbx_u</i> ROI frente a lateralidad.	409
Tabla II.35. Comparaciones por niveles <i>LACbx_f</i> ROI frente a sexo.	409
Tabla II.36. Comparaciones por niveles <i>LACbx_f</i> ROI frente a lateralidad.	409
Tabla II.37. Comparaciones por pares <i>LACbx_u</i> según ROI.	410
Tabla II.38. Comparaciones por pares <i>LACbx_f</i> según ROI.	411
Tabla II.39. Prueba ANOVA <i>Lagunaridad Sliding-box</i> entre ROI.	412
Tabla II.40. Comparaciones por niveles <i>LACsl_u</i> ROI frente a sexo.	412
Tabla II.41. Comparaciones por niveles <i>LACsl_u</i> ROI frente a lateralidad.	413
Tabla II.42. Comparaciones por niveles <i>LACsl_f</i> ROI frente a sexo.	413
Tabla II.43. Comparaciones por niveles <i>LACsl_f</i> ROI frente a lateralidad.	413
Tabla II.44. Comparaciones por pares <i>LACsl_u</i> según ROI.	414
Tabla II.45. Comparaciones por pares <i>LACsl_f</i> según ROI.	415
Tabla II.46. Prueba M de Box para las <i>variables fractales</i>	416
Tabla II.47. Matrices intra-grupo combinadas de las <i>variables fractales</i>	416
Tabla II.48. Lambda de Wilks para significación de las funciones discriminantes de las <i>variables fractales</i>	416
Tabla II.49. Funciones en los centroides de los grupos de las <i>variables fractales</i>	416
Tabla II.50. Prueba M de Box para las <i>variables de lagunaridad</i>	417
Tabla II.51. Matrices intra-grupo combinadas de las <i>variables de lagunaridad</i>	417

Tabla II.52. Lambda de Wilks para significación de las funciones discriminantes de <i>variables de lagunaridad</i>	417
Tabla II.53. Funciones en los centroides de los grupos de las <i>variables de lagunaridad</i>	417

ANEXO III

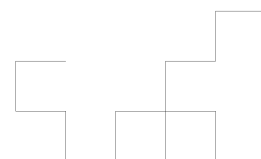
Tabla III.1. Estadísticos descriptivos del <i>Contraste GLCM</i>	421
Tabla III.2. Estadísticos descriptivos de la <i>Homogeneidad GLCM</i>	423
Tabla III.3. Estadísticos descriptivos de la <i>Uniformidad GLCM</i>	425
Tabla III.4. Estadísticos descriptivos de la <i>Entropía GLCM</i>	427
Tabla III.5. Estadísticos descriptivos de la <i>Correlación GLCM</i>	429
Tabla III.6. Prueba ANOVA <i>Contraste GLCM</i> según ROI.	431
Tabla III.7. Comparaciones por pares <i>Contraste 0° 1 px</i> según ROI.	432
Tabla III.8. Comparaciones por pares <i>Contraste 0° 5 px</i> según ROI.	433
Tabla III.9. Comparaciones por pares <i>Contraste 0° 10 px</i> según ROI.	434
Tabla III.10. Comparaciones por pares <i>Contraste 90° 1 px</i> según ROI.	435
Tabla III.11. Comparaciones por pares <i>Contraste 90° 5 px</i> según ROI.	436
Tabla III.12. Comparaciones por pares <i>Contraste 90° 10 px</i> según ROI.	437
Tabla III.13. Prueba ANOVA <i>Homogeneidad GLCM</i> según ROI.	438
Tabla III.14. Comparaciones por pares <i>Homogeneidad 0° 1 px</i> según ROI.	439
Tabla III.15. Comparaciones por pares <i>Homogeneidad 0° 5 px</i> según ROI.	440
Tabla III.16. Comparaciones por pares <i>Homogeneidad 0° 10 px</i> según ROI.	441
Tabla III.17. Comparaciones por pares <i>Homogeneidad 90° 1 px</i> según ROI.	442
Tabla III.18. Comparaciones por pares <i>Homogeneidad 90° 5 px</i> según ROI.	443
Tabla III.19. Comparaciones por pares <i>Homogeneidad 90° 10 px</i> según ROI.	444
Tabla III.20. Prueba ANOVA <i>Uniformidad GLCM</i> según ROI.	445
Tabla III.21. Comparaciones por pares <i>Uniformidad 0° 1 px</i> según ROI.	446
Tabla III.22. Comparaciones por pares <i>Uniformidad 0° 5 px</i> según ROI.	447
Tabla III.23. Comparaciones por pares <i>Uniformidad 0° 10 px</i> según ROI.	448
Tabla III.24. Comparaciones por pares <i>Uniformidad 90° 1 px</i> según ROI.	449

Tabla III.25. Comparaciones por pares <i>Uniformidad 90° 5 px</i> según ROI.....	450
Tabla III.26. Comparaciones por pares <i>Uniformidad 90° 10 px</i> según ROI.....	451
Tabla III.27. Prueba ANOVA <i>Entropía GLCM</i> según ROI.....	452
Tabla III.28. Comparaciones por pares <i>Entropía 0° 1 px</i> según ROI.....	453
Tabla III.29. Comparaciones por pares <i>Entropía 0° 5 px</i> según ROI.....	454
Tabla III.30. Comparaciones por pares <i>Entropía 0° 10 px</i> según ROI.....	455
Tabla III.31. Comparaciones por pares <i>Entropía 90° 1 px</i> según ROI.....	456
Tabla III.32. Comparaciones por pares <i>Entropía 90° 5 px</i> según ROI.....	457
Tabla III.33. Comparaciones por pares <i>Entropía 90° 10 px</i> según ROI.....	458
Tabla III.34. Prueba ANOVA <i>Correlación GLCM</i> según ROI.....	459
Tabla III.35. Comparaciones por pares <i>Correlación 0° 1 px</i> según ROI.....	460
Tabla III.36. Comparaciones por pares <i>Correlación 0° 5 px</i> según ROI.....	461
Tabla III.37. Comparaciones por pares <i>Correlación 0° 10 px</i> según ROI.....	462
Tabla III.38. Comparaciones por pares <i>Correlación 90° 1 px</i> según ROI.....	463
Tabla III.39. Comparaciones por pares <i>Correlación 90° 5 px</i> según ROI.....	464
Tabla III.40. Comparaciones por pares <i>Correlación 90° 10 px</i> según ROI.....	465
Tabla III.41. Prueba M de Box para las <i>variables texturales GLCM</i>	466
Tabla III.42. Lambda de Wilks para significación de las funciones discriminantes de las <i>variables texturales GLCM</i>	466
Tabla III.43. Funciones en los centroides de los grupos del <i>análisis textural GLCM</i>	466
Tabla III.44. Matriz de la estructura de <i>variables texturales GLCM</i>	467
Tabla III.45. Coeficientes estandarizados discriminantes de <i>parámetros GLCM</i>	468

ÍNDICE DE ECUACIONES

Ecuación [1]. Dimensión topológica de una recta.	110
Ecuación [2]. Dimensión topológica de un plano.	110
Ecuación [3]. Dimensión topológica de un cubo.	110
Ecuación [4]. Dimensión topológica generalizada.	110
Ecuación [5]. Dimensión fractal.	111
Ecuación [6]. Dimensión fractal del <i>Copo de nieve de Koch</i>	111
Ecuación [7]. Dimensión fractal <i>Box-counting</i>	116
Ecuación [8]. Lagunaridad.	121
Ecuación [9]. Lagunaridad media.	121
Ecuación [10]. Media del nivel de gris.	136
Ecuación [11]. Dispersión del nivel de gris.	136
Ecuación [12]. Variación del nivel de gris.	136
Ecuación [13]. Asimetría del nivel de gris.	136
Ecuación [14]. Curtosis del nivel de gris.	136
Ecuación [15]. Energía del nivel de gris.	136
Ecuación [16]. Entropía del nivel de gris.	136
Ecuación [17]. Contraste GLCM.	143
Ecuación [18]. Homogeneidad GLCM.	144
Ecuación [19]. Uniformidad GLCM.	145
Ecuación [20]. Entropía GLCM.	147
Ecuación [21]. Correlación GLCM.	148
Ecuación [22]. Media nivel de gris i en relación a la pareja i,j	148
Ecuación [23]. Media nivel de gris j en relación a la pareja i,j	148
Ecuación [24]. Dispersión de gris i en relación a la pareja i,j	149
Ecuación [25]. Dispersión de gris j en relación a la pareja i,j	149
Ecuación [26]. Dimensión fractal media.	187
Ecuación [27]. Dimensión fractal <i>Box-counting</i>	187
Ecuación [28]. Lagunaridad.	188
Ecuación [29]. Lagunaridad media.	188

INTRODUCCIÓN Y JUSTIFICACIÓN DE LA TESIS



INTRODUCCIÓN Y JUSTIFICACIÓN DE LA TESIS

i. INTRODUCCIÓN

La arquitectura trabecular del tercio proximal del fémur humano posee una disposición característica de la especie que ha estado unida durante su evolución a la adquisición de la bipedestación y de la marcha bípeda, objeto de estudio por parte de paleontólogos, antropólogos, ingenieros y biomecánicos.

En la actualidad, esta región anatómica adquiere una importante dimensión socio-económico-sanitaria (Groba *et al.*, 2010; SEIOMM, 2010b).

Desde el punto de vista clínico por el aumento progresivo, y paralelo al envejecimiento demográfico, de la incidencia de enfermedades como la osteoporosis –se estima que afecta a 150-200 millones de personas y que la sufrirá el 33% de las mujeres mayores de 50 años, con una prevalencia del 40% en mujeres de 70-80 años–, la osteoartritis y las fracturas muchas veces a ellas asociadas con una elevada morbilidad y mortalidad. Según datos de la Sociedad Española de Reumatología (SER), la incidencia anual de fracturas de cadera pasará de 414 000 a 972 000 en los próximos 50 años. Según Groba *et al.* (2001) en España se estiman unas 30 000 fracturas de cadera al año, pero según datos de la Sociedad Española de Fracturas Osteoporóticas (SEFRAOS) esa cifra podría llegar a las 65 000 fracturas al año.

El impacto sanitario y económico es enorme: en la Unión Europea, la osteoporosis genera unas 500 000 estancias hospitalarias anuales con un gasto de 3 500 millones de euros.

Todo esto hace que el conocimiento, evaluación y caracterización de la arquitectura ósea se haya convertido en un objetivo de los profesionales de la salud.

La historia del estudio del tercio proximal del fémur ha estado relacionada con los avances técnicos y las tendencias de cada época. Desde finales del S. XIX hasta bien entrada la primera mitad del S. XX se abordó desde un punto de vista mecánico buscando analogías con la ingeniería civil. A partir de la segunda mitad del S. XX distintos investigadores empezaron a generar modelos mecánicos con los que estudiar cómo se distribuían las fuerzas por los diferentes haces trabeculares y, con el desarrollo de los primeros ordenadores, comenzaron a generarse modelos matemáticos complejos como los de elementos finitos.

Desde la década que comienza en 1980, con el avance de la biología celular y molecular y con la aparición de nuevas técnicas de imagen y herramientas informáticas más potentes, y hasta la actualidad más reciente, en la que ya se están evaluando dianas terapéuticas en los niveles génico y molecular, se avanza en el conocimiento de los aspectos de la biología ósea y sus características mecánicas hasta niveles insospechados.

ii. PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

En este contexto las técnicas de análisis de imagen biomédica han tenido un papel esencial por cuanto permiten extraer información compleja de las estructuras biológicas que en ellas aparecen. En el caso del tejido óseo, en especial el hueso esponjoso o trabeculado, tiene un gran interés práctico la determinación de su complejidad espacial y las características estructurales o, si se quiere arquitectónicas, de su entramado.

En los primeros estudios de este tipo la técnica de imagen de elección fue la radiología convencional que rápidamente fue desplazada por otras, como la tomografía axial computarizada o la resonancia magnética que hoy día ya poseen unos enormes niveles de resolución pero con costes elevados y, como consecuencia, no siempre están al alcance general.

En relación al tejido óseo existe otra técnica que, si bien por el momento no aporta información arquitectónica o estructural (Wallach *et al.*, 1992; Law *et al.*, 1996; Link y Majumdar, 2004), sí cuantifica la masa ósea: la densitometría ósea. Su relativamente bajo coste y su baja dosis de radiación sobre el paciente (Gómez-Alonso, 2010) la convierten en la técnica de elección cuando se trata de evaluar el *estado óseo* de un sujeto (no en vano la OMS define la osteoporosis como dos desviaciones estándar por debajo de la densidad ósea correspondiente a un sujeto según su sexo y edad).

Estos motivos, y quizá otros, han motivado que en los últimos años se haya dejado de lado el análisis de imágenes radiológicas óseas como fuente de información sobre la que poder aplicar técnicas de imagen avanzadas y que podrían ser apropiadas para analizar y estudiar el entramado trabecular (Lee *et al.*, 2002). En un reciente trabajo publicado por Bacchetta *et al.* (2010) se justifica la realiza-

ción de estudios texturales sobre hueso empleando técnicas de imagen asequibles y menos costosas como la radiología convencional.

Quedan ya lejanos los estudios de Singh *et al.* (1970 y 1972) donde se describía el índice homónimo que establecía una gradación en la atenuación trabecular. A pesar de que existen diferentes opiniones sobre su validez para la predicción de las propiedades mecánicas del hueso femoral (Cooper *et al.*, 1986; Masud *et al.*, 1995; Koot *et al.*, 1996; Hauschild *et al.*, 2009), se trata de un método sencillo para la estimación de la calidad ósea pero hay que tener en cuenta que con la radiología convencional, sólo se pueden detectar –visualmente– pérdidas de alrededor del 30% en la mineralización ósea lo que limita su uso como elemento predictor de osteoporosis o de fractura (Heneghan *et al.*, 1997; Soontrapa *et al.*, 2005).

Desde entonces son relativamente pocos los trabajos que se han ocupado de explorar con otros métodos, en principio más potentes que la observación de exploradores expertos, el patrón textural del tercio proximal del fémur.

Pulkkinen *et al.* (2008) apuntan que una imagen radiológica representa una proyección bidimensional del patrón trabecular que puede contemplarse como una textura. En ella se encontrarán características de complejidad estructural y textural subyacentes que difícilmente pueden ser cuantificadas y detectadas a simple vista.

iii. JUSTIFICACIÓN DEL ESTUDIO

Distintos grupos de trabajo han puesto de manifiesto la utilidad del uso de técnicas y análisis de imagen avanzadas evidenciando que el hueso trabecular puede estudiarse bajo las premisas de la geometría fractal y otros métodos texturales (Smyth *et al.*, 1997; Pothuaud *et al.*, 1998; Lin *et al.*, 1999; Veenland *et al.*, 2002; Gregory *et al.*, 2004).

Si a esto añadimos que, gracias a las posibilidades de análisis de datos programas y ordenadores actuales, podemos procesar cantidades ingentes de información y aplicar sobre ellas técnicas estadísticas avanzadas, creemos justificado el trabajo desarrollado en esta tesis, aún más cuando en la literatura científica no se encuentran demasiados trabajos que realicen abordajes multid-

mensionales para la caracterización del hueso trabecular (Andresen *et al.*, 1999; Christopher y Ramakrishnan, 2007).

Lo que se ha pretendido con el desarrollo de este trabajo es comprobar y comparar la potencial utilidad de tres métodos diferentes en la caracterización de distintas regiones de hueso trabeculado en el tercio proximal del fémur sobre radiografía convencional: el análisis del nivel de gris, el análisis fractal y de lagunaridad y el análisis con matrices de concurrencia del nivel de gris. Además del abordaje estadístico univariante, más clásico, se han empleado técnicas de análisis multidimensional que permiten caracterizar el objeto de estudio tratando todas las variables de un modo conjunto que permita detectar patrones o tendencias que pueden pasar desapercibidos.

En el primer capítulo se expone el contexto antropológico de la arquitectura ósea del tercio proximal del fémur seguido de unas pinceladas de la anatomía femoral y biología óseas.

El capítulo segundo entronca con el concepto de textura y los métodos para analizarla para, a continuación, desarrollar la base teórica de uno de los dos utilizados en este trabajo: la geometría fractal.

En la tercera parte, recogida en el siguiente capítulo, se muestran los fundamentos y los rudimentos matemáticos de otro de los métodos texturales usados aquí: las matrices de concurrencia del nivel de gris.

El capítulo quinto se ha reservado para la descripción metodológica, tanto de la adquisición de las imágenes radiológicas como de los algoritmos de procesamiento y análisis de imagen, para finalizar con el desarrollo de la metodología estadística llevada a cabo.

Los resultados se han organizado en tantos capítulos, del sexto al octavo, como métodos de análisis: análisis del histograma, análisis fractal y de lagunaridad y análisis textural con matrices de concurrencia.

Finalmente el capítulo nueve se ha reservado para la discusión en la que se exponen los resultados de forma sumaria, se identifican los aspectos mejorables o problemáticos y se revisa la literatura científica.

Con las notas a pie de página se ha intentado que la lectura del texto principal pueda realizarse sin necesidad de recurrir a ellas y, de esta forma, aclarar conceptos y aportar información adicional o bibliografía ampliada.

En las figuras, en especial las contenidas en el marco teórico, se ha intentado que tuvieran comprensibilidad y por ello, en ocasiones, los pies de figura son extensos.

El trabajo se completa con cuatro anexos donde pueden consultarse las tablas esenciales para la interpretación estadística que, por motivos de claridad, no se han introducido en el cuerpo del trabajo. Se adjuntan también los códigos fuente de los algoritmos de procesamiento y análisis de imagen utilizados.

Por último se aporta un índice onomástico para facilitar la localización en el texto de referencias concretas.

No quiero dar por finalizada esta introducción sin citar las palabras del filósofo José Antonio Marina: *el vocabulario náutico guarda una sabiduría ancestral. Por ello distingue entre obra viva y obra muerta de un barco. Obra viva es la que soporta las fuerzas del oleaje, la presión del agua, es decir, lo que está bajo el nivel de flotación y mantiene el barco a flote. La obra muerta es lo vistoso, lo que se pavonea al aire.*

Como Marina propone que se lleve a cabo en cualquier investigación rigurosa, en esta tesis hemos intentado cuidar especialmente lo que no se ve, la obra viva, la bibliografía, la documentación, el trabajo de campo y el conocimiento de los programas informáticos adecuados, el análisis estadístico cuidadoso; intentábamos con ello dar solidez y eficacia a nuestras conclusiones, la obra muerta. Esperamos haberlo conseguido.

Capítulo I

**EVOLUCIÓN, BIPEDISMO Y
ARQUITECTURA FEMORAL**



Capítulo 1

EVOLUCIÓN, BIPEDISMO Y ARQUITECTURA FEMORAL

Para no contradecir al genetista Theodosius Dobzhansky que, en 1973, sostenía que «en Biología nada tiene sentido si no se examina bajo el prisma de la evolución», y puesto que el tema del presente trabajo involucra a una región anatómica que en el pasado sufrió una fuerte modificación adaptativa –determinante de que el hombre haya llegado a ser lo que es–, conviene que comencemos desde un punto de vista paleoantropológico para continuar con una descripción anatómica de la porción proximal del fémur.

1.1. EVOLUCIÓN Y BIPEDISMO

Uno de los rasgos más llamativos en la evolución de los homínidos es el incremento progresivo de la capacidad cerebral¹ desde los 400-500 cm³ del *Australopithecus afarensis* –con capacidad similar a la de un chimpancé actual– pasando por los 500-675 cm³ del *Homo habilis*, y los 750-1 250 cm³ del *H. erectus*, hasta los 1 200-1 600 cm³ de los humanos modernos².

En la actualidad se asume que, cuando estos cambios cerebrales estaban instaurados, ya se había producido otro hecho: el *bipedismo*³.

¹ Los otros tres rasgos básicos son la posibilidad de caminar erguido, la capacidad para fabricar herramientas y la reducción en el tamaño de las piezas dentarias (Lovejoy, 1981; Lewin, 1994; Stein y Rowe, 2005).

² Es posible que existan pequeñas diferencias en las estimaciones de la capacidad craneal pero son irrelevantes en el tema que nos ocupa. Hemos consultado tanto obras de referencia de especialistas (Aguirre, 1986; Lewin, 1994 y Wood, 1998) como de divulgación de autores reconocidos (Kuper, 1996; Harris, 1997; Arsuaga y Martínez, 2002).

³ Aunque inicialmente se clasificó a los primates según su tipo de locomoción –trepadores, cuadrúpedos, braquiadores y bípedos– en la actualidad se prefiere hablar del perfil locomotor que incluiría no sólo comportamientos motores sino también posturales (Stevenson, 1991). Además importa dejar claras las diferencias entre los términos bípedo y bipedestación, más relacionados con la posición erguida sobre las patas traseras (miem-

El bipedismo que clásicamente se ha considerado un paso crucial en el proceso de hominización⁴, supuso una serie de cambios anatómicos importantes⁵ (Bermúdez y Domínguez-Rodrigo, 1992; Lovejoy, 1981 y 2000; Moyá-Solá, 2000; Bermúdez *et al.*, 2004). Dichos cambios se concretan en: la inferiorización de la posición del agujero occipital, el desarrollo de las cuatro curvaturas de columna vertebral, la modificación en el tamaño y posición de la pelvis y de la cadera, y una reestructuración del complejo articular del pie para soportar el peso corporal (Sherwood, 1987; Reichholf, 1994; Tardieu, 2002; Stein, 2003; Jurmain *et al.*, 2005). Volveremos más adelante sobre ellos por su implicación en la arquitectura femoral.

El ser humano no es el único animal que logra la bipedestación, pero sí es el único que utiliza este tipo de locomoción de una manera continuada. La aptitud para la bipedación ya existe en el último antepasado común de los homínidos, no

bro inferior) y los términos bipedismo y bipedalismo, que se refieren a la forma de locomoción sobre dos miembros y en posición más o menos erguida. El uso de ambos términos en la bibliografía es, en muchas ocasiones, ambiguo. Berge y Gasc (2004) han resumido en cuatro categorías las 52 posturas y los 74 modos distintos de locomoción registrados por diferentes primatólogos: cuadrúpedos arborícolas y terrestres, trepadores o saltadores verticales, braquiadores y bípedos. La relación entre comportamiento locomotor y estructura ósea, en concreto el fémur proximal, también ha sido puesta en evidencia en estudios de anatomía comparada mediante TAC de alta resolución en diferentes grupos de monos estrepsirinos –un suborden de primates que engloba a los monos de Madagascar y Asia–; Ryan y Ketcham (2002a,b) encontraron una fuerte relación entre las características trabeculares de la cabeza femoral y los comportamientos locomotores de forma que la anisotropía era significativamente mayor en aquellos grupos en los que la locomoción consistía en grandes saltos.

⁴ En lo que respecta al proceso de hominización, parece que todo comienza hace unos 15 m.a. por un profundo cambio ecológico en el continente africano: una enorme grieta de 5000 km de norte a sur se abrió en la zona oriental del continente provocando el paso de un ecosistema de tipo selvático a otro de tipo sabana, con menos vegetación y espacios más abiertos (Coppens, 1991; Harris, 1997; Bonis, 2000; Coppens, 2000; Baur y Ziegler, 2003). En este sentido resultan interesantes los estudios de Sabater Pi (2000) sobre la relación entre ecología y conducta de los primates africanos.

⁵ Transcurrieron cerca de 2 m.a. desde la adquisición de la locomoción bípeda hasta alcanzar un incremento significativo del tamaño cerebral. Parece que los coeficientes de encefalización (CE) de *Au. afarensis* y *Au. africanus* son sólo ligeramente mayores que los del chimpancé. El incremento significativo en el CE se constata por primera vez en el género *Homo*, que presenta un CE un 80% superior al mostrado por *Au. afarensis*.

como tal, sino incluida en los repertorios locomotores de los grandes monos hominoideos, habituados a suspenderse desde hace más de 16 millones de años (Bonis, 2000). Sólo posteriormente se seleccionó este carácter y se reforzó en algunos linajes, en particular el nuestro (Berge y Gasc, 2004)⁶.

1.2. LOS PRIMEROS BÍPEDOS HUMANOS

La mayoría de la comunidad científica acepta que los primeros datos⁷ que se tienen del registro fósil de un homínido bípedo tienen una antigüedad de entre 3,5 y 4 millones de años (m.a.) y corresponden a la especie *Au. afarensis*, muy anterior al momento en el que se produjo el salto cuantitativo, y probablemente también cualitativo, en la capacidad craneal.

⁶ El hombre no es ni mucho menos el único animal bípedo, ni siquiera el único mamífero bípedo (Goertler, 1976; Dobzhansky *et al.*, 1980; Crusafont, 1986; Bacon, 2000; Moyá-Solá, 2000). Piénsese en un canguro o en algunos roedores que se desplazan saltando sobre sus patas traseras, o en los suricatas que se yerguen sobre sus miembros inferiores para ver mejor lo que les rodea. En cuanto a los primates, los gibones en ocasiones se desplazan saltando sobre sus patas posteriores, y los orangutanes y chimpancés pueden recorrer pequeñas distancias de forma bípeda. Sí es cierto que el hombre es único en mantener una postura erguida como posición *natural* y desarrollar una marcha con el tronco verticalizado (Dobzhansky *et al.*, 1980; Kummer, 1991; Bacon, 2000; Lorenzo, 2005). Parece que la postura erecta es una tendencia general en todos los primates pero sólo se ha observado un bipedalismo eficiente en los homínidos (Rose, 1991; Jurmain *et al.*, 2005).

⁷ He obviado el caso de *Oreopithecus bambolii* -7-8 m.a. en lo que hoy es la región de Toscana, en Italia- emparentado con el grupo de los orangutanes, gorilas, chimpancés y humanos. Parece que hay evidencias claras de que fue bípedo, con los brazos más largos que las piernas y capacidad prensil en los pies, lo que posiblemente les permitiría mantener su capacidad trepadora. El grupo de Moyá-Solá y Köhler ha estudiado y documentado estos casos (Köhler y Moyá-Solá, 1997; Moyá-Solá, 2000). Aunque una parte de la comunidad científica no está de acuerdo (Lorenzo, 2005), este grupo propone que la adquisición de la locomoción bípeda de esta especie se produjo por una combinación de características morfológicas y un ambiente ecológico de tipo insular. Bacon (2000) opina que, aún considerando que *O. bambolii* fuera bípedo o se irguiera sobre sus miembros inferiores, las características de una especialización en la marcha bípeda no aparecerían hasta los australopitecos (alrededor de los 5 m.a.). Podría tratarse de un caso de convergencia evolutiva, o quizá la tendencia a la bipedestación ya estaba presente y el linaje homínido la desarrolló mientras que el linaje de los monos antropomorfos evolucionó hacia un cuadrupedismo relativo (Gee, 2001; Stein y Rowe, 2003).

Parece lógico pensar que, si en el australopiteco la marcha erguida estaba bien definida, su origen pudo estar ya presente entre los 8 y 10 m.a. (Lovejoy *et al.*, 1973; Lovejoy, 1981 y 2000; Bacon, 2000).

Para McHenry (1991) la aparición del bipedismo fue relativamente repentina, en el sentido de que involucró a una compleja alteración de la estructura en un período relativamente corto. Nos encontramos aquí con el problema de que el registro fósil postcraneal es escaso antes de los 4 m.a., precisamente el período de tiempo donde presumiblemente se produjo la transición al bipedismo (Stevenson, 1991; McHenry, 1994; Kuper, 1996)⁸.

Los paleoantropólogos se basan en una serie de características para determinar si un fémur fósil perteneció a un individuo bípedo o no. Uno de los rasgos más característicos es la presencia de un ángulo bicondíleo femoral⁹, bien estudiado por investigadores como Heiple y Lovejoy (1973), Tardieu y Trinkaus (1994), Tardieu (1999) o Shefelbine *et al.* (2002). En los australopitecos este ángulo sería mayor que en los humanos modernos, posiblemente debido a una menor estatura, una pelvis más ancha y un cuello femoral más largo. Son destacables las evidencias encontradas sobre la formación del ángulo a lo largo del desarrollo ontogenético del individuo puesto que parece que no es rasgo genético intrínseco

⁸ Además del esqueleto –apodado *Lucy*– perteneciente a una hembra joven de *Au. afarensis* encontrado en Hadar-Etiopía y datado en aproximadamente en 3,2 m.a., que muestra que era completamente bípeda, aparecieron en Laetoli-Tanzania las huellas de las pisadas de tres homínidos, posiblemente de la especie *Au. afarensis* datadas en 3.5 m.a. (White y Suwa, 1987). Estas huellas no dejan lugar a duda de que los individuos que las dejaron eran completamente bípedos con un patrón de marcha muy similar al de los humanos modernos a pesar de tener una capacidad craneal no muy distinta de la de un chimpancé (Leakey y Hay, 1979; Leakey y Lewin, 1999; McHenry, 1994; Arsuaga, 2002; Lorenzo, 2005). Muy recientemente (concretamente el 21 de junio de 2010 en el avance *online*) Haile-Selassie *et al.* (2010) han publicado el hallazgo de unos restos correspondientes a un espécimen de *Au. afarensis* que reflejan que era completamente bípedo y que ha sido datado con una antigüedad de 3,58 m.a.

⁹ El ángulo de divergencia está formado por el eje longitudinal de la diáfisis y el eje perpendicular al plano que une los cóndilos femorales por su parte más distal. En los primates vivos más cercanos a los humanos –chimpancés, gorilas y orangutanes– se encuentran ángulos sensiblemente menores (Kummer, 1991). Se supone que un ángulo bicondíleo elevado facilita los movimientos de flexo-extensión de la rodilla en un plano parasagital, mientras que mantiene la posición de la rodilla cercana al centro de gravedad.

de los primeros homínidos sino más bien una respuesta esquelética a un cambio en la actividad locomotora¹⁰.

La curvatura diafisaria femoral es otro de los rasgos a considerar. Shackelford y Trinkaus (2002) determinaron esta curvatura en neandertales y humanos modernos (del Pleistoceno) y humanos contemporáneos¹¹. Comprobaron que los neandertales tienen en promedio curvaturas más marcadas, aunque las diferencias con los humanos no son significativas. Sí se observa, no obstante, un patrón en la reducción de la curvatura. Weaver (2003) llega a resultados similares y pone de manifiesto que no está tan claro como se creía que esas diferencias en las proporciones corporales se deban al clima en las que habitaron unos y otros¹².

Desde las formas más primitivas de homínidos bípedos hasta los humanos modernos se ha evidenciado una tendencia hacia una pérdida progresiva en la robustez del esqueleto en general y del fémur en especial, si bien parece que me-

¹⁰ Tardieu y Trinkaus (1994) y Tardieu (1999) trabajaron con un modelo de elementos finitos de la parte distal del fémur en el que simularon el crecimiento de esta zona. Comprobaron que pequeñas asimetrías en las cargas (20% más) sobre el cóndilo medial eran suficientes para explicar un ángulo de divergencia de 10° a los 8 años de edad. Así mismo, observaron que en niños que no desarrollaban la marcha bípeda este ángulo no se definía lo que supone que no está determinado genéticamente. Parece que el cierre del ángulo cérvico-diafisario hasta los 125°-130° y la reducción del ángulo de anteversión del cuello femoral desde los 30° hasta aproximadamente los 10° se producen en el niño durante la maduración de la marcha (Tardieu, 2002).

¹¹ Los neandertales pertenecen al género *Homo* y por tanto son posteriores a los australopitecos; se considera que los neandertales tuvieron un ancestro común con los humanos modernos y que pudieron coexistir con éstos hasta su extinción.

¹² Estos y otros autores sostienen que el estudio estructural de la diáfisis de los huesos largos de los miembros inferiores es un buen indicador de la actividad locomotora de los sujetos y que se pueden inferir comportamientos sociales y culturales a partir de variables como la robustez –diámetros anteroposterior y mediolateral– y la forma de la sección diafisaria. En este sentido encontraron que en el Paleolítico superior –hace unos 18 000 años– se redujeron las cargas sobre los miembros inferiores. Esto les hizo suponer que se había pasado de un patrón de supervivencia cazador-recolector a un patrón más sedentario (Holliday, 2002; Holt, 2003). A Ruff *et al.* (1993 y 1994) les permitió establecer que el descenso en la robustez está causado, con toda probabilidad, por un descenso en las cargas mecánicas ejercidas sobre el esqueleto postcraneal –bien sea debido a cambios en el entorno o bien en el comportamiento– más que por cambios de tipo genético. A esta misma conclusión llegan Shackelford y Trinkaus (2002) para explicar la reducción progresiva de la curvatura femoral.

nos marcada de lo que se creía en un principio. Holliday (2002) y Holt (2003) estudiaron la robustez femoral y tibial en diferentes muestras de individuos europeos prehistóricos y encontraron una tendencia –sin embargo en algunos casos no significativa– a una reducción de la robustez diafisaria, es decir, hacia la gracilización.

Ruff *et al.* (1993, 1994 y 1995) han determinado que los fémures de las primeras especies del género *Homo* y otros homínidos tempranos erectos –aún siendo más robustos– tenían ya unas grandes similitudes con los humanos modernos. Proponen así una explicación a la relación entre la geometría de la región de la cadera y el aumento de la capacidad cerebral producida a partir de *H. erectus*¹³.

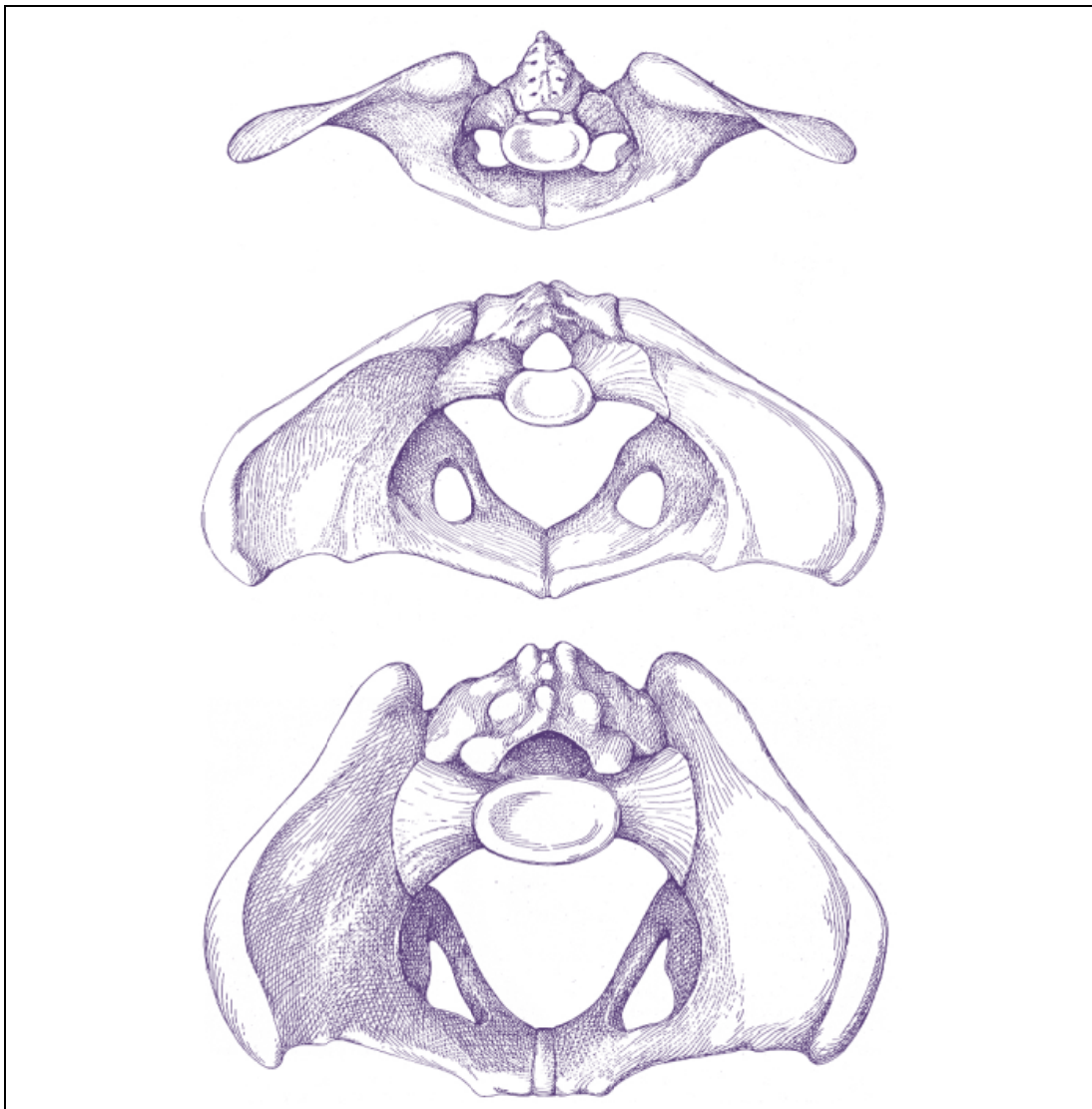
Lovejoy *et al.* (1973) analizaron la biomecánica de la marcha de los australopitecos y llegaron a la conclusión de que la pelvis de estos individuos podía tener para la marcha bípeda una morfología aún más ventajosa que la de los humanos modernos; parece que la pérdida de esta ventaja biomecánica estuvo relacionada con la progresiva encefalización y las limitaciones impuestas por el canal del parto [Figura 1.1].

Podemos considerar que tal y como la conocemos en la actualidad, la locomoción bípeda estaba perfectamente instaurada en el género australopiteco y que

¹³ Los rasgos diferenciales más importantes según estos autores son: un marcado aplastamiento anteroposterior y un ensanchamiento mediolateral en las regiones proximal y medial de la diáfisis femoral con unos bordes medial y lateral más marcados y un borde medial longitudinalmente convexo; una relativa posición distal del diámetro mínimo mediolateral de la diáfisis (por debajo de la mitad de la diáfisis); una línea áspera poco desarrollada y unas corticales óseas muy gruesas, en especial en la dirección mediolateral. En la región del cuello femoral la cortical inferior se mantiene relativamente gruesa [Figura 1.3]. En el momento en el que se instaura un parto con rotación del feto –*H. sapiens* y *H. erectus* tardío– que precisamente coincide con un aumento en el tamaño del cerebro, se reduce la anchura biacetabular y la longitud del cuello del fémur, lo que hace que las fuerzas mediolaterales en el eje femoral se reduzcan y, por tanto, que el fémur disminuya su grosor en el sentido mediolateral (Ruff, 1995). Este mismo autor, en otro estudio posterior, pone de manifiesto que las cargas de flexión y torsión influyen más que las cargas de compresión en la geometría de la sección de la diáfisis (Ruff, 1984) y que esta geometría –que le confiere al hueso una mayor o menor resistencia a las fuerzas de flexión y torsión– en la porción proximal del fémur depende más de la anchura pélvica que de la propia longitud femoral (Ruff, 2000).

se mantuvo como forma exitosa de comportamiento y con una cierta tendencia hacia la gracilización en todas las demás especies pertenecientes al linaje humano encontradas hasta el momento.

FIGURA 1.1. *Comparación de pelvis femeninas.*



Arriba, la pelvis de un chimpancé hembra: los huesos ilíacos están aplanados y se extienden hacia la parte posterior del tronco. En el **centro**, la pelvis de una hembra de australopiteco: se ha hecho más cóncava, los ilíacos han rotado hacia el exterior, y el sacro se ha ensanchado. **Abajo**, la pelvis femenina de un humano moderno: la morfología es similar a la del los australopitecos, ha disminuido la anchura y ha aumentado el diámetro anteroposterior de forma que el canal del parto es ovoidal (*Fuente: Modificado de Lovejoy, 2000*).

1.3. EL ORIGEN DE LA LOCOMOCIÓN BÍPEDA

En qué contexto y cuáles pudieron ser las presiones o ventajas selectivas que forzaron o permitieron a un grupo ancestral de primates adoptar esta pauta locomotora son las cuestiones que abordaré, en este epígrafe, de forma sintética.

Biólogos, paleontólogos y antropólogos intentan plantear hipótesis sobre cuál pudo haber sido el motor principal para la selección de los cambios anatómicos conducentes a la bipedestación o derivados de ella. Los intentos han sido múltiples y con mayor o menor acierto y siempre lastrados por las indudables dificultades que se plantean al inferir pautas de comportamiento a partir de restos fósiles.

Hace aproximadamente 15 m.a. se iniciaron los fenómenos tectónicos que dieron lugar al valle del Rift. África quedó dividida por la gran grieta de 5 000 km de longitud que discurre de norte a sur; de aquí es donde se supone que se produjo la radiación de los homínidos. En el este de África la placa continental presionó elevando el terreno y dando así lugar a una gran meseta que se volvió más seca y más estacional y en la que aparecieron zonas más despejadas, de hierbas altas, coexistentes con grandes extensiones de zonas boscosas o selváticas (Harris, 1997; Bonis, 2000; Lovejoy, 2000; Arsuaga y Martínez, 2002; Baur y Ziegler, 2003).

Fuera de los círculos científicos está bastante arraigada la idea de que la bipedestación se logró para *liberar* la mano, en la medida en que tal liberación posibilitaba, junto con el desarrollo de la inteligencia, la manipulación de objetos y el desarrollo de la tecnología¹⁴ (Stein y Rowe, 2003; Bermúdez *et al.*, 2004; Jurmain *et al.*, 2005).

Antes hemos anotado que, sin duda, la bipedestación se logró *mucho antes* que la expansión cerebral y las primeras formas tecnológicas. En consecuencia, hay que buscar en otros datos las ventajas y factores que, en un principio, proporcionó la postura erecta.

¹⁴ Para Lewin (1994) es tentador, aunque descarta pensar que el bipedismo surgió para liberar las manos. Cree que esta hipótesis es un buen ejemplo del peligro que encierra el intento de explicar el origen de una estructura o función actual en términos de su utilidad presente. La hipótesis de un homínido bípedo cazador, constructor de armas, no se sostiene porque la aparición de los primeros instrumentos elaborados no ocurre hasta *H. habilis* y porque la dentición no sugiere la existencia de una dieta rica en carne hasta *H. erectus*.

Se ha sugerido que la postura erguida supuso una ventaja en las extensas praderas abiertas de hierbas altas de tipo sabana; que caminar erguido sobre los miembros inferiores proporcionó un mayor campo de visión útil para detectar posibles depredadores desde lejos, de forma similar a como ocurre con los babuinos actuales. Indudablemente pudo representar una notable ventaja en algún momento, pero el contexto ecológico en el que se desarrollaron estos primeros homínidos bípedos fue claramente arborícola y no de tipo sabana (Richmond y Strait, 2000; Richmond *et al.*, 2001; Jurmain *et al.*, 2005; Lorenzo, 2005).

Por esta misma razón se descarta la hipótesis del *forrajeo* en espacios abiertos o la exploración de terrenos abiertos en busca de fuentes de alimento como tubérculos o semillas (Reichholf, 1994). Esta hipótesis se fundamenta en que la locomoción bípeda es energéticamente más eficiente que la cuadrúpeda (Ishida, 1991). Según Gras *et al.* (1996) la velocidad se sitúa en aproximadamente 80 m/min (unos 5 km/h), con descenso del rendimiento energético a medida que aumenta la edad pero con una cadencia estable en torno a 110 pasos/minuto –en lo que coinciden los autores consultados– siempre que no exista minusvalía. Para Taillard y Blanc (1988), la marcha espontánea y más eficiente energéticamente se encuentra en velocidades de unos 4 km/h. Dujardin y Weber (1998) encontraron que la velocidad de la marcha era ligeramente mayor en hombres que en mujeres, posiblemente debido a las diferencias en la longitud de la zancada; Whittle (1991) había señalado velocidades ligeramente mayores, relacionadas con la mayor estatura de la muestra¹⁵.

En ámbitos distintos a la biología o la antropología todavía se suele afirmar que la marcha humana es menos eficiente que la de los cuadrúpedos (Dujardin y Weber, 1998) porque, aparentemente, se trata de una marcha más inestable. No se menciona, sin embargo, respecto a qué cuadrúpedos y qué parámetros dieron lugar a tales afirmaciones. En este sentido Lovejoy *et al.* (1973) y Lovejoy (1981) defienden que la marcha moderna es energéticamente eficiente y esta eficiencia podría considerarse un rasgo *sine qua non*. Harris (1997) muestra como ejemplo de la resistencia que proporciona una marcha bípeda los comportamientos cazadores de las tribus que persiguen a las presas, a veces durante varios días, hasta agotar-

¹⁵ Según Alexander (2000) la cadencia preferida para cada velocidad es aquella para la que el coste metabólico es mínimo.

las. En todo caso, independientemente de si la marcha bípeda es o no más eficiente en los espacios abiertos, no fue éste el contexto ecológico de los primeros homínidos bípedos.

En la conocida hipótesis de la *termorregulación*, propuesta por Wheeler (1991 y 1993), se argumenta que la marcha bípeda surgió por adaptación a un medio abierto caluroso, tipo sabana, en el que la postura erecta ofrecía algunas ventajas: menos superficie corporal sometida a la exposición solar durante las horas centrales del día y, simultáneamente, más superficie corporal expuesta a las brisas y las corrientes de aire que ayudan a la evaporación del sudor que se produce en la superficie corporal debido al gran número de glándulas sudoríparas y la pérdida del pelo. Además la postura erecta favorecía el alejamiento de los órganos internos respecto al suelo, también irradiador de calor. Esta hipótesis sólo habría tenido sentido si los primeros homínidos bípedos se hubieran desarrollado en un nicho de praderas abiertas. Aunque no cabe duda de que posteriormente esta adaptación pudo ser una ventaja¹⁶.

Se ha propuesto también que la postura erguida permitía llegar a frutos o alimentos en las ramas más altas de los árboles de forma similar a la de algunos antílopes, pero la adaptación para trepar ya existía como un rasgo principal en los

¹⁶ Relacionada con esta hipótesis, Fialkowski (1986 y 1987) propuso otra para explicar la expansión del cerebro de los homínidos. Disponer de un cerebro más grande permitía al *H. erectus* correr bajo el sol: un cerebro más grande supone poseer más neuronas y la posibilidad de perder la funcionalidad de algunas de ellas, por las altas temperaturas o por insolación, sin perder el control de las funciones vitales. La hipótesis encuentra su fundamento en un principio básico de la teoría de la información que sostiene que, en un sistema de información con elementos propensos a la avería –en este caso el cerebro– puede incrementarse la fiabilidad del sistema aumentando el número de elementos que realizan una misma función y el número de conexiones entre ellos. En todo caso, y más allá de lo ingeniosa que pueda ser la idea, el autor lo atribuye a especies muy posteriores (*H. erectus*) a esos homínidos bípedos primitivos. Falk (1991 y 1993) postuló también que la posición erecta pudo afectar a la expansión del cerebro al verse afectadas la circulación sanguínea y el drenaje venoso que serían insuficientes para eliminar la gran cantidad de calor que éste genera. Esta investigadora propuso la *teoría del radiador* basándose en las improntas dejadas por el sistema venoso en el interior de los cráneos de los homínidos fósiles. Demostró que, paralelamente a la evolución del bipedismo, debió evolucionar un nuevo sistema para disipar la gran cantidad de calor generada por el cerebro y eliminara así la limitación para la expansión del cerebro.

primeros homínidos, es decir, la alimentación a base de arbustos y árboles pre-existió a la adaptación bípeda (Jurmain *et al.*, 2005).

Desde un enfoque totalmente diferente Lovejoy (1981, 1988 y 2000) propuso la hipótesis del *macho aprovisionador*. La ventaja selectiva sobre los primeros bípedos estribaría en que los machos transportarían recursos a una especie de campamento base para compartirlos con las hembras y las crías. Este autor afirma que este comportamiento sólo podría haber tenido lugar bajo un tipo de relación de pareja monógama. Se ha criticado mucho esta propuesta por un hecho fundamental: asume que la adquisición de la bipedestación de los machos y las hembras discurre por caminos distintos. Por otra parte, el dimorfismo sexual presente en los primeros homínidos bípedos conocidos –australopitecos– aunque menor que el de los chimpancés o gorilas, es lo suficientemente marcado como para que permita deducir la monogamia¹⁷. Sin embargo, Reno *et al.* (2003) han encontrado que este dimorfismo sexual era más moderado de lo que en un principio se creía. En cualquier caso, el hecho de compartir alimentos en un asentamiento debería haber dejado registro fósil y no ha sido así (hablamos siempre de los orígenes, no de lo que pudo suceder posteriormente).

McHenry (1994) propone una hipótesis menos radical basada no en un cambio en la estructura social o en la naturaleza de la dieta, sino en la *distribución* de los recursos alimenticios. Un alimento más disperso obligaría a forrajear más distancias lo que ejercería una presión selectiva suficiente sin necesidad de buscar otras explicaciones, aunque evidentemente la liberación de los miembros superiores de la locomoción pudiera aportar otras ventajas.

No parece fácil determinar cuál pudo ser el motor evolutivo primario en el desarrollo de una locomoción bípeda. Es posible que no se desarrollara sólo un experimento bípedo y existieran diferentes grados de bipedismo. Para Richmond y Strait (2000) y Richmond *et al.* (2001)¹⁸, los primates son capaces de vivir en en-

¹⁷ Hay una regla biológica que se cumple para la mayoría de las especies de mamíferos: en aquellas especies en las que los machos tienen que competir por las hembras, se desarrolla un claro dimorfismo sexual general y, concretamente, un gran desarrollo de los caninos de los machos.

¹⁸ Estos autores además defienden la hipótesis, basada en estudios de anatomía comparada de la mano y otras regiones corporales, de que la postura erecta evolucionó a partir una marcha sobre los nudillos similar a la de los gorilas y los orangutanes. La locomoción

tornos muy complejos, con una considerable variabilidad espacial y temporal, y no hay ninguna razón para que esta capacidad no sea atribuible también a los primeros homínidos. La bipedestación pudo ser eficaz no tanto para el hábitat boscoso o selvático como para el traslado de una región cubierta a otra.

El debate se reabrió recientemente cuando el 2 de octubre de 2009, se publicó en la revista *Science* un especial de 11 artículos de distintos especialistas dirigidos por Tim White sobre los registros fósiles de 36 o más individuos catalogados como pertenecientes a la especie *Ardipithecus ramidus*. Este registro fue considerado como la noticia científica más importante del año (Ruiz de Elvira, 2009b). El ardipiteco datado con una antigüedad de 4,4 m.a. se ha clasificado en el árbol filogenético posterior a la línea que derivó en los actuales chimpancés y anterior a *Au. afarensis*. Parece que presentaba una pelvis *mosaico* que le permitiría caminar erguido y trepar a los árboles (Lovejoy *et al.*, 2009) en un hábitat más boscoso de lo que se pensaba hasta el momento (White *et al.*, 2009). La pelvis de *Au. afarensis* proporcionaría una marcha y carrera bípedas más efectivas pero por el contrario le dificultaría la trepa –útil para huir de depredadores– por lo que algunos investigadores sugieren que debieron existir fuertes presiones adaptativas¹⁹.

Coincidimos con la idea de Bermúdez (1994) y probablemente no tenga sentido tratar de dilucidar cuál fue la ventaja concreta. Desde el momento en que se adoptó la postura erguida, todas las ventajas de este comportamiento fueron posibles, fuesen cuales fuesen las causas iniciales. Y, en cualquiera de los casos, de lo que no cabe duda es de que la estructura anatómica de la región pélvica se modificó de forma sustancial.

sobre los nudillos –*knucl-walking*– es poco eficiente energéticamente, y la transición de una marcha nudillar al bipedalismo como una parte dominante del repertorio locomotor podría ser menos costosa que si se partiese desde otras formas de cuadrupedismo.

¹⁹ Como era de esperar la polémica y el debate están sobre la mesa y no todos los especialistas están de acuerdo con las conclusiones reflejadas en el informe (Ruiz de Elvira, 2009a y 2010).

1.4. MODIFICACIONES MORFOLÓGICAS PARA LA BIPEDESTACIÓN

Este tipo de locomoción requiere una serie de modificaciones anatómicas debido a los condicionantes biomecánicos que precisa la marcha bípeda²⁰.

Aunque existen adaptaciones en otras regiones corporales, especialmente en el miembro inferior, en este apartado revisaré solamente las modificaciones clave de la pelvis y del fémur²¹.

Si se compara la pelvis de un humano con la de un chimpancé se observarán fácilmente dos diferencias [Figura 1.1 y 1.2]: una reducción en la altura de las palas ilíacas –que acercará el centro de masas a las articulaciones de las caderas– y una lateralización de la cara posterior del ilion²². Este hecho es fundamental para lograr una marcha bípeda eficaz. La masa glútea –glúteos mayor, mediano y menor– se insertan en distintos niveles de esta cara posterior. Cuando la cara posterior del ilion está orientada hacia atrás –como en los cuadrúpedos– esta musculatura tiene una acción extensora.

En los homínidos la lateralización de la pala ilíaca modifica el vector de fuerza de estos músculos –en especial los glúteos medio y menor– que pasan a

²⁰ Los siguientes autores describen de forma general las adaptaciones anatómicas más importantes: Bacon, 2000; Lovejoy, 2000; Miralles y Heras, 2000; Miralles y Puig, 2000b; Moyá-Solá, 2000; Arsuaga y Martínez, 2002; Tardieu, 2002; Lorenzo, 2005.

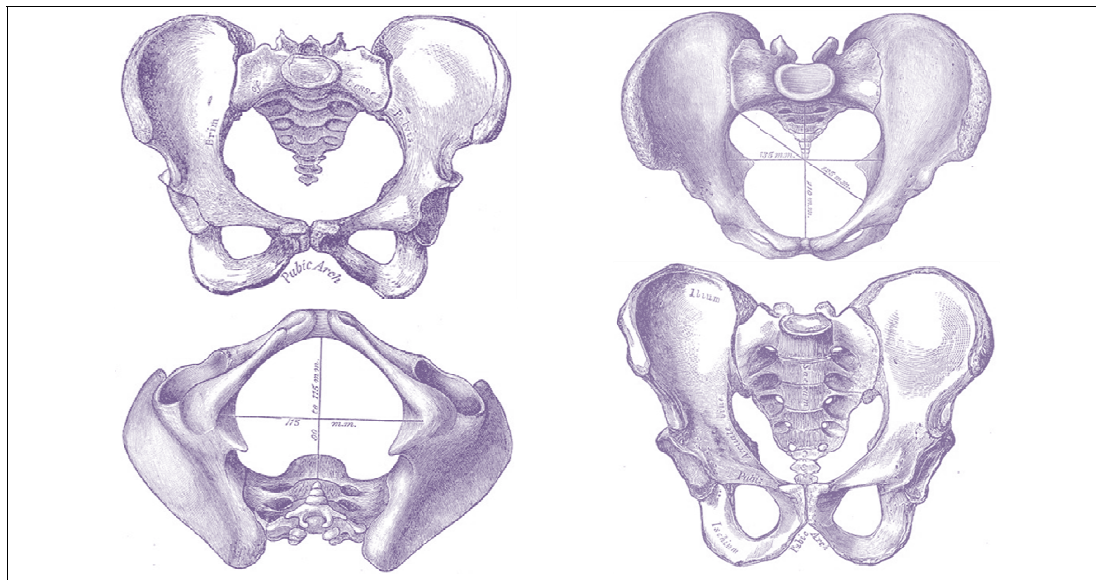
²¹ De forma resumida: **1)** posición del *foramen magnum* con una orientación hacia abajo y una inserción inferior de la musculatura de la nuca; **2)** la forma de la caja torácica es más cilíndrica y las vértebras dorsales penetran en la caja torácica para ocupar una posición más ventral y adelantar el centro de gravedad del tronco; **3)** la columna vertebral desarrolla cuatro curvaturas y la columna lumbar se alarga –ha ganado una vértebra–, con un sacro colocado hacia atrás y más ancho; **4)** en la rodilla destacan la posición horizontal de los platillos tibiales y la forma en media luna del menisco externo y su segunda inserción en la espina tibial posterior, por lo que su movilidad en el platillo está más limitada y por tanto también lo está la amplitud de la rotación; y **5)** en el pie, el primer dedo se alinea con el resto y se hace más robusto; además se desarrollan las bóvedas plantares longitudinal y transversal que jugarán un papel fundamental en la amortiguación del peso corporal en la pisada.

²² La pelvis humana en una visión anterior tiene forma de cuenco que recoge y contiene a las vísceras abdominales.

tener un componente abductor sobre la cadera, necesario para la estabilidad de la pelvis durante el apoyo monopodal (Lovejoy, 1988; Stern y Susman, 1991)²³.

El gran músculo glúteo mayor mantiene una acción estabilizadora en extensión, impidiendo la caída hacia delante por la flexión de la cadera –aunque sus fibras anteriores también colaboran en la abducción de la misma–, hecho que se ve favorecido por un isquion corto y retrasado que permite una mayor eficacia extensora de la musculatura isquiosural (Tardieu, 2002; Berge y Gasc, 2004; Lorenzo, 2005).

FIGURA 1.2. Pelvis humanas femenina y masculina.



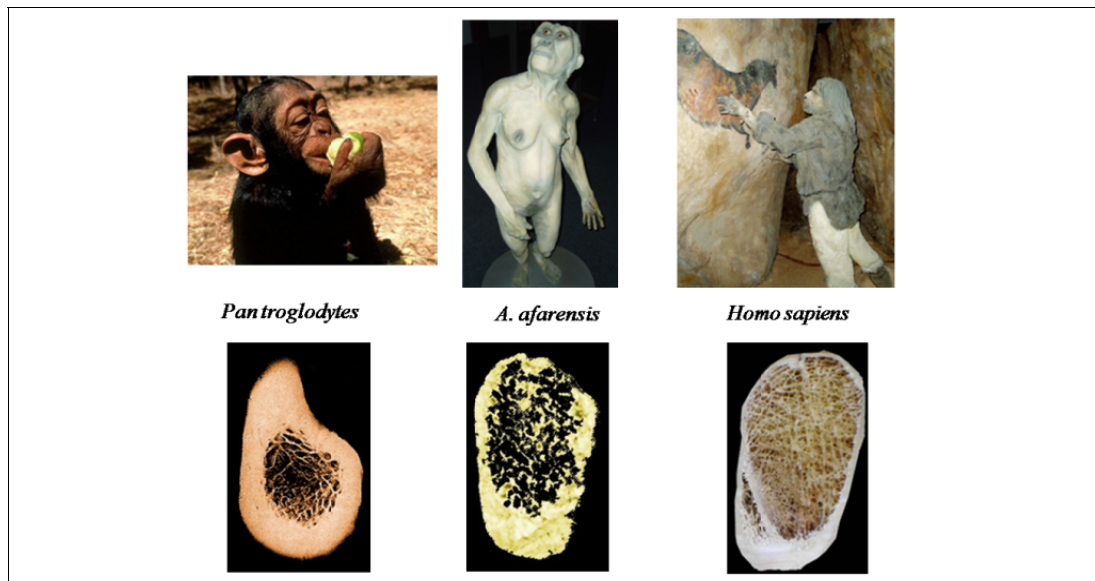
A la **izquierda**, pelvis femenina en vista anterosuperior y en vista inferior. A la **derecha**, pelvis masculina. Obsérvense los diámetros mayor y menor y el arco púbico (Fuente: Tomado y modificado de Gray, 1918, de dominio público en la Red).

Además la distancia entre las articulaciones coxofemorales está disminuida –no obstante esta distancia es mayor en las mujeres que en los hombres por razo-

²³ En clínica cuando se observa a un paciente con marcha en Trendelenburg en la que la pelvis muestra un movimiento basculante exagerado, se debe pensar en una incapacidad del glúteo mediano para equilibrar la pelvis. Se asemeja a la marcha bípeda de los chimpancés o los bonobos.

nes lógicas²⁴– con lo que las fuerzas de cizallamiento en esta zona son menores (Tardieu, 2002) [Figura 1.2].

FIGURA 1.3. Cortes sagitales del cuello femoral en tres especies de primates.



En un corte sagital del cuello femoral humano se observa una cortical superior más delgada que la inferior como consecuencia de la bipedestación que somete a esta zona a fuerzas de tensión. No ocurre en el chimpancé porque tiene una cortical más uniforme y gruesa, pero sí en el australopiteco que presenta un patrón similar al moderno por el que se lo considera bípedo. Estas observaciones concuerdan también con la orientación de las fibras de colágeno (Kalmey *et al.*, 2002). Sin embargo, Stern y Susman (1991) advierten y son críticos con las deducciones sobre comportamiento realizadas a partir de estos rasgos (Fuente: *Elaboración propia y modificado de Lovejoy, 1988*).

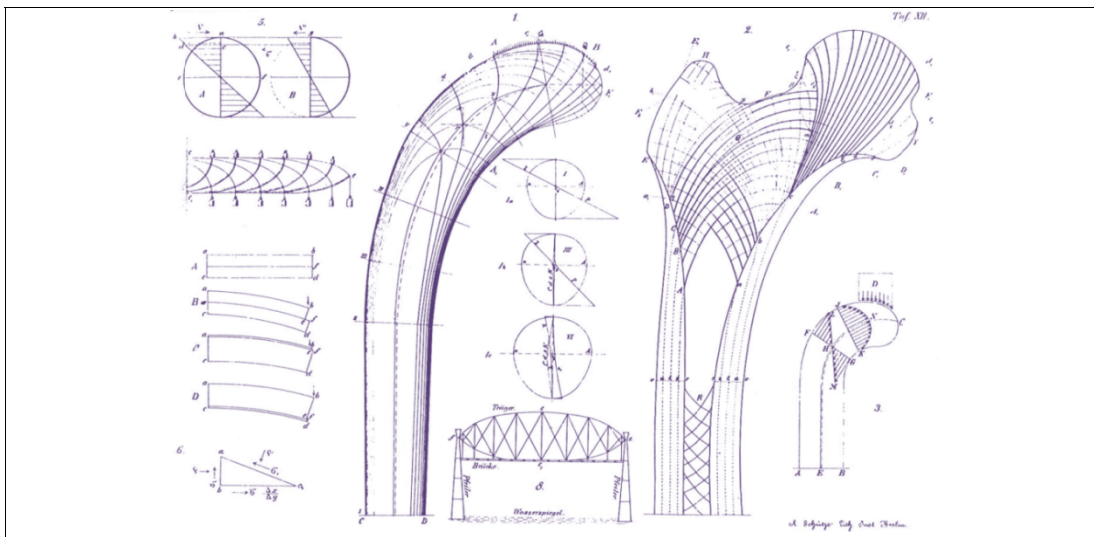
En cuanto a las modificaciones más características del fémur debe destacarse el *ángulo de divergencia* (o bicondíleo) que permite la posición aducida de las rodillas (*genu valgo*), de forma que la rodilla y el tobillo se colocan directamente bajo el centro de gravedad del cuerpo durante la fase de apoyo monopodal de la marcha²⁵.

²⁴ En la pelvis del hombre moderno –en especial la de la mujer– se ha reducido el diámetro transversal y ha aumentado el antero-posterior para resolver el problema de espacio durante el parto, debido al gran tamaño de la cabeza del feto (Lovejoy, 2000; Arsuaga *et al.*, 2002).

²⁵ Cuanto más cercanas se dispongan las articulaciones al centro de gravedad, menos compensaciones serán necesarias y por tanto mayor la eficacia mecánica. Recordemos que

Respecto a la porción proximal del fémur, estas disposiciones anatómicas supondrán que esté sometido a una particular, conocida y estudiada disposición biomecánica: la de *viga en voladizo* [Figuras 1.3 y 1.4], sometida a fuerzas de compresión y de tracción y en las que el cuello femoral tendrá una implicación importante (Meyer, 1867; Wolff, 1870; Testut y Latarjet, 1971; Pauwels, 1980; Testut y Latarjet, 1971; Ohman *et al.* 1997; Lovejoy *et al.*, 2002; Kapandji, 2007).

FIGURA 1.4. Modelo de viga en voladizo para el fémur proximal.



Las trayectorias de las fuerzas soportadas por el fémur en su región proximal se corresponden con la disposición de los principales haces trabeculares. A la **izquierda** se muestra la grúa de Culmman con las principales líneas estrés. A la **derecha** el esquema de Von Meyer con las trayectorias trabeculares del tercio proximal del fémur (Fuente: tomado de Wolff, 1892).

éste ángulo puede considerarse característico de los homínidos bípedos. En la región distal del fémur también pueden observarse algunos signos característicos del bipedalismo: el borde externo de la tróclea femoral sobresale anterior y proximalmente, lo que asegura la estabilidad mediolateral de la rótula durante la extensión de rodilla (Heiple y Lovejoy, 1973; Tardieu, 1999). En esta estabilidad también participa, como es lógico, el componente muscular. El vasto interno juega un papel importante porque tracciona de la rótula hacia una posición más medial. La luxación lateral de rótula es frecuente en mujeres con un valgo de rodilla aumentado y un desarrollo cuadrícipital reducido.

1.5. OSTEOLOGÍA FEMORAL

Desde el punto de vista anatómico se considera que el fémur es el hueso más largo y más fuerte del cuerpo. Se divide en una diáfisis que ocupa la mayor parte de su longitud y dos epífisis, una proximal y otra distal [Figura 1.5].

En su parte proximal se definen el cuello, la cabeza, el trocánter mayor y el trocánter menor. En la parte distal se conforman los cóndilos femorales (Testut y Latarjet, 1971; Netter, 1990; Kahle *et al.*, 1995; Rouviere y Delmas, 1996; Soames *et al.*, 1998; Lippert, 2000; Palastanga *et al.*, 2000).

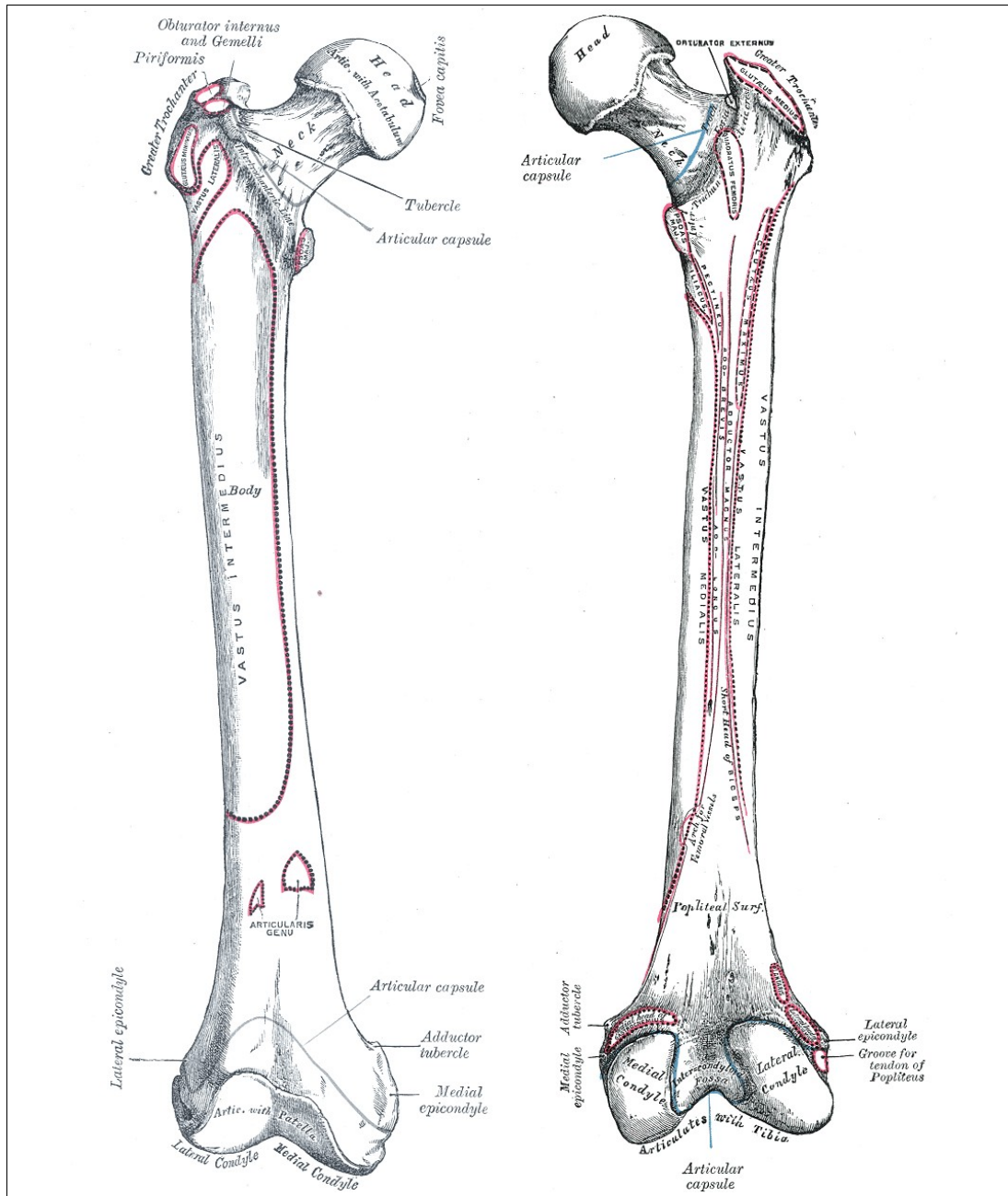
1.5.1. Desarrollo embrionario

En cuanto al desarrollo embrionario del fémur recordemos de forma breve que, durante la séptima semana del desarrollo del feto, se forma el manguito diafisario de osificación. Este centro de osificación será el primario y está acompañado de otros cuatro puntos complementarios. En la epífisis inferior aparece en el centro del cartílago al final de la vida intrauterina. Los otros tres centros de osificación aparecen en el extremo superior del fémur: uno para la cabeza, alrededor del segundo año de vida, otro para el trocánter mayor, a los tres años, y un tercero en el trocánter menor, alrededor de los ocho años (Kahle *et al.*, 1995; Rouviere y Delmas, 1996; Palastanga *et al.*, 2000).

1.5.2. Cabeza

Es una estructura compacta y redondeada que corresponde a unos dos tercios de esfera o esferoide puesto que no es una esfera perfecta. Se dirige hacia arriba, hacia dentro y un poco hacia delante (Testut y Latarjet, 1971; Santos, 1989; Rouviere y Delmas, 1996). Está recubierta por dos o tres curvas que marcan el límite del cartílago articular que se extiende más por la cara anterior y posterior que por arriba y por abajo.

FIGURA 1.5. Vistas anterior y posterior de un fémur humano.



A la **izquierda**, vista anterior. A la **derecha** vista posterior. Se señalan las estructuras anatómicas más importantes (Fuente: Tomado de Gray, 1918, de dominio público en la Red).

La cabeza del fémur presenta por debajo y por detrás de su centro una depresión rugosa que sirve de inserción al ligamento redondo, así como de entrada a un paquete vasculonervioso, y que recibe el nombre de fosita de la cabeza del fémur –antiguamente fosita del ligamento redondo– o *fovea capitis femoris*, según la Nomenclatura Anatómica (Feneis y Dauber, 2001; SAE, 2001)²⁶.

1.5.3. Cuello

Sostiene la cabeza y une a los trocánteres. El cuello tiene forma cilíndrica y aplanada en sentido anteroposterior. Su eje mayor tiene una dirección oblicua de arriba abajo y de adentro hacia afuera.

En su cara anterior es casi plano y sobre él se aplica la cápsula articular y sus engrosamientos ligamentosos. En esta cara frecuentemente se observa una pequeña superficie irregular que parece ser el resultado de la presión ejercida por el rodete cotoideo en la posición de sedestación.

En su cara posterior la cápsula recubre el cuello en unos dos tercios. El borde superior es ligeramente cóncavo y casi horizontal desde la cabeza al trocánter mayor. El borde inferior también cóncavo pero de mayor longitud y con una inclinación de arriba abajo y de dentro afuera que continúa con la diáfisis. El extremo interno o medial se ensancha para recoger la cabeza. El extremo externo o lateral es muy voluminoso y se funde con la masa de los trocánteres y de la diáfisis.

Por arriba limita con el trocánter mayor, por delante con la línea intertrocánterea que discurre oblicua desde el ángulo supero-anterior del trocánter mayor hasta el trocánter menor. Cuando alcanza al trocánter menor se confunde con la

²⁶ La mayor parte de los autores localizan esta estructura un poco por debajo y por detrás del centro de la cabeza (Testut y Latarjet, 1971; Rouviere y Delmas, 1996; Dejoz y Gil, 1998; Soames, 1998; Palastanga, 2000). Para Santos (1989), la fosita se encuentra en la mitad de la cabeza, mientras que Miralles y Puig (2000b), la ubican en los cuadrantes anteroinferior y posteroinferior de la cabeza en el 94% de los casos. Desde el punto de vista morfométrico no hemos encontrado descripciones, motivo que nos llevó a describir su morfometría en una serie ósea mediterránea (Ríos-Díaz *et al.*, 2005a; Pérez-Moltó *et al.*, 2006).

rama más medial de la línea áspera. En la parte del extremo externo del cuello encontramos la cresta intertrocanterea que también une los dos trocánteres.

1.5.4. Trocánter mayor

Es una eminencia de forma cuadrangular, situada lateralmente. La cara externa es convexa y está recorrida diagonalmente por una línea rugosa que sirve de inserción al glúteo mediano. La cara interna está casi en su totalidad unida al cuello pero en su parte posterior y superior queda libre formando una depresión llamada fosita digital que servirá de inserción al obturador interno y externo y a los géminos superior e inferior.

En el borde superior presenta una pequeña carilla elíptica que sirve de inserción al músculo piramidal. El borde inferior se continúa con la diáfisis pero se puede observar una cresta rugosa, es la cresta del vasto externo.

El borde posterior es saliente y ancho y se continúa con la cresta intertrocanterea. El borde anterior es ancho y rugoso, donde se inserta el glúteo menor.

1.5.5. Trocánter menor

Es otro tubérculo óseo, situado en la parte posteroinferior del cuello femoral, sirve de inserción para el potente psoas ilíaco. De su base parten –o llegan– las tres líneas en las que se divide la línea áspera y que veremos a continuación.

1.5.6. Diáfisis

Se extiende entre las dos epífisis, tiene un grosor bastante uniforme, que se ensancha hacia los extremos. La diáfisis tiene una sección triangular²⁷ en la que se pueden definir tres caras y tres bordes.

Caras: la anterior es lisa y más bien convexa; la cara externa y la interna son también lisas y convexas, bastante anchas en sus dos tercios superiores, se estre-

²⁷ Recordemos que es una característica propia del hombre, puesto que los demás primates tienen un fémur con una sección más circular (véase la **figura 1.3**).

chan y terminan en punta en su extremo distal como consecuencia de la ción del borde posterior del hueso, delimitando así el triángulo poplíteo.

Bordes: los bordes externo e interno están poco marcados por lo que las caras no tienen límites bien definidos. El borde posterior se denomina línea áspera. Distalmente se bifurca y cada una de estas líneas termina en un cóndilo.

La línea áspera, en su tercio proximal, se divide en tres ramas divergentes. La rama externa se dirige hacia el trocánter mayor y recibe el nombre de cresta del glúteo mayor, por darle inserción a éste músculo. La rama media se dirige hacia el trocánter menor y recibe el nombre de cresta del pectíneo. Por último la rama interna que es todavía más interior y termina en la parte anteroinferior del cuello, recibe el nombre de cresta del vasto interno.

En la línea áspera, cerca del punto donde se produce la división proximal, se encuentra el agujero nutricio del fémur.

1.5.7. Ángulos femorales

El eje longitudinal del fémur forma un ángulo con el eje longitudinal del cuello y la cabeza, denominado ángulo de inclinación²⁸. Éste ángulo disminuye con el desarrollo del sujeto, de tal forma que en un recién nacido se encuentra cercano a los 150° y en un anciano puede disminuir hasta los 120°.

En el fémur encontramos también un ángulo de torsión²⁹ formado por el eje longitudinal del cuello y cabeza y el plano posterior de los cóndilos femorales.

²⁸ Al ángulo de inclinación a veces se le conoce con el nombre de ángulo cervico-diafisario, aunque es preferible, al menos en el ámbito de la antropología física, utilizar la primera denominación. Para Testut (1971) le otorga 130°, cercanos a los 128° de Lippert (1999), 126° de Kahle *et al.* (1995) y Pubtz *et al.* (2002). Netter (1990), Rouviere y Delmas (1996) describen un intervalo entre los 115° y los 140°.

²⁹ También nombrado como ángulo de anteversión o de declinación. En este caso también es preferible usar el término ángulo de torsión porque aunque, normalmente, existe una anteversión femoral, esto no siempre es cierto y existen individuos con retroversión. Los valores encontrados en la bibliografía anatómica clásica varían desde los 10° de Lippert (2000), hasta los 14° de Pubtz *et al.* (2000). Para Rouviere y Delmas (1996) este ángulo oscila entre 14°-20°, para Testut y Latarjet (1971) entre 17°-20° y para Kahle *et al.* (1995) entre 4°-20° con una media de 12°.

Cuando el fémur se encuentra en posición fisiológica³⁰ forma con la vertical el ángulo de divergencia³¹ que en los humanos se encuentra entre los 10° y los 15°.

1.6. ARQUITECTURA TRABECULAR DEL TERCIO PROXIMAL FEMORAL

Es obvio que tanto la morfología externa como la interna de los segmentos óseos están determinadas por mecanismos genéticos y del desarrollo, pero también lo es que el hueso es un tejido altamente adaptable a los requerimientos mecánicos.

Parece que Galileo (S. XVI-XVII) y Vesalio (S. XVI) apuntaron los efectos mecánicos sobre el hueso, pero no fue hasta finales del siglo XIX cuando se abordó el estudio del fémur desde un punto de vista mecánico y de forma más analítica. Los antiguos anatomistas se centraron en la descripción del tejido de hueso trabeculado como una especie de entramado esponjoso, pero a mediados del S.XIX autores poco conocidos como Bell (1872) o Herschel (1830) realizaron los primeros intentos de encontrar un significado funcional a esta disposición. Gimán (1849) fue un poco más allá y llegó a relacionar la presencia de retículas óseas con aquellos huesos que deben soportar peso y las comparaba desde el punto de vista mecánico como un sistema anclajes y tirantes con una direccionalidad característica en el hombre y determinada por su posición erecta³².

Otros autores como Ward (1838), Roux (1885)³³ y Koch (1917) trabajaron en las teorías trayectoriales [**figura 1.6**], considerando que la estructura trabecular respondía a fuerzas de compresión y tracción y describieron los haces trabeculares y sus variaciones con la orientación de los ángulos cervico-diafisarios.

³⁰ Entiéndase por posición fisiológica el fémur en vertical y el plano que une distalmente a los cóndilos femorales paralelo al suelo.

³¹ El ángulo de divergencia se encuentra aumentado en los humanos respecto a otros primates. Los antropólogos lo utilizan como un índice para determinar si una determinada especie es bípeda o no.

³² Citados por D'Arcy Thompson (2003, primera edición 1917): Herschel J. On the study of natural phylosophy; 1830. Bell C. Animal mechanics, or proofs of designs in the animal frame; 1872. Gimán J. Animal mechanics: on the cancellated structure of some bones of the human body. Boston Soc Nat Hist; 1849.

³³ Citados por Cowin, 1986; Ruiz-Fernández, 1992; Van der Meulen *et al.*, 2000.

Rudolf (1922) realizó un estudio de anatomía comparada de los sistemas trabeculares del fémur en relación con el comportamiento locomotor³⁴.

En esa misma época Wolff (1869 y 1870) postuló la ley homónima que nos dice que el hueso puede modificar su arquitectura interna y externa en función de los requerimientos mecánicos y que estos pueden ser analizados matemáticamente (Setzer, 1932; Frost, 1983 y 1990; Cowin, 1986 y 1997; Turner, 1992; Fox y Keaveny, 2001; Pearson y Lieberman, 2004)³⁵.

El punto de inflexión se produjo quizás por un hecho que podría considerarse anecdótico pero que tuvo una gran influencia en los autores de la época: en 1866 el ingeniero suizo Karl Culmman visitó el laboratorio del anatomista alemán Herman Von Meyer que estaba trabajando con cortes de fémures humanos y observó que la trayectoria de los haces trabeculares principales coincidían con las líneas de fuerza principales [**figuras 1.4 y 1.6**], de forma semejante a lo que ocurría con las grúas que él había diseñado (Meyer, 1867, Martin *et al.* 1998; Van der Meulen y Prendergast, 2000; Thompson, 2003; Tsiaras, 2010)³⁶.

Como señala Huiskes (2000) la ley de Wolff arrastra una *larga sombra* que llega hasta nuestros días; resalta el uso demasiado simplista y las erróneas interpretaciones realizadas a partir de la misma. Wolff no deja de tener un fuerte sentido teleológico puesto que postula que la morfología trabecular coincide con las líneas de estrés y que los huesos se formarían como estructuras mecánicamente óptimas para una máxima resistencia con un mínimo peso, y con-

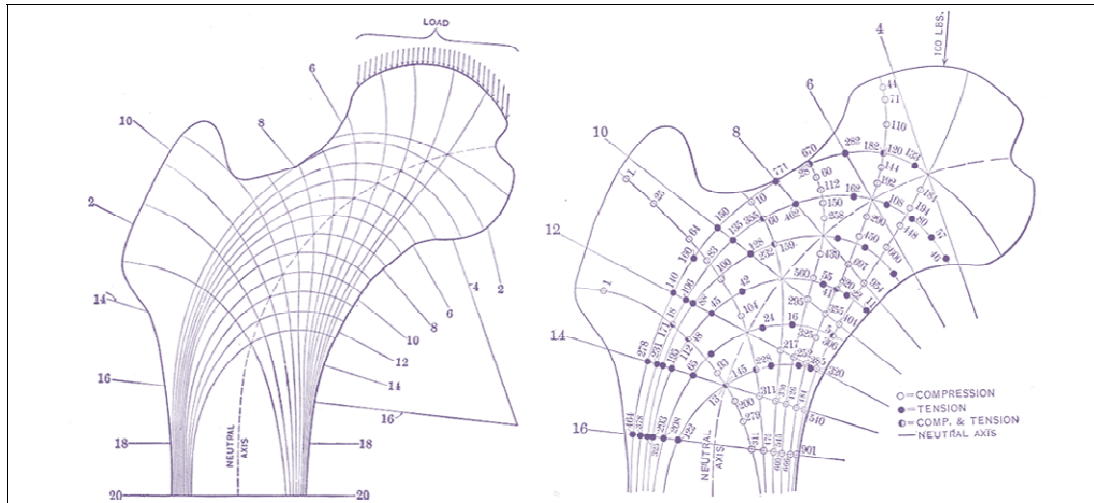
³⁴ Estudió hasta 14 especies de animales, incluido el hombre, tan dispares como la foca monje, el oso pardo, el caballo, el castor o el oso hormiguero.

³⁵ En este sentido González Ramón (1987) concluyó, después de estudiar 108 parámetros femorales, que los ángulos femorales son los parámetros menos relacionados con otros parámetros morfológicos, lo que pone de manifiesto un comportamiento ligado a elementos externos a la morfología femoral como respuesta a una adaptación funcional condicionada por la plasticidad ósea durante el crecimiento.

³⁶ Tuvieron una gran influencia en la época y no es casualidad que durante esos años la ingeniería civil se caracterizara por las construcciones de hierro con grandes espacios entre las estructuras de carga de forma semejante a la disposición de las trabéculas óseas (Prina, 2009). El paradigma de las construcciones en hierro de la época es la Torre Eiffel de París (Gustav Eiffel, 1832-1923) que se inauguró el 31 de marzo de 1889 con motivo de la Exposición Universal de París.

secuentemente, la arquitectura trabecular sería la respuesta a los requerimientos de una optimización estructural³⁷.

FIGURA 1.6. Fuerzas internas de estrés en el fémur proximal.



Diagramas que muestran las fuerzas internas de estrés en el fémur proximal para un peso de aproximadamente 45 kg aplicado sobre la cabeza femoral (Fuente: Tomado de Koch, 1917).

Los estudios realizados hace más de un siglo sobre las trayectorias trabeculares del tercio proximal del fémur están basados en la consideración de la estructura como un material continuo, homogéneo e isotrópico. Sin embargo sería Roux (1888, citado por Roesler, 1987) quien sugeriría que la formación y la adaptación funcional de la arquitectura trabecular en el hueso, estaba regulada por mecanismos celulares locales controlados por el estímulo mecánico en un proceso de auto-organización³⁸.

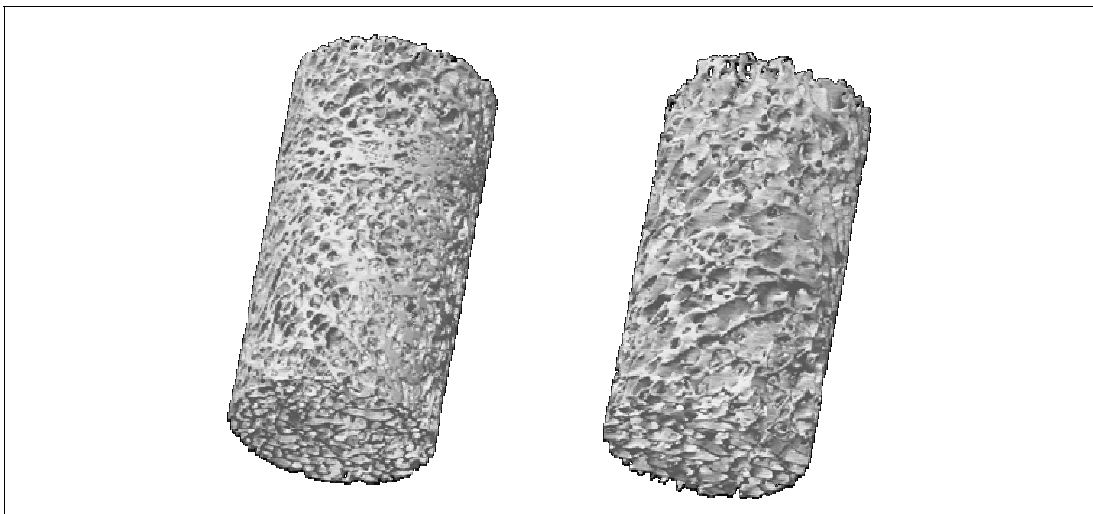
³⁷ Huiskes (2000) hace un extenso y crítico análisis de la ley de Wolff del fuerte sentido teleológico que presenta su planteamiento y de la *ignorancia en biología* [sic] de los autores que durante años han realizado erróneas interpretaciones a partir de ella. Aún así, en recientes estudios sobre biología ósea se puede observar esta concepción *mecanicista* (Chen *et al.*, 2010)

³⁸ Este planteamiento lo realizó hace 130 años y no fue retomado hasta finales de la década de 1980. Como se verá más adelante es absolutamente coherente con los más recientes avances en el conocimiento de la biología ósea.

En años sucesivos y hasta nuestros días el estudio del fémur desde el punto de vista mecánico, ha evolucionado pasando por los modelos fotoelásticos y la teoría de las columnas de Pauwels (Pauwels, 1980; Gdoutos *et al.*, 1982; Orozco, 2002), hasta los modelizados con elementos finitos tridimensionales (Beaupré *et al.*, 1990; Morgan *et al.*, 2004; Wang y Mondry, 2005; Xu *et al.*, 2006; Gupta *et al.*, 2007) o los estudios de biomecánica combinados con técnicas de imagen (Woodhead *et al.*, 2001).

En la última década han proliferado los estudios óseos con μ -TC [figura 1.7] acoplados a análisis sobre el comportamiento mecánico de las muestras que, si bien no pueden ser aplicados con fines clínicos, tienen una enorme utilidad en investigación (Genant *et al.*, 2000; Van Rietbergen *et al.*, 2003; Dapía-Robleda *et al.*, 2005; Van der Linden *et al.*, 2006; Caeiro-Rey *et al.*, 2007; Verhulp *et al.*, 2008).

FIGURA 1.7. Microtomografías del hueso trabecular de la cabeza femoral.



La microtomografía se ha llevado a cabo con un SkyScan 1172 (SkyScan NV, Aartselaar, Bélgica), con un tamaño de píxel de 12,83 μ m. Las muestras tienen un diámetro de 1 cm y una longitud de 3 cm, fueron extraídas de la cabeza femoral de dos especímenes humanos. Con la μ -TC se obtienen grandes resoluciones (de hasta $< 5 \mu$ m) para el análisis de las características trabeculares como BV/TV: porcentaje de hueso en relación al volumen total. BS/TV: relación entre superficie ósea y volumen total. Tb.Th.: grosor trabecular. Tb.N.: número de trabéculas. Tb.S.: espacio entre trabéculas. TSL: longitud total de las trabéculas. N.Nd.: número de nodos de bifurcación trabecular. N.Tm.: número de trabéculas terminales. Si además el análisis se acopla a un sistema de ensayos biomecánicos se pueden obtener también parámetros mecánicos (Fuente: por cortesía de Trabeculae® SL).

1.6.1. Relación estímulos mecánicos y respuesta ósea: mecanostato óseo

Actualmente no nos cabe ya duda de que la biología ósea se desarrolla bajo la influencia de diversos factores [figura 1.8] y de que del adecuado equilibrio entre ellos depende que se comporte óptimamente frente a las cargas a las que está continuamente sometido. La resistencia mecánica del hueso estriba tanto en el contenido mineral óseo (*cantidad*) como en la arquitectura y características estructurales del hueso –con especial interés para el hueso trabecular–, lo que se ha llamado en los últimos años *calidad ósea* (Wallach *et al.*, 1992; Keaveny y Hayes, 1993; Boonen, 2006; Compston, 2006; Felsenberg, 2006; Rizzoli, 2010)³⁹.

Existen múltiples trabajos que evidencian esta relación de manera que, en general, un aumento de las tensiones se correlaciona tanto con un aumento de la DMO como con una mejora las características morfológicas del sistema trabecular (Kohrt *et al.*, 1997; Marcelli y Lafage-Proust, 2000; Winters y Snow, 2000; Rubin *et al.*, 2004; Gusi *et al.*, 2006; Uusi-Rasi *et al.*, 2008; Armbrecht *et al.*, 2010; Hamilton *et al.*, 2010)⁴⁰ y, a la inversa, la disminución de aquellas que se observa durante la inmovilización induce a una pérdida rápida de hueso (ESA, 2005)⁴¹.

³⁹ Durante los tres últimos lustros se ha acuñado el término *calidad ósea* en contraposición a la *cantidad ósea* –que vendría determinada básicamente por la densidad mineral ósea– en referencia a las características morfológicas de los sistemas de trabéculas óseas (Ferreti *et al.*, 2001a; Borah y Dufresne, 2006; Caeiro-Rey y Dapía-Robleda, 2007). La comunidad científica ha ido asumiendo, de forma paulatina, que quizá la masa ósea no sea tan determinante en la respuesta mecánica del hueso –que lo es– como lo pueda ser el entramado y disposición trabecular (Cortet y Marchandise, 2001; Saidler y Díez-Pérez, 2006; SEIOMM, 2010a).

⁴⁰ Existe una gran cantidad de literatura científica al respecto y se hace difícil constatar cuáles son los tipos de ejercicio que más estimulan al hueso, qué características óseas son las que se ven más afectadas, qué regiones son las que más se afectan, en qué grupos de población son más evidentes los cambios, etc. El interés clínico está claro y la mayor parte de los estudios tienen como objeto evaluar la actividad física en la prevención de la osteoporosis (Bérard *et al.*, 1997; Bassey *et al.*, 1998; Rutherford, 1999; NIH, 2000; Marcus, 2002; Todd y Robinson, 2003; Ginty *et al.*, 2005; Lange *et al.*, 2005; Zernicke *et al.*, 2006; Martínez-Urrialde *et al.*, 2008; Ríos-Díaz *et al.*, 2008a; Iwamoto *et al.*, 2009; El Hage *et al.*, 2010; Slatkowska *et al.*, 2010).

⁴¹ Según la Agencia Espacial Europea, la pérdida de hueso es el segundo factor de riesgo –después de exposición a la radiación– de los vuelos espaciales de larga duración (ESA, 2005).

FIGURA 1.8. Factores que influyen en el remodelado y la resistencia ósea.



1.6.1.1. Mecanotransducción ósea

Por otra parte los procesos de modelado y remodelado óseo son complejos y están regulados tanto por factores mecánicos, factores hormonales y factores locales.

Desde un punto vista a medio camino entre la concepción mecánica de Wolff y la funcional de Roux, se encuentra el modelo del *mecanostato óseo*⁴² de Frost (1987, 1990 y 2004) que explicaría cómo el hueso se adapta a las diferentes solicitaciones mecánicas ajustando el nivel de remodelado y su geometría en función de las tensiones que recibe (Huiskes, 2000; Ferreti *et al.*, 2001b; Fox *et al.*, 2001; Cointry *et al.*, 2003; Díaz-Curiel, 2005; Taylor *et al.*, 2006).

⁴² Parece que Frost adoptó este término por la similitud del modelo que propuso con el funcionamiento de un *termostato*.

Este modelo se fundamenta en que la transducción del estímulo mecánico, en señales celulares y reacciones metabólicas, está basada en la deformación del propio tejido ante las cargas a las que se encuentra sometido en cada momento⁴³.

El funcionamiento es como un sistema de retroalimentación negativa (Turner, 1991 y 1992) de manera que, cuando la deformación sobrepasa el umbral –que Frost denominó *minimum effective stress*–, se desencadenan los procesos de remodelado óseo con balance positivo. Así el hueso se adapta mecánicamente a la nueva situación y la tensión se reduce [figura 1.9].

Por el contrario, si se reducen las sollicitaciones mecánicas de una región, la deformación registrada por el hueso se encuentra por debajo del umbral y se desencadena un proceso de remodelado óseo con balance negativo. Ferreti *et al.* (2001a) sugieren que el umbral de deformación se encuentra alrededor de 1 500-2 000 μS , valores alejados de los niveles de deformación críticos de fractura (alrededor de 20 000 μS)⁴⁴.

En el modelo sería necesaria la presencia de un mecanismo detector de los niveles de deformación, función que parece que desempeñan los *osteocitos*⁴⁵ y las *células de revestimiento*. La intrincada red de prolongaciones citoplasmáticas de los osteocitos (*canalículos calcóforos*)⁴⁶ dispuestas tridimensionalmente juegan

⁴³ El modelo funciona a nivel local de manera que el hueso es capaz de depositar o retirar material óseo en función de los requerimientos de cada región. Se estima que en el adulto existen 2 millones de unidades de remodelación, y que la tasa anual de remodelación es de aproximadamente el 30% para el hueso trabecular (20% del total del esqueleto) y del 3% para el hueso cortical –un 80% del total– (Rizzoli, 2007; Bartl y Frisch, 2009).

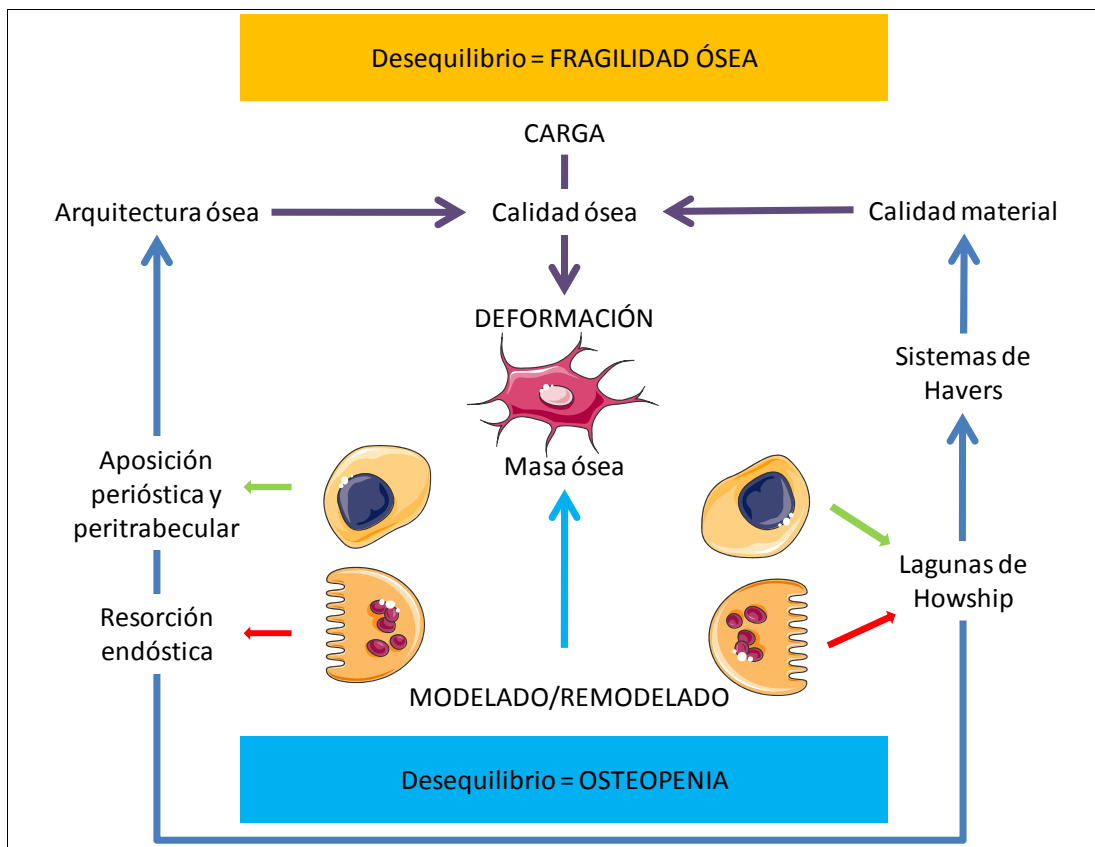
⁴⁴ En este contexto la tensión (*strain*) se refiere a las deformaciones locales resultantes de la aplicación de fuerzas. En biomecánica se usa frecuentemente, como unidad de tensión, el *micro-strain* (μS) que se define como la cantidad de deformación en % en relación a la longitud inicial, de manera que un 1% de deformación es igual a 10 000 μS . Por otra parte parece que el umbral de deformación fisiológica del hueso se mantiene en niveles parecidos en diferentes grupos de vertebrados.

⁴⁵ Está descartada la clásica visión del osteocito como una célula pasiva o latente al estar rodeada de una matriz extracelular rígida y calcificada.

⁴⁶ Estas prolongaciones conectan con las de osteocitos vecinos y las de los más superficiales con las células de la superficie ósea –células de revestimiento, *lining cells*, de la línea osteoblástica– que permanecen latentes y en reposo y que, una vez estimuladas, serían las iniciadoras del proceso de resorción –por parte de los osteoclastos– que debe preceder a la posterior formación de osteoide –por los osteoblastos– (Mosekilde, 2001).

un papel crucial en la detección de las deformaciones del material óseo calcificado en el que se encuentran embebidos (Seeman, 2007; Chen *et al.*, 2010; Hughes y Petit, 2010).

FIGURA 1.9. Modelo general de control de la resistencia y masa ósea.



En el esquema se representa el funcionamiento del mecanostato óseo que influye en la calidad ósea a través de las deformaciones locales (**arriba**). En el otro extremo (**abajo**) se encuentra la regulación de la masa ósea global en la que participan otros factores no mecánicos (*Fuente: Elaboración propia*).

La mayoría de los trabajos desarrollados en este ámbito en los últimos años⁴⁷ han constatado el importante papel de los osteocitos en la transducción de

⁴⁷ Incluso existe un nuevo término para denominar esta área de estudio: la mecanobiología. En este tipo de estudios se intenta combinar los nuevos conocimientos que aportan diariamente la biología molecular y celular con la ingeniería y con la modelización matemática de los fenómenos biológicos. Relacionados con la mecanobiología ósea hemos

una señal mecánica⁴⁸ –la deformación–, en una señal química (Cowin, 2002; Ehrlich y Lanyon, 2002; Lieder *et al.*, 2005; Mann *et al.*, 2006; Malone *et al.*, 2007; Santos *et al.*, 2009). Recientemente Pride *et al.* (2010) han conseguido evidenciar el flujo citoplasmático en los osteocitos inducido por las cargas mecánicas.

La presencia de uniones *gap* intercelulares (Jiang *et al.*, 2007) que permiten el acoplamiento químico entre células adyacentes y la disposición tridimensional en la matriz ósea mineralizada, los sitúa en una posición inmejorable para detectar las deformaciones locales del hueso (Janmey y Weitz, 2004; Bonewald, 2006; Bonewald, 2007; Bonewald y Johnson, 2008; You *et al.*, 2008; Temiyasathit y Jacobs, 2010)⁴⁹.

Las células de revestimiento de la superficie ósea, una vez activadas, segregan colagenasa sobre la superficie ósea, lo que da lugar a la señal de inicio para la fijación de los osteoclastos en la región (Nicolella *et al.*, 2005 y 2006; Heino *et al.*, 2009).

1.6.1.2. Factores locales de la remodelación ósea: Sistema RANKL/RANK/OPG

Recientemente se han ido caracterizando los factores locales que regulan la remodelación ósea y se ha puesto de manifiesto la importancia de lo que se ha denominado sistema RANKL/RANK/OPG⁵⁰ que se ha convertido en el nuevo

podido consultar: Jacobs, 2000; Hernández *et al.*, 2000; Lemaire *et al.*, 2004; Klein-Nulend *et al.*, 2005; Mulvihill y Prendergast, 2008; Dunlop *et al.*, 2009.

⁴⁸ Estas informaciones son coherentes con otras conocidas desde hace tiempo, en el campo de la biomecánica, que sugieren que son las tensiones intermitentes, tanto de compresión como de tracción, las que estimulan la aposición ósea (Hert, 1994).

⁴⁹ En un reciente estudio, consultado en un avance on-line, Herman *et al.* (2010) han evidenciado que los osteocitos sólo responden ante los *microcracks* lineales y focalizados que desencadenan su apoptosis y una respuesta inflamatoria local y ésta a su vez a la remodelación, pero que no lo harían si estuvieran ante la *fatiga difusa* que debilita progresivamente el material.

⁵⁰ RANK: receptor activador del factor nuclear κ B, es un receptor de la superficie de los osteoclastos que pertenece a la superfamilia de proteínas de señalización TNF- α (factor de necrosis tumoral alfa). RANKL: es el ligando para el RANK, se encuentra en la superficie de los osteoblastos o en forma soluble. OPG: osteoprotegerina, es un receptor de RANKL (Lodish *et al.*, 2005).

paradigma de la regulación de la osteoclastogénesis y de la resorción ósea (Aubin y Bonnelye, 2000; Bezerra *et al.*, 2005; Pivonka *et al.*, 2008; Henriksen *et al.*, 2009).

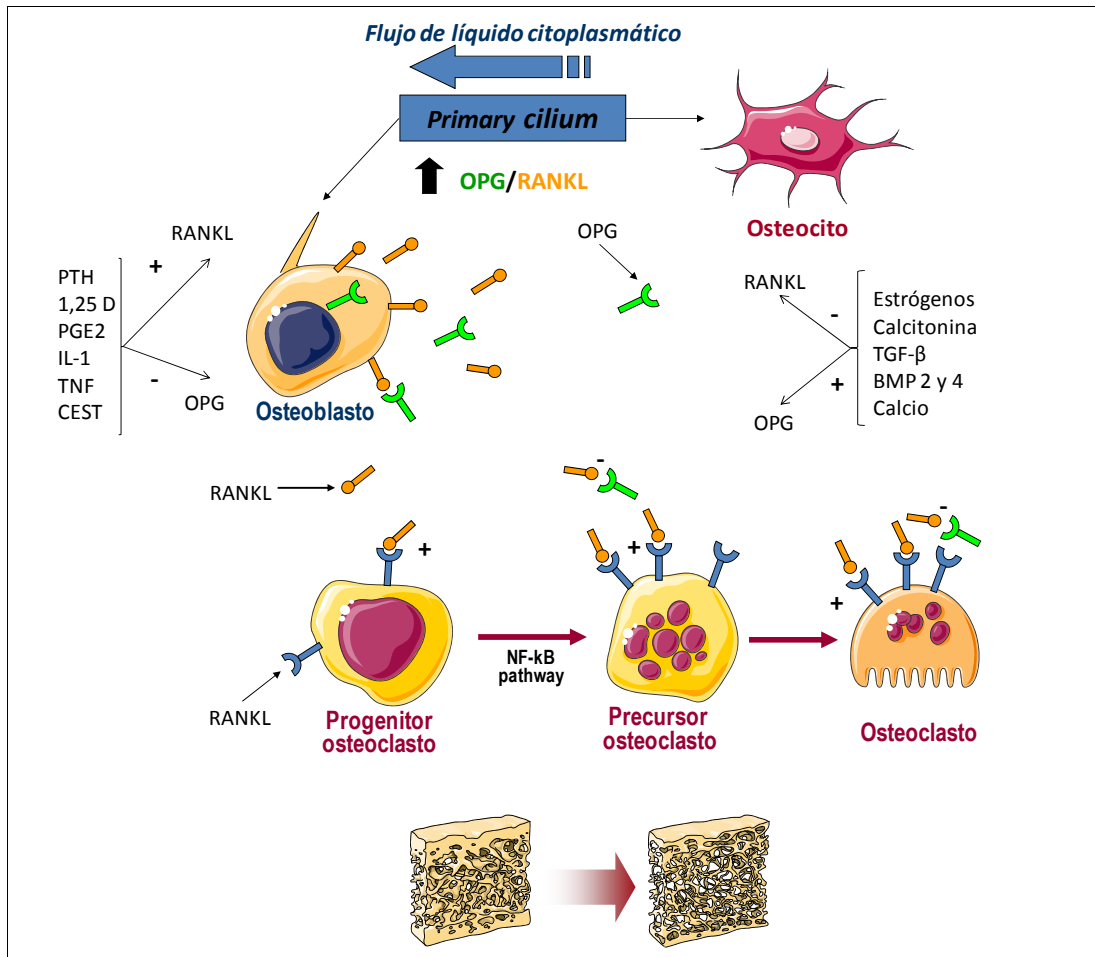
El RANKL ha sido definido como el primer mediador en la formación de los osteoclastos, en su función y en su supervivencia, tanto en el hueso cortical como en el trabecular [figura 1.10]. La unión entre RANKL y RANK promueve la formación, activación y supervivencia de los osteoclastos durante el remodelado óseo (Kim *et al.*, 2009a), mientras que la unión entre OPG y RANKL evita la unión de éste con RANK de forma que regula y protege al hueso de una excesiva resorción (Khosla, 2001; Boyce y Xing, 2008).

Cada vez son más las pruebas de que, de una manera u otra, todos los factores locales que influyen en la remodelación ósea deben pasar por este sistema de interacción intercelular (Troen, 2003; Boyle *et al.*, 2003; Lorenz *et al.*, 2004; Nakamura *et al.*, 2007; Rahnert *et al.*, 2008; Shi *et al.*, 2008) y que se ha relacionado con las más importantes enfermedades que involucran al tejido óseo (Wittrant *et al.*, 2004; Deftos, 2005; Nakashima y Takayanagi; 2009; Tat *et al.*, 2009); hasta tal punto que, en la actualidad, el sistema RANKL/RANK/OPG se ha convertido en una importante diana terapéutica (Rizzoli, 2007; Lloyd *et al.*, 2008; Tat *et al.*, 2008; Kim *et al.*, 2009a-b; Crockett *et al.*, 2010).

Se vienen realizando estudios que intentan buscar asociaciones entre características morfológicas del cuello femoral y polimorfismos genéticos del sistema RANKL/RANK/OPG. Aunque por el momento no se ha llegado a resultados concluyentes, parece que el gen que codifica para RANKL podría jugar un papel importante en el índice de fuerza de compresión del cuello femoral (Dong *et al.*, 2009)⁵¹.

⁵¹ Este índice es un nuevo carácter fenotípico que integra la densidad ósea y características mecánicas del cuello femoral corregidas para el tamaño corporal, sexo y edad y que parece que tiene una mejor asociación con el riesgo de fracturas que la DMO (Karlmanangla *et al.*, 2004).

FIGURA 1.10. Mecanotransducción ósea y sistema RANKL/RANK/OPG.



Los osteoblastos y los osteocitos poseen prolongaciones citoplasmáticas (cilios primarios) a través de los que se produce un flujo de líquido citoplasmático en respuesta a las deformaciones mecánicas. Como respuesta estos cilios pueden sufrir cambios conformacionales y desencadenar una reacción celular que aumenta la tasa de concentración OPG/RANKL que reduce la resorción ósea. Los osteoblastos expresan tanto OPG como RANKL (éste puede aparecer tanto en la membrana del propio osteoblasto como en su forma soluble). El RANKL se une al receptor RANK presente en la membrana de los osteoclastos y activa la resorción ósea. El RANKL también es necesario para la activación y maduración de los progenitores de los osteoclastos y la supervivencia de éstos, principalmente junto a otro factor estimulante de colonias de macrófagos-el m-CSF-, también expresado por los osteoblastos (no se representa en el diagrama). La OPG se une al RANKL y compite con RANK. La tasa de concentración OPG/RANKL regula la remodelación. Entre los factores que estimulan la resorción ósea se encuentran la PTH (parathormona), la vitamina D (1,25 calcitriol), la PGE-2 (prostaglandina E2), la IL-1 (interleucina 1), TNF (*tumor necrosis factor*) o los corticoesteroides (CEST) que estimulan en el osteoblasto la síntesis de RANKL e inhiben la síntesis de OPG, por lo que todos ellos activan el remodelado óseo. Entre los factores anti-resortivos se encuentran los estrógenos, la calcitonina, el TGF-β (*transforming growth factor*), BMP 2 y 4 (*bone morphogenetic proteins*) y el calcio. En general, si los niveles de RANKL descienden, bien porque se unen a la OPG, bien porque se inhibe su expresión, los osteoclastos entran en fase apoptótica (*Elaboración propia*).

1.6.2. Sistemas trabeculares del complejo pélvico y de la cadera

Desde un punto de vista óseo, la pelvis es una estructura en forma de anillo constituida por dos huesos coxales –en el adulto se encuentran fusionadas sus tres partes, ilion, isquion y pubis– y el sacro. El sacro se articula con los coxales a través de las articulaciones sacroilíacas; a su vez, ambos coxales se unen por la parte anterior formando la sínfisis púbica (Testut y Latarjet, 1971; Rouviere *et al.*, 1996).

Son dos las fuerzas externas a las que está sometida la pelvis: la debida al peso del tronco, con dirección oblicua hacia abajo y adelante –presuponiendo que el individuo está en bipedestación– y la ejercida por las extremidades inferiores con una dirección vertical hacia arriba (Dalstra y Huiskes, 1995; Proubasta *et al.*, 1997; Miralles y Puig, 2000b; Fernández-Fairén, 2001; Kapandji, 2007).

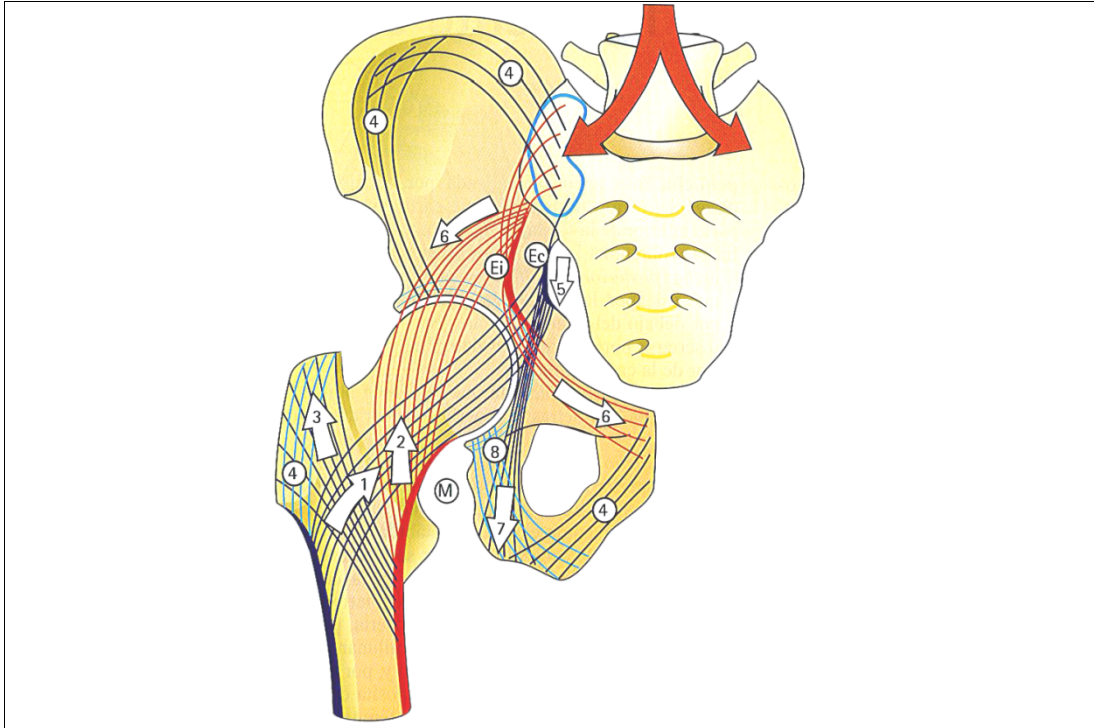
1.6.2.1. Sistemas de trabéculas del coxal

Respecto al coxal se describen dos haces principales de trabéculas, cada uno de los cuales tiene a su vez dos grupos diferenciados (Testut, 1971; Rouviere *et al.*, 1996).

Un primer sistema, llamado *sistema trabecular sacrocotiloideo*, subdividido en el *grupo sacrociáticocotiloideo*, parte de la superficie sacra y se condensa en una lámina de hueso compacto correspondiente al borde de la superficie ciática del hueso coxal; desde aquí parten nuevos haces de trabéculas hacia la cavidad cotiloidea rodeándola en forma de cúpula. El segundo grupo de este primer sistema, asociado al anterior, parte de la superficie sacra y se entrecruza formando un sistema ojival. Este grupo llega hasta el estrecho superior de una lámina de tejido compacto y desde este punto se dirige también hacia la cavidad cotiloidea entrecruzándose con el grupo anterior y con una serie de trabéculas concéntricas a la cavidad cotiloidea [figura 1.11].

El segundo sistema recibe el nombre de *sistema sacroisquiático*, formado también por dos fascículos: el *fascículo isquiático*, que se dirige desde la carilla auricular del sacro hasta el isquion, y el segundo fascículo –innominado–, que parte del borde del cotilo y se entrecruza con el anterior en la tuberosidad isquiática.

FIGURA 1.11. *Sistemas de trabéculas del complejo pélvico y del fémur*



Estudio según Kapandji de los sistemas trabeculares de la pelvis y del fémur proximal. **FÉMUR.** 1: Sistema arciforme. 2: sistema cefálico vertical. 3: haz trocantéreo. 4: haz trocantéreo innominado. M: calcar o espolón cervical inferior. **PELVIS.** Ei: espina innominada. Ec: espina ciática. 4: haces subcorticales del ilion y del pubis. 5 y 6: haces sacrocotiloideos 7: trabéculas sacroisquiáticas. 8: trabéculas del limbo acetabular (Tomado y modificado de Kapandji, 2007).

1.6.2.2. *Sistemas de trabéculas del fémur proximal*

En el fémur, en un plano un plano coronal –frontal–, se distinguen una serie haces de trabéculas que pueden agruparse en dos grupos principales y dos accesorios y que se encuentran relacionados con los descrito en el coxal (Singh *et al.*, 2007; Testut *et al.*, 1971; Dupre *et al.*, 1996; Rouviere *et al.*, 1996; Comín *et al.*, 1998; Dejoz *et al.*, 1998; Miralles *et al.*, 2000; Palastanga *et al.*, 2000; Kapandji, 2007).

El sistema principal está formado por el *haz arciforme*, que se dirige desde la cortical externa de la diáfisis hasta la parte inferior de la cortical de la cabeza; parece que este haz resiste las fuerzas de tracción ejercidas sobre el cuello y cabeza femorales. El segundo grupo que conforma el sistema principal es el *haz cefálico* que se extiende desde la cortical interna de la diáfisis y la cortical inferior del cue-

llo hasta la parte superior de la cortical de la cabeza; tiene una trayectoria casi vertical y soporta las fuerzas de compresión [figura 1.11].

El sistema accesorio está formado por dos haces relacionados con el trocánter mayor: el *haz trocantéreo*, que parte de la cortical interna de la diáfisis y se dirige hacia el trocánter mayor; el segundo haz –innominado– queda compuesto por haces verticales paralelos a la cortical externa del trocánter mayor.

Los sistemas principal y secundario de compresión y el sistema arciforme delimitan en la región inferior del cuello femoral una zona con menor densidad trabecular denominada *triángulo de Ward*.

Desde el punto de vista radiográfico y clínico son interesantes los cambios en la densidad trabecular que se producen en esta región y que pueden desembocar en una incompetencia mecánica con el consiguiente riesgo de fractura.

Singh *et al.* (1970 y 1972) describieron un índice para la determinación visual a partir de imágenes radiográficas del tercio proximal del fémur. Con éste índice trataban de predecir el riesgo de fracturas osteoporóticas basándose en el principio de que, cuando ocurre la pérdida de hueso trabecular, se pierden primero las trabéculas que están sometidas a menor estrés mecánico⁵².

Aunque el índice es un método sencillo para la estimación de la calidad ósea su uso clínico está limitado por la existencia de diferentes opiniones sobre su validez para la predicción de las propiedades mecánicas del hueso femoral (Cooper *et al.*, 1986; Masud *et al.*, 1995; Koot *et al.*, 1996; Hauschild *et al.*, 2009) y porque generalmente, con la radiología convencional sólo pueden detectarse pérdidas en la mineralización de alrededor del 30% lo que limita su uso como predictor de osteoporosis o de fractura (Heneghan *et al.*, 1997; Soontrapa *et al.*, 2005).

⁵² Establecieron seis grados en función de en qué regiones se perdían los sistemas trabeculares: grado VI se corresponde con la normalidad y observa trabéculas en la región del triángulo de Ward; grado V con pérdida de trabéculas en la base del haz intertrocantéreo (región del trocánter menor); el grado IV con pérdidas en el haz arciforme en su porción media; el grado III, con la atenuación trabecular en el haz arciforme en la zona más medial; el grado II con la pérdida de trabéculas del haz arciforme en su imbricación con la cortical externa del fémur (lateral) y el grado I con la pérdida de trabéculas en el haz cefálico.

Se ha encontrado una buena correlación entre el índice y la resistencia mecánica del hueso, aunque menores que las encontradas con la densidad mineral ósea (Krischak *et al.*, 1999; Wachter *et al.*, 2001; Barondess *et al.*, 2002).

El uso del índice se ha mantenido hasta la actualidad en algunos ámbitos (D'Amelio *et al.*, 2008; Hauschild *et al.*, 2009) ya que, en general, ha sido sustituido por otras técnicas y procedimientos que permiten detectar, de una forma más precoz, la osteoporosis como la densitometría que es la técnica más usada para cuantificar la pérdida de masa ósea⁵³. Aunque existen otras para el estudio de la arquitectura ósea como el ultrasonido (Nicholson *et al.*, 2001; Njeh *et al.*, 2001), la tomografía computarizada de alta resolución (Bauer *et al.*, 2006; Showalter *et al.*, 2006) y la imagen por resonancia magnética (Herlidou *et al.*, 2004; Mueller *et al.*, 2006; Vokes *et al.*, 2006), su uso presenta limitaciones, bien sea por la imprecisión (ultrasonidos), la dosis de radiación (tomografía) o el coste (tomografía y la resonancia).

Pulkkinen *et al.* (2008) consideran que una imagen radiológica representa una proyección bidimensional del patrón trabecular y que puede contemplarse como una textura. En ella se encontrarán características de complejidad estructural y textural subyacentes que difícilmente pueden ser cuantificadas y detectadas a simple vista.

Por lo tanto el uso de técnicas y análisis de imagen avanzadas podría resultar de utilidad. Distintos grupos de trabajo han conseguido evidenciar que el hueso trabecular puede estudiarse bajo las premisas de la geometría fractal y otros métodos texturales (Smyth *et al.*, 1997; Pothuau *et al.*, 1998; Lin *et al.*, 1999; Veenland *et al.*, 2002; Gregory *et al.*, 2004; Steines *et al.*, 2009).

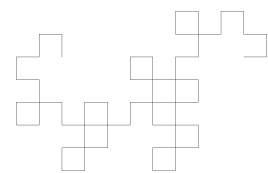
En nuestro trabajo, además del interés de una aproximación puramente descriptiva de los sistemas trabeculares desde una perspectiva diferente, estable-

⁵³ Tal es así que se habla de *osteoporosis densitométrica* cuando la puntuación Z de la densidad ósea se encuentra alejada más de 2,5 desviaciones típicas y de *osteopenia* cuando la desviación es de 1,5 D.T. de la tabulada para la edad y el sexo (WHO, 2003; U.S. Dpt. Health Human Services, 2004). La osteoporosis quedaría diagnosticada si además se presenta la fractura. La técnica tiene varias ventajas frente a otras: un buen consenso internacional, relativo bajo coste, sencillez en su ejecución y una baja dosis de radiación para el paciente (SER, 2007).

ce mos la premisa de que si el método que proponemos es capaz de caracterizar y diferenciar sobre radiografía convencional la estructura trabecular en diferentes regiones del fémur proximal, podría ser útil para analizar cambios en la estructura trabecular de ésta y otras regiones corporales.

En los dos capítulos siguientes se describirán los fundamentos teóricos de los dos métodos que, desde enfoques diferentes, se utilizan en esta tesis para cuantificar y discriminar sobre imágenes radiológicas convencionales las diferencias estructurales de los sistemas trabeculares de tercio proximal del fémur.

Capítulo II
LA TEORÍA FRACTAL



Capítulo 2

LA TEORÍA FRACTAL

El análisis fractal (AF) se encuadra dentro de un amplio conjunto de técnicas matemáticas relacionadas con el reconocimiento de patrones⁵⁴ que, en el ámbito biomédico, tiene aplicaciones tales como la ayuda en el diagnóstico a partir de imágenes de rayos X, de la tomografía computarizada, de los ultrasonidos, de los electrocardiogramas y los encefalogramas (Sutton y Hall, 1972; Antognetti *et al.*, 1989; Caldwell *et al.*, 1990; Tuceryan y Jain, 1998; Materka *et al.*, 2000; Cheng *et al.*, 2005; Theodoridis, 2006). Dada la complejidad del estudio de la textura y de los patrones complejos en el siguiente apartado intentamos aportar algo de luz.

2.1. EL PROBLEMA DE LA TEXTURA

Suele encontrarse, en la literatura especializada, la idea de que la textura no puede definirse de una forma sencilla debido a que, aunque todos intuitivamente podemos describir un objeto en relación al aspecto (Landy y Graham, 2004), no ocurre lo mismo cuando se trata de hacer una descripción cuantitativa. Existen múltiples estudios con los que se intenta comprender cómo interpreta el cerebro los distintos patrones y texturas (Campell y Kulikowski, 1966; Campell y Robson, 1968; Nachmais y Weber, 1975; Levine, 1985), de los que se concluye que los humanos describimos la textura en términos cualitativos como *rugoso*, *liso*, *suave*, *granulado*, *áspero*.

⁵⁴ Las aplicaciones son muchas más de las que podríamos pensar. En nuestra vida cotidiana tenemos múltiples ejemplos de reconocimiento de patrones: reconocimiento de caracteres escritos por lectores ópticos, reconocimiento de voces por operadores telefónicos virtuales, sistemas de reconocimiento facial, de comprobación de huellas digitales o de objetos (Brady, 1997; Zou y Nagy, 2006; Yu *et al.*, 2008).

Resulta mucho más complicado, por no decir imposible, hacerlo en términos cuantitativos, esto es lo que hacen precisamente los algoritmos de análisis textural (ATX)⁵⁵.

Desde hace décadas, estudiosos de distintos ámbitos –psicólogos, fisiólogos, neurólogos– han desarrollado experimentos que intentaban explicar los mecanismos subyacentes en la percepción visual (Chubbs *et al.*, 1994; Wolfson y Landy, 1995; Landy y Kojima, 2001; Landy y Oruç, 2002; Larsson *et al.* 2006). En los últimos años diversos enfoques han convergido con los estudios de los científicos de la computación que diseñan algoritmos y programas para extraer y transformar la información óptica de imágenes, de forma que, actualmente, se considera la percepción visual como un tipo de computación (Zou y Nagy, 2006).

Podría decirse que la noción de textura depende de tres principios: **1)** que algún tipo de orden local aparezca repetido y que sea mayor en comparación con otros tipos de órdenes; **2)** que el orden sea una agrupación no aleatoria de las partes elementales; **3)** que las partes sean uniformemente rugosas y con unas dimensiones aproximadamente iguales en cualquier lugar de la región objeto del análisis (Hawkins, 1970; Tuceryan y Jain, 1998).

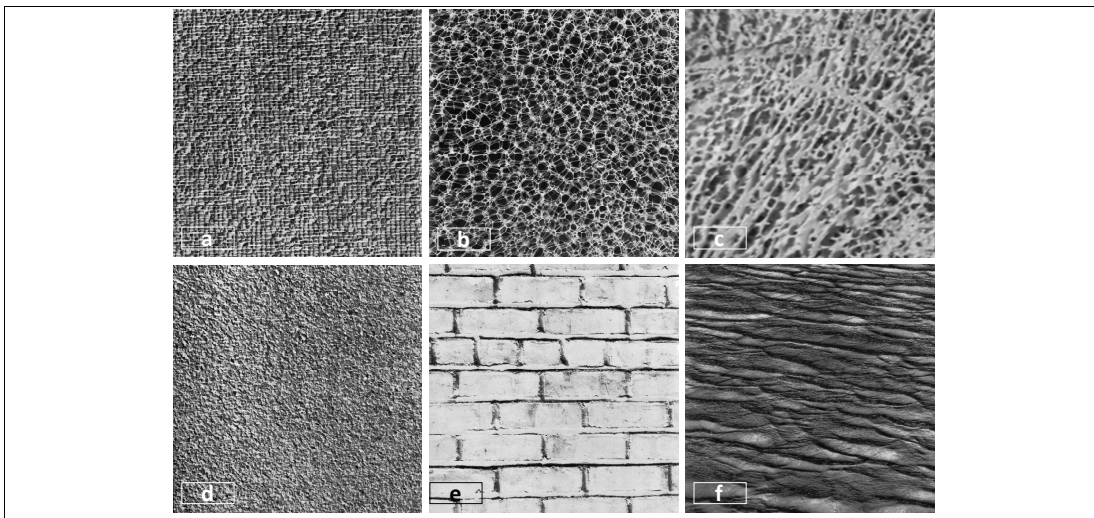
Parece lógico pensar que un patrón arbitrario que se extiende sobre un área grande de una imagen no se reconocería como textura, ya que una propiedad básica de la textura es la existencia de al menos un cierto patrón elemental que debe repetirse periódicamente, o cuasi periódicamente, en el espacio [**figura 2.1**].

En ese caso bastaría con describir el patrón y la regla de repetición que otorgaría la característica de la escala a la textura (Jähne, 2002). Haralick (1979), Wang y He (1990), Sanden y Hoekman (2005) han definido la textura como la va-

⁵⁵ Attneave (1954) remarcaba la importancia de la información redundante en el estímulo visual. También precisamente la percepción visual es una suerte de abstracción económica de la información redundante presente en el estímulo visual. Propuso diez principios en los que se basaba esta abstracción de la percepción visual humana concluyendo que la información útil del estímulo estaba concentrada en los contornos. Miller (1956) resumió algunos experimentos psicofísicos y concluyó que los humanos distinguimos solamente alrededor de ocho características en las imágenes: tono, opacidad, granulado, longitud, área, color, brillo y curvatura y que tan sólo podemos prestar atención a unos siete objetos. Sin embargo, podemos reconocer cientos o miles de objetos porque podemos hacer juicios poco precisos de varias características simultáneamente.

riación del tono del nivel de gris de una imagen, mientras que Jain *et al.* (1995) consideran que viene determinada por la repetición de patrones de variaciones locales en la intensidad de la imagen que son demasiado finos para distinguirlos como objetos independientes en esa escala de observación⁵⁶.

FIGURA 2.1. Tipos de texturas.



Se muestran seis imágenes con texturas diferentes. **(a)** Rafia: textura uniforme y rugosa. **(b)** Plástico de burbujas: textura porosa y uniforme. **(c)** Hueso trabeculado femoral: textura porosa e irregular. **(d)** Arena: textura granulada. **(e)** Pared de ladrillo: patrón repetitivo. **(f)** Superficie agua: textura uniforme y ondulada. Todas las definiciones aportadas son subjetivas y determinadas por el que escribe. Obsérvese cómo la percepción textural de estas imágenes sería muy distinta si, por ejemplo, ampliásemos la resolución en la imagen de la pared de ladrillos observaríamos una textura propia del ladrillo que a la escala que se muestra pasa desapercibida (Fuente: *Elaboración propia. Las imágenes a, b, d, e y f pertenecen a la colección texturas de Brodatz*)⁵⁷.

⁵⁶ Algunos autores han relacionado las distintas características texturales de tipo estadístico, con características texturales desde el punto de vista de la percepción visual humana (Tamura *et al.*, 1978; Davis *et al.*, 1979; Fujii *et al.*, 2003; Landy y Graham; 2004).

⁵⁷ Brodatz publicó en 1966 *Textures: a photographic album for artists and designers*, una colección de imágenes fotográficas monocromáticas de distintos materiales que se ha convertido en una colección clásica para la evaluación y validación de los procedimientos de clasificación y ATX (Weber, 2006). La colección completa de imágenes puede consultarse y descargarse en: <http://www.ux.uis.no/~tranden/brodatz.html> [consultado 28 marzo 2010].

Petrou *et al.* (2001) describen la textura como una variación de los datos en escalas menores que las escalas en las que queremos identificar los objetos y Sonka *et al.* (1998) aplican el término *téxel* (de *textural element* o *texture pixel*) a los “ladrillos” o elementos primitivos que constituyen la textura de una imagen. Un téxel es la unidad mínima de una textura aplicada a una superficie; de la misma forma que una imagen digital se representa mediante una matriz de píxeles, una textura se puede representar mediante un matriz de téxeles⁵⁸.

En lo que coinciden los diferentes autores es en que en el concepto de textura están implicados los niveles de intensidad entre píxeles vecinos y la forma en que esos niveles varían en una determinada escala de observación (Sonka *et al.*, 1998; Lladó, 2003; Kourgli, 2007; Hermes *et al.*, 2008b)⁵⁹. Por tanto, no es de extrañar que, en general, todos los métodos de ATx se agrupen en dos grandes categorías: los métodos estructurales y los métodos estadísticos (Mäenpää y Pietikäinen, 2005; Pekalska y Duin, 2005)⁶⁰, aunque en los últimos años se tienda a

⁵⁸ En esta tesis usaremos el término *téxel* para referirnos a los elementos de la imagen que forma una unidad estructural y que, en función de sus niveles de gris y reglas de repetición, conformarán una u otra textura. Parece que el primero en acuñar el término *texel* o *texton* fue Julesz (1981) por analogía a un fonema en el ámbito de reconocimiento de voces, pero fueron Malik *et al.* (1999) los que lo aplicaron a las imágenes con niveles de gris.

⁵⁹ Desde el punto de vista del análisis de imagen la textura de un objeto puede describirse por el tono y la estructura de la misma. El tono está relacionado con la intensidad de cada uno de los píxeles y la estructura con las relaciones espaciales existentes entre ellos. De esta forma una imagen poseerá una textura constante si el conjunto de sus propiedades locales en esa región son constantes, cambian lentamente o lo hacen de una forma aproximadamente periódica (Sonka *et al.*, 1998).

⁶⁰ Hay especialistas (Materka y Strzelecki, 1998; Tuceryan y Jain, 1998; Epifanio López, 2002; Castellano *et al.*, 2005; Clausi y Deng, 2005; Kourgli, 2007; Umarani *et al.*, 2008) que van un poco más allá en la clasificación y proponen cuatro categorías: métodos estadísticos como las matrices de concurrencia (Haralick *et al.*, 1973; Weszka *et al.* 1976; Ferro, 1998; Clausi y Zhao, 2003); métodos geométricos como los basados en los parámetros Voronoi (Tuceryan y Jain, 1990); métodos basados en el tratamiento de la señal, como los filtros espaciales y frecuencias (Turner, 1986; Zhu y Yang, 1998; Clausi, 2001; Arivazhagan y Ganesan, 2003; Theodoridis y Koutroumbas, 2006) y, por último, los métodos basados en análisis fractal (Chen *et al.*, 1989, Keller *et al.*, 1989; Chen *et al.*, 1994; Kuklinski, 1994; Theodoridis y Koutroumbas, 2006). Pratt (2007) desarrolla y describe de forma extensa muchos de estos métodos. Las últimas tendencias están con relacionadas el reconocimiento de patrones gracias al diseño de redes neurales artificiales (Shah y Gandhi, 2004; Titive

combinar varios métodos para el reconocimiento de patrones (Lam y Ciesielski, 2004; Ong y Khoo, 2009)⁶¹.

Los primeros métodos centran su análisis en las reglas de repetición que siguen los patrones⁶², mientras que los segundos lo hacen en la caracterización de las propiedades estocásticas⁶³ de la distribución espacial de los niveles de gris en la imagen (Reed y Du Buf, 1993; Muñoz Pujol, 2002; Lladó, 2003; Umarani *et al.*, 2008).

En general, pueden definirse cuatro objetivos del ATX: **1)** la extracción de características capaces de describir numéricamente las propiedades texturales de la imagen; **2)** la discriminación textural que permite dividir o separar las texturas de

y Bouzerdoum, 2005 y 2008), pero sigue existiendo el problema subyacente de la selección de las adecuadas características de la imagen.

⁶¹ En el campo del análisis de la imagen hay un área emergente dedicada al reconocimiento de patrones en series complejas de datos mediante el uso de algoritmos conocidos como *computación genética y evolutiva* –no en el sentido estricto de estos términos, sino por la analogía con los mecanismos genéticos y evolutivos propiamente dichos– y relacionada con las técnicas y conceptos de lo que se ha dado en llamar *minería de datos*.

⁶² Es frecuente equiparar el término *textura* con el término *patrón*. Para Ferro (1998) conviene utilizar el término patrón para describir las regularidades espaciales que puedan existir en un área de interés, mientras que la textura es una medida de la variabilidad espacial, aleatoria o no, de una determinada área de interés. Aún así, en el contexto del procesamiento de imagen, se entiende por ATX el análisis de patrones complejos presentes en la imagen (Jähne, 2002; Theodoridis y Koutroumbas, 2006).

⁶³ En general estos métodos realizan cálculos de probabilidad de aparición de un determinado nivel de gris y su relación con los niveles de los píxeles vecinos, aunque no siempre. Los llamados estadísticos de primer orden se basan en el análisis de los niveles de intensidad de los píxeles tomados individualmente –histograma de intensidad– y la forma de operar con estos valores es similar a la que se utiliza en la estadística descriptiva (media, desviación típica, curtosis, apuntamiento). En el otro grupo estarían los métodos que operan con los niveles de intensidad pero teniendo en cuenta la relación entre un determinado elemento y sus vecinos. Como operan con parejas de píxeles se los denomina estadísticos de segundo orden (Tomita y Tsuji, 1990). Características de tercer orden o superior –que consideren relaciones entre tres o más píxeles– son teóricamente posibles, pero no se utilizan habitualmente por los grandes tiempos de computación que necesitan los cálculos y por la dificultad en la interpretación (Hall-Beyer, 2008). No obstante hay algún estudio reciente en el que se ha desarrollado una forma eficiente de calcular caracteres texturales de tercer orden (Akono *et al.*, 2003) o el algoritmo desarrollado por Qin y Yang (2006) que incorpora la información de todos los píxeles vecinos.

una imagen; **3)** la clasificación textural que determina las categorías a las que pertenece una determinada textura, y **4)** reconstrucción 3D a partir de la información textural (Materka y Strzelecki, 1998; Xu y Chen, 2006; Pérez y Olague, 2007).

Las dos primeras están relacionadas con los objetivos de esta tesis mientras que las dos últimas, lo están con el reconocimiento de patrones complejos y la generación por computador de escenarios virtuales⁶⁴.

Desde un punto de vista práctico pueden establecerse dos grandes clases de texturas: **1)** estructuras que presentan un aspecto regular, con una repetición de los elementos básicos –téxeles– a lo largo del espacio y **2)** estructuras irregulares que presentan téxeles, no identificables a esa escala de observación, que se distribuyen de una forma anárquica o aleatoria por el espacio (Tuceryan y Jain, 1998; Kourgli, 2007).

En este contexto la dificultad que se plantea a los investigadores es conseguir las características texturales adecuadas para describir y discriminar las imágenes, esto representa un problema ya que no existe un único método que proporcione mejores resultados (Weszka *et al.*, 1976; Materka y Strzelecki, 1998; Pearlstine, 2000; Al-Janobi, 2001; Arango, 2004; Hermes, 2008b)⁶⁵.

Los métodos de ATX han tenido un gran éxito en su aplicación sobre distintos tipo de imágenes biomédicas (Chen *et al.*, 1989; Chen y Dougherty, 1994; Castellano *et al.*, 2005) en las que el problema textural, casi siempre, se reduce a la necesidad de discriminar y cuantificar los distintos patrones tisulares coherentes con la normalidad de los patrones relacionados con la patología o identificar qué características texturales son las que mejor discriminan o clasifican un conjunto de imágenes determinado (He *et al.*, 1998; Theodoridis y Koutroumbas, 2006)⁶⁶.

⁶⁴ Chen y Wang (2005); Pekalska y Duin (2005); Basu y Ho (2006) y Theodoridis y Koutroumbas (2006) describen amplia y técnicamente los fundamentos teóricos de la mayoría de estas técnicas.

⁶⁵ En un reciente estudio (Maillard, 2003) encontró mejores tasas de discriminación para las GLCM, tanto en texturas artificiales como en imágenes aéreas, frente a métodos basados en semivariogramas –variabilidad y continuidad espacial en una imagen– y la transformada de Fourier.

⁶⁶ Aunque más adelante se discutirá con más detalle, algunas de las aplicaciones son: la clasificación automática de tinciones celulares (Landeweerd y Gelsema, 1978; Harms *et al.*, 1986; Walker y Jackway, 1996), sobre imágenes de resonancia magnética nuclear (Lerski *et*

En el desarrollo de esta tesis se han utilizado dos métodos radicalmente diferentes para la caracterización textural de imágenes radiológicas de hueso trabeculado. Por una parte se han aplicado análisis fractales (AF) que pueden considerarse como una forma de análisis estructural porque proporcionan información sobre el grado de complejidad e irregularidad que presenta la imagen (Peleg *et al.*, 1984; Frame, 2002; Pearlstine, 2002; Mandelbrot, 2003)⁶⁷ y, por la otra, se ha trabajado con las matrices de concurrencia del nivel de gris que estiman las funciones de densidad probabilística de la presencia de un determinado nivel de gris en parejas de píxeles separados por un vector-distancia (Pickett, 1970; Kourgli, 2007; Pratt, 2007).

Es sobre esta matriz sobre la que pueden calcularse diferentes características texturales como el segundo momento angular –también llamada energía o uniformidad– el contraste, la correlación, el momento inverso de la diferencia –u homogeneidad– y la entropía (Haralick *et al.*, 1973; Haralick, 1979; Sun y Wee, 1983; Al-Janobi, 2001; Arango, 2004; Theodoridis y Koutroumbas, 2006; Kourgli, 2007; Hall-Beyer, 2008)⁶⁸.

al., 1993), en el análisis y clasificación del tejido pulmonar (Miller y Astley, 1991, Arango, 2004), en la detección precoz del cáncer de mama (Yourssy *et al.*, 2003), en la detección precoz de la osteoporosis mediante radiografía (Cichy *et al.*, 1997) o en el estudio de la respuesta del tejido tendinoso ante estímulos mecánicos (Ríos-Díaz *et al.*, 2009 b,c).

⁶⁷ Por el momento nos sirve esta descripción. En el siguiente epígrafe se ha desarrollado un análisis conceptual más profundo. La dimensión fractal obtenida por estos métodos es relativamente invariante con el escalado de la imagen y ha mostrado una fuerte correlación con lo que podríamos denominar superficies *rugosas*. Los modelos fractales pueden ser útiles en la descripción de objetos con alto grado de irregularidad (Materka y Strzelecki, 1998).

⁶⁸ El término que aparece en la bibliografía para referirse a este método es *Grey level co-occurrence matrix* (GLCM). En adelante usaremos el término *matrices de concurrencia del nivel de gris* y mantendremos la abreviatura GLCM. Para cada orientación (θ) y distancia (δ) debe generarse una nueva matriz y sobre ella se calculan los parámetros texturales. Haralick describió hasta 14 características texturales, aunque lo habitual es que los paquetes informáticos sólo implementen alguna de ellas, dado que para cada orientación, distancia y variable textural debe crearse una matriz obtendremos como resultado una gran cantidad de datos. En nuestro caso se calcularon 5 variables texturales para cuatro orientaciones y tres distancias en 9 regiones de interés (5 variables x 4 direcciones x 3 distancias x 9 regiones = 540 variables). También se ha dedicado más adelante un apartado al desarrollo teórico del método.

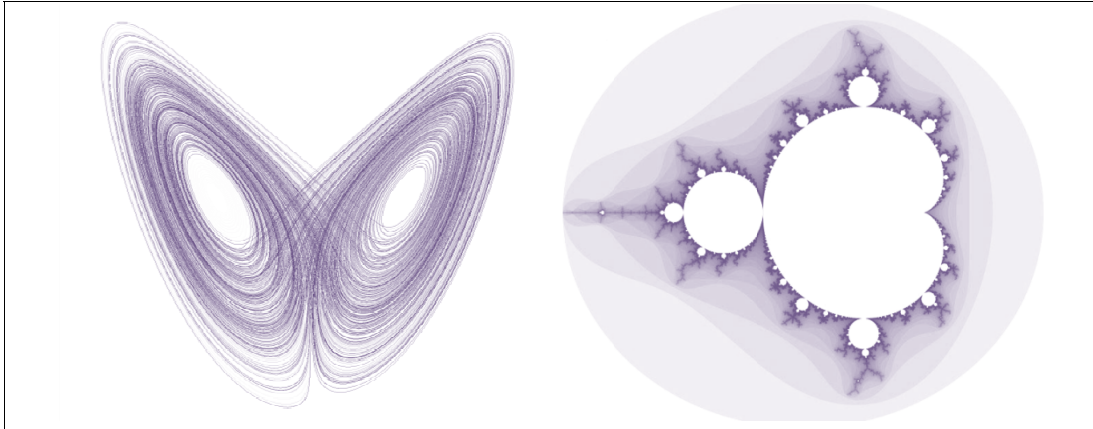
2.2. LA GEOMETRÍA FRACTAL

Puesto que una parte fundamental de la experimentación llevada a cabo en esta tesis está basada en el AF del hueso trabeculado, en este apartado se intentará justificar su aplicación. Debemos definir y aclarar los fundamentos de la teoría fractal y del caos. Por suerte algunas de estas ideas son muy intuitivas y pueden comprenderse a partir de imágenes de manera que podemos desarrollar el marco conceptual con la máxima simplicidad matemática posible.

Decía Kepler, en el S. XVI, que *donde hay materia hay Geometría*. Históricamente el interés por la geometría ha sido estimulado por sus aplicaciones en la naturaleza. La elipse adquirió importancia en la medida en la que se asemejaba con la forma de las órbitas planetarias, o la esfera lo hizo por la forma de tierra. La geometría de la elipse y de la esfera puede aplicarse a estas situaciones físicas. Por supuesto, ni las órbitas no son tan elípticas, ni la tierra es actualmente esférica, pero para ciertos problemas, como la predicción del movimiento planetario y el estudio del campo gravitacional, estas aproximaciones son perfectamente válidas (Falconer, 1990).

Los modelos geométricos clásicos –o geometría euclidiana– nos son familiares por ser los que aprendimos. El desarrollo de esta geometría está en la base de gran parte del conocimiento actual, pero sus modelos no son buenos para estudiar la naturaleza o para intentar comprenderla mejor. Ante estas necesidades, a lo largo del siglo pasado, y en especial en su segunda mitad, se comenzó a desarrollar lo que hoy se conoce como ciencia de los sistemas dinámicos complejos no lineales en general y la teoría fractal o, si se quiere, geometría fractal más concretamente [figura 2.2]. Si observamos el mundo que nos rodea pocas veces veremos que se corresponden con alguno de esos cuerpos geométricos euclidianos: una nube, una cordillera montañosa, las líneas de costa, las turbulencias generadas en un fluido, etc. Estas estructuras o fenómenos presentan formas o patrones mucho más complejos a los que es imposible hacer frente con las matemáticas convencionales.

FIGURA 2.2. Atractor de Lorenz y conjunto de Mandelbrot.



Estas dos figuras representan el paradigma de las teorías del caos y fractal. A la **izquierda** el conocido *atractor extraño* de Lorenz que se corresponde con un sistema dinámico tridimensional no lineal derivado de las ecuaciones simplificadas de las corrientes de convección atmosférica. A la **derecha** el también conocido *conjunto de Mandelbrot* que responde a una sencilla ecuación repetida sucesivamente y que es la representación de los puntos que pertenecen al plano complejo. Cuando un punto está incluido en el plano se le asigna un color (blanco), cuando cae fuera del plano se le asigna otro color –gama de morados– en función de la velocidad con la que tiende a infinito (Fuente: *Elaboración propia. Imagen izquierda: generado con Fracint[®] Software v.18.21; Tyler et al., 1997. Imagen derecha: generado con Ultra Fractal[®] Software v.5; Slijkerman, 2009*).

2.2.1. La ciencia de los sistemas dinámicos complejos no lineales

No cabe duda ya de que, en los últimos cuarenta años, el desarrollo de los conceptos de la teoría fractal y la teoría del caos –aspectos particulares de lo que podría llamarse la ciencia no lineal⁶⁹, que se encarga de estudiar los sistemas

⁶⁹ Algunas de estas ideas fueron expuestas por algunos científicos con anterioridad pero cayeron en el olvido. El matemático francés Pierre Simon de Laplace (1749-1827) claramente influenciado por el determinismo de la época –la física newtoniana expuesta a finales del S. XVII determinaba que conociendo las condiciones iniciales se podría predecir el comportamiento de las partículas– llegó a jactarse de que si tuviera las posiciones y velocidades iniciales de cada una de las partículas que componen el Universo, podría predecir el futuro por el resto del tiempo (Braun, 1996). Frente a esta *boutade* de Laplace, Poincaré escribiría en 1908 en su obra *Science et Méthode*: «Una causa muy pequeña que escapa a nuestra percepción determina un efecto considerable que no podemos dejar de ver, y luego decimos que este efecto se debe al azar. Si conociéramos con exactitud las leyes de la naturaleza y la situación del universo en su momento inicial, podríamos predecir exactamente la situación a este mismo universo en un momento posterior. Pero, incluso si se diera el caso de que las leyes naturales no fueran ya un secreto para nosotros,

dinámicos complejos no lineales– han supuesto una verdadera revolución en el sentido kuhniano, un cambio de paradigma, que ha afectado profundamente –y previsiblemente lo seguirá haciendo– a la visión del mundo de los científicos, no sólo relacionados con las ciencias físicas, las matemáticas o la tecnología, sino también con la biología o la medicina, incluso con el arte y las humanidades, hasta el punto de que algunos autores la definen como una metaciencia (Addison, 1997; Scott, 2007).

A continuación se mostrará un pequeño estudio bibliométrico realizado en la mayor base de datos biomédica, *PubMed/MEDLINE*⁷⁰, que nos ayudará a ilustrar la penetración que han tenido estos nuevos conceptos en las publicaciones científicas del ámbito biosanitario⁷¹. Se realizaron dos búsquedas⁷² a través del

sólo podríamos conocer la situación inicial *de una manera aproximada*. Si esto nos diera la posibilidad de predecir una situación posterior *con la misma aproximación*, esto es todo lo que necesitamos, y diríamos que se ha logrado predecir el fenómeno, que está gobernado por leyes. Pero no siempre es así; puede suceder que unas pequeñas diferencias en las condiciones iniciales produzcan unas diferencias muy grandes en los fenómenos finales. Un pequeño error en lo anterior causará un enorme error en lo posterior. La predicción se hace imposible, y lo que tenemos es un fenómeno fortuito» (García-Miranda *et al.*, 1997; Gribbin, 2006). Estos son, sin más, los fundamentos de la teoría del caos, que se desarrollaron sesenta años después.

Algo similar ocurre con la idea de autosimilitud que ya había sido sugerida en muchas ocasiones a lo largo de la historia. Por ejemplo, en el siglo XVII, el pensador alemán Gottfried Wilhelm Leibniz (1646-1716) propuso que una gota de agua contenía todo un universo, que a su vez contenía gotas de agua más pequeñas; cada una de estas pequeñas gotas encerraba a su vez un universo que tenía en su interior otras gotas de agua, todavía más pequeñas y así sucesivamente (Braun, 1996).

⁷⁰ *PubMed* es un servicio de la Biblioteca Nacional de Medicina de los Estados Unidos que incluye alrededor de 19 millones de citas de artículos biomédicos indexadas en *PubMed/MEDLINE* desde 1948.

⁷¹ No se trata de mostrar aquí un estudio bibliométrico exhaustivo, sino simplemente ilustrativo. Se podrían haber consultado otras bases de datos, pero se ha optado por *MEDLINE* por su amplio espectro en diferentes campos de la ciencia y por englobar publicaciones importantes que, por diversas razones, no se encuentran indexadas, por ejemplo en *ISI Web of Knowledge*.

⁷² Con fecha 15 de agosto de 2009.

*Medical Subject Headings*⁷³. Las definiciones ofrecidas por el tesoro y sus posiciones en los árboles terminológicos jerarquizados nos permitirán introducirnos en los conceptos que se desarrollarán más adelante. Aparecen dos descriptores relacionados: *Nonlinear Dynamics* y *Fractals*.

El término *Nonlinear Dynamics*⁷⁴ se define como:

«El estudio de los sistemas que responden de forma no lineal a las condiciones iniciales o estímulos perturbadores. Los sistemas no lineales pueden exhibir “caos” que clásicamente se caracteriza como sensible a las condiciones iniciales. Cuando se representa su comportamiento a lo largo del tiempo, los límites de estos sistemas se hacen evidentes y se describen como “atractores extraños”⁷⁵. Las representaciones de los sistemas caóticos generalmente revelan una autosemejanza⁷⁶ fractal a lo largo de las diferentes escalas temporales. Los sistemas naturales, incluidos los biológicos, presentan frecuentemente una dinámica no lineal y caos»⁷⁷.

⁷³ Permite recuperar los términos indexados en el *Index Medicus* y realizar búsquedas precisas a partir de ellos, ofrece definiciones de los términos, posibles sinónimos y posición en la que se encuentra el término en el o los árboles terminológicos jerarquizados.

⁷⁴ El tesoro nos remite al término *dinámica no lineal* y esta entrada responde también a los descriptores *teoría del caos* y *modelos no lineales*. Fue introducido en el tesoro en 1994.

⁷⁵ En los sistemas dinámicos un atractor es el conjunto de configuraciones al que el comportamiento del sistema tiende a largo plazo; si la aproximación es caótica al atractor se le denomina extraño (Braun, 1996; Addison, 1997; Olalquiaga y Olalquiaga, 2005; Gribbin, 2006; Scott, 2007).

⁷⁶ El término que aparece en la bibliografía anglosajona es *self-similarity*, que suele traducirse como autosemejanza o autosimilitud, más raramente como sibisemejanza. Las dos primeras formas serán las que indistintamente se utilicen en este trabajo.

⁷⁷ Caos en la mitología griega –del lat. *chaos*, y este del gr. *χάος*, abertura– se refiere a la estado amorfo e indefinido que se supone anterior a la ordenación del cosmos (RAE 23ª ed). En el trabajo de Li y Yorke (1975), publicado a partir de los trabajos de Lorenz, fue la primera vez que se le dio al caos el significado moderno: un caos ordenado y determinista, siendo cada paso consecuencia del anterior según una cadena ininterrumpida de causa y efecto que es absolutamente predecible en cada etapa, al menos en principio. El término caos es para los antiguos y en la vida cotidiana, completamente aleatorio e impredecible, incluso en principio (Gribbin, 2006).

En los sistemas caóticos la dinámica es impredecible e irregular y, sin embargo, es determinista, o sea, que se encuentra perfectamente determinada en la función que la define (Canals y Solís, 2005, de la Cruz *et al.*, 2007).

Los árboles terminológicos en los que se encuentra indexado el término son:

1) *Analytical, Diagnostic and Therapeutic Techniques and Equipment Category*

- *Investigative Techniques*
 - *Models, Theoretical*
 - ***Nonlinear Dynamics***

2) *Disciplines and Occupations Category*

- *Natural Sciences Disciplines*
 - *Mathematics*
 - ***Nonlinear Dynamics***

La definición del segundo descriptor, *Fractals*⁷⁸, es:

«Patrones –reales o matemáticos– que presentan un aspecto similar a distintas escalas; como la red de las vías aéreas en los pulmones que muestra un patrón de ramificación similar a magnificaciones progresivamente mayores.

Los fractales naturales son autosemejantes a lo largo de un rango finito de escalas, mientras que los fractales matemáticos son iguales a lo largo de un rango infinito. Muchas estructuras de la naturaleza, incluidas las biológicas, son fractales –o similares a fractales–. Los fractales están relacionados con el “caos” puesto que, estos procesos caóticos, pueden producir estructuras fractales en la naturaleza, y porque las apropiadas representaciones de los procesos caóticos presentan autosemejanza a lo largo de la escala temporal»⁷⁹.

Los correspondientes árboles terminológicos son:

⁷⁸ Introducido en el tesoro el año 1994.

⁷⁹ Aunque en el epígrafe que sigue se volverá sobre este concepto, conviene señalar que Mandelbrot ya marcó en sus ensayos (1996 y 2003) la necesidad de distinguir entre fractales naturales y los conjuntos fractales matemáticos; con el paso del tiempo la distinción entre ambos conceptos se ha hecho ambigua e imprecisa y provoca frecuentes equivocaciones (Falconer, 1990; Jelinek *et al.*, 2006).

1) *Analytical, Diagnostic and Therapeutic Techniques and Equipment Category*

- *Investigative Techniques*
 - *Models, Theoretical*
 - *Nonlinear Dynamics*
 - ***Fractals***

2) *Phenomena and Processes Category*

- *Mathematical Concepts*
 - ***Fractals***

Con estas dos definiciones puede comprobarse que ambos conceptos están íntimamente relacionados y que son los pilares básicos de lo que más arriba hemos denominado la metaciencia de los sistemas dinámicos complejos no lineales. Las estrategias de búsqueda⁸⁰ fueron las que se muestran a continuación:

#1 *"Nonlinear Dynamics"[Mesh]*

8376 entradas

- Wittmann TJ, Phillips NS. Human body nonlinearity and mechanical impedance analyses. *J Biomech.* 1969 Jul;2(3):281-8.
- Lo CC, Boucher L, Paré M, Schall JD, Wang XJ. Proactive inhibitory control and attractor dynamics in countermanding action: a spiking neural circuit model. *J Neurosci.* 2009 Jul 15;29(28):9059-71.

#2 *"Fractals"[Mesh]*

1663 entradas

- Meakin P. Fractal aggregates. *Adv Colloid Interface Sci.* 1988 Jun;28(4):249-331.
- Ivanov PC, Ma QD, Bartsch RP, Hausdorff JM, Nunes Amaral LA, *et al.* Levels of complexity in scale-invariant neural signals. *Phys Rev E Stat Nonlin Soft Matter Phys.* 2009 Apr;79(4 Pt 1):041920. Epub 2009 Apr 21.

⁸⁰ En cada una de las búsquedas se muestra el primer y último artículo publicado al respecto y según la fecha de publicación.

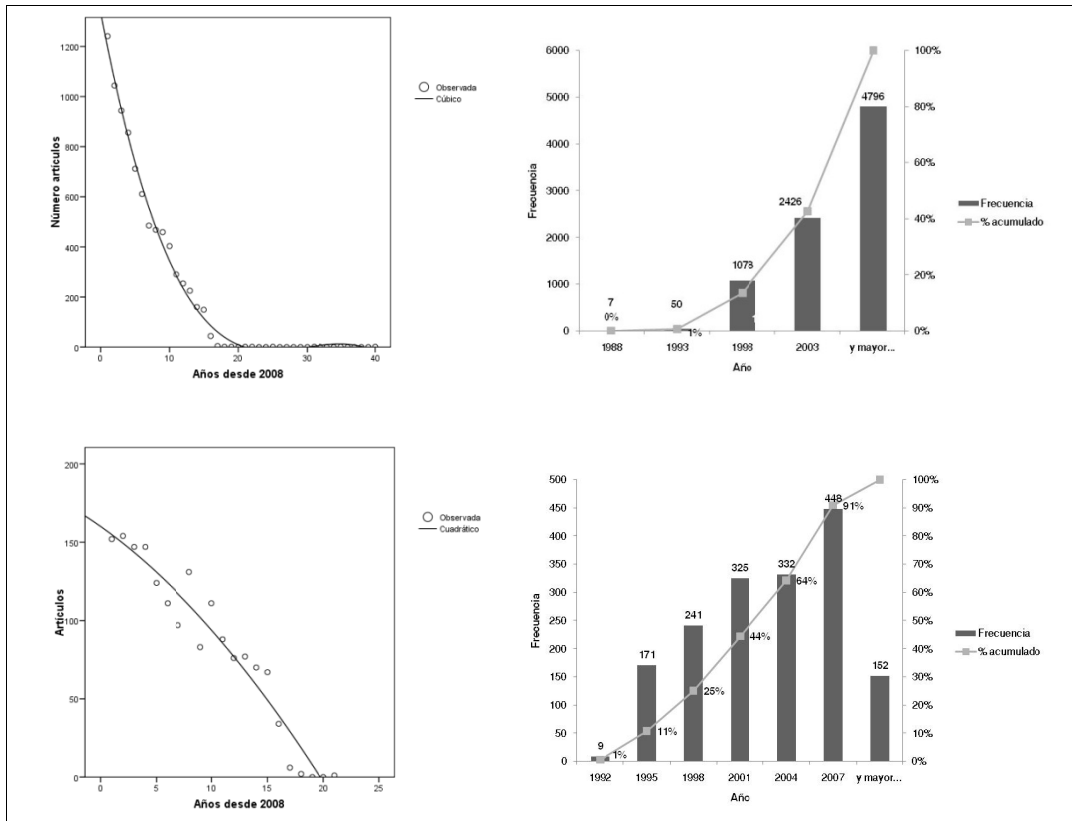
Nótese que data de 1969 el primer trabajo publicado con el descriptor «dinámica no lineal» en la prestigiosa revista *Journal of Biomechanics*; en este sentido es de interés comprobar lo rápidamente que se abordaron sistemas biológicos desde esta perspectiva⁸¹. Sin embargo, con el descriptor «fractales» no aparece el primer trabajo hasta 1988 en relación al proceso químico de los agregados.

Es de resaltar también que los dos últimos artículos publicados con ambos descriptores versen sobre estudios del sistema nervioso, cosa que es, hasta cierto punto, lógico si se tiene en cuenta que, por un lado están asumidas las bases teóricas de los sistemas complejos –y la fisiología del sistema nervioso es el paradigma biológico de un sistema dinámico complejo– y, que por otro lado, la capacidad de computación de los ordenadores actuales permite trabajar con una gran cantidad de información.

⁸¹ Los primeros trabajos de impacto relacionados con los sistemas no lineales se publicaron en las décadas de 1950-60. Dos de ellos fueron fundamentales por su proyección tanto en los científicos coetáneos como en los posteriores. El primero, el conocido *Does the flap of a butterfly's wings in Brazil set off a tornado in Texas?* de Edward Lorenz fue presentado en un congreso en Washington en 1972 (Lorenz, 1972 y 1995). Por aquella época Lorenz se dedicaba a la meteorología y había publicado trabajos al respecto en revistas especializadas, pero fue el *efecto mariposa* lo que abrió el campo a otras áreas de conocimiento. Gribbin (2006) describe maravillosamente cómo se gestaron sus primeras ideas; gracias a la confluencia de un azar propiciado por la mente despierta que caracteriza a un buen científico, Lorenz comprobó que, en un sistema complejo, pequeños cambios en las condiciones iniciales pueden dar lugar a fenómenos impredecibles. Posteriormente Ilya Prigogine recibió el Premio Nobel de Química (1977) por sus trabajos sobre la termodinámica de los sistemas alejados del equilibrio (de la Cruz, 2007).

El segundo trabajo es *How long is the coast of Britain?* publicado en 1967 por Mandelbrot en la revista *Science*. En este trabajo aún no habla Mandelbrot de fractalidad sino de *auto-semejanza*. Aunque no sería hasta la publicación de *Les objets fractals* (1975) y, en especial, *Fractal Geometry of Nature* (1982) (Mandelbrot, 1996 y 2003 en las ediciones en español consultadas) cuando se produciría un verdadero impacto en la comunidad científica. Posiblemente fue éste el estímulo que necesitaba la visión del mundo desde la perspectiva de los sistemas complejos para comenzar a desarrollarse. El mayor logro de Mandelbrot fue darse cuenta de la importancia de la geometría fractal, convencer de ello a la comunidad científica y saberlo transmitir a los no matemáticos. *La geometría fractal de la naturaleza* supuso el derrumbe de la barrera conceptual existente entre las matemáticas teóricas y otros campos de conocimiento.

FIGURA 2.3. Modelo de crecimiento y distribución de la producción científica con los descriptores Nonlinear Dynamics y Fractals.



Fila superior: Gráficos en relación al descriptor *Nonlinear Dynamics*. **Fila inferior:** gráficos en relación al descriptor *Fractals*. En los gráficos de la **columna izquierda** se muestran los modelos de regresión⁸². En la **columna derecha**, las distribuciones de frecuencias relativas y absolutas del número de artículos publicados desde 1969 –descriptor *Nonlinear Dynamics*– y desde 1988 –descriptor *Fractal*– (Fuente: Elaboración propia con SPSS[®] 15 y Excel[®] 2007 a partir de datos de PubMed/MEDLINE).

⁸² Para el descriptor *Nonlinear Dynamics* el número de publicaciones sigue un modelo curvilíneo cúbico que se corresponde con $Y=b_0+(b_1 \cdot t)+(b_2 \cdot t^2)+(b_3 \cdot t^3)$, donde t es la variable independiente tiempo. Se obtuvo un $r^2=0,994$ y $F_{3,36}=1904,66$; $p<0.001$ por lo que el ajuste es significativo y casi perfecto. Los coeficientes del modelo de regresión fueron: $b_0=1335,155$; $b_1=-143,029$; $b_2=4,942$; $b_3=-0,055$.

Para el descriptor *Fractals* el número de publicaciones sigue un modelo cuadrático se corresponde con un modelo cuya ecuación es $Y=b_0+(b_1 \cdot t)+(b_2 \cdot t^2)$, donde t es la variable independiente tiempo. Se obtuvo una $r^2=0,940$; $F_{2,18}=141,66$; $p<0,001$ por lo que el ajuste es significativo y muy bueno. Coeficientes del modelo: $b_0=160,113$; $b_1=-5,069$; $b_2=-0,155$.

En la **figura 2.3** se muestran los modelos de crecimiento de la publicación de artículos y de las distribuciones de frecuencia correspondientes a cada una de las búsquedas analizadas⁸³, desde la aparición del primer artículo, hasta el año 2008. En ambos casos se observa un claro crecimiento exponencial de los trabajos publicados: cada cinco años se duplica el número de citas. Este tipo de comportamiento concuerda con trabajos similares realizados por otros autores (Scott, 2007) y son típicos de áreas de conocimiento emergentes.

Unidos a este aumento en el número de trabajos, hay otros dos aspectos relacionados: la aparición de nuevas revistas especializadas y la emergencia, a lo largo del mundo, de centros de ciencia no lineal interdisciplinar dedicados a promover estudios interrelacionados con el caos desde las perspectivas de la física, la química, las matemáticas, la ingeniería, la biología, la psicología, la economía y las ciencias sociales, con especial énfasis en áreas particulares de investigación aplicada.

En este sentido distintos autores alertan del sobre uso que se podría estar otorgando a los fractales al atribuirles sus características a sistemas que tal vez no lo sean, debido a que estos conceptos han supuesto una ruptura epistemológica capaz de abordar seria y cuantitativamente las estructuras complejas e irregulares (Braun, 1996; Murray, 2002; Sornette, 2006)⁸⁴.

Es posible, además, que este hecho se vea aún más marcado por la fascinación y atracción que sobre el mundo no científico han tenido la teoría del caos y los fractales. Muchas de las ideas presentadas en dichas teorías están en el imaginario colectivo y con frecuencia han sido mostradas en la literatura y el cine⁸⁵.

⁸³ El año 2009 se ha excluido porque en el momento del estudio aún no había finalizado.

⁸⁴ El propio Mandelbrot advierte de que ninguno de los objetos fractales *naturales* son fractales en sentido estricto por cuanto que estas formas mantienen las propiedades fractales sólo en un determinado rango de observación. Ciertamente es que en estos rangos se parecen mucho a los fractales *teóricos* y es muy útil para su estudio considerarlos como tales. No existen fractales en sentido estricto en la naturaleza como tampoco existen líneas rectas o círculos (Baumann, 2005; Mandelbrot, 2003; Jelinek *et al.*, 2006).

⁸⁵ No son pocas las referencias, más o menos explícitas, en la literatura y el cine. Tal vez una de las más conocidas sea la que se hace de los fractales y la teoría del caos en la novela *Parque Jurásico*, de Michael Crichton (1990), en la que el excéntrico matemático Dr. Malcolm sabe de antemano que el proyecto del parque de dinosaurios está abocado al fracaso

Sala (2004) ha estudiado la relación entre formas geométricas encontradas en representaciones artísticas de todo el mundo y la semejanza con formas fractales lo que le ha llevado a proponer que la geometría fractal que aparece en el arte no es debido a un simple mimetismo con los patrones de la naturaleza. Los divide

ya que el parque es un sistema complejo y por tanto con un comportamiento caótico y muy sensible a las condiciones de partida. Y, cómo no, menciona el *efecto mariposa*. Cada capítulo del libro –como en esta tesis– arranca con una iteración de lo que se conoce como el conjunto de Juliá y, a medida que se avanza en los capítulos, el conjunto se vuelve más complicado y sensible a las condiciones iniciales. La novela fue adaptada al cine por Steven Spielberg (1993). Tanto el libro como la película tuvieron sus secuelas: *El mundo perdido* (Crichton, 1995; Spielberg, 1997) en las que se mantiene al personaje del matemático que, en este caso, aplica los conceptos de la teoría del caos a los procesos de extinción y la evolución de las especies.

El relato corto de ciencia ficción de Ray Bradbury *El ruido de un trueno* (1952), está basado en el *efecto mariposa* y relata las consecuencias que se desencadenan a lo largo de los siglos después de que unos turistas que viajan al pasado matasen un insecto. También fue llevada al cine por Peter Hyams en 2005.

Isaac Asimov en *Viaje alucinante* (1966) describe el proceso de miniaturización que debe sufrir la nave-hospital, bajo el que subyace la idea de la replicación de las partes a distintas escalas de miniaturización. No aparece el término *fractal* puesto que éste no fue acuñado hasta 1975 por Mandelbrot. Asimov (1986) en el relato *Sueños de robot* ya hizo mención expresa a la geometría fractal, cuando la Dra. Rash explica a su superiora, la Dra. Calvin, cómo, mediante geometría fractal, ha logrado emular la complejidad cerebral en el robot –Elvex– de forma que éste es capaz de soñar.

En la película *Los crímenes de Oxford* (Alex de la Iglesia, 2008), basada en la novela homónima de Guillermo Martínez (2004), se hace una referencia explícita: el prestigioso profesor de lógica, Arthur Seldom, habla a su pupilo, Martin, de Mandelbrot y su análisis sobre la longitud de la costa británica como ejemplo comparable a la irreductibilidad de la verdad desde una aproximación humana.

La historia interminable de Michael Ende (1979) sigue el patrón de las cajas chinas que, en su interior, se encuentran forradas de espejos que se reflejan a sí mismos hasta el infinito. La princesa de *Fantasia* asiste a la lectura del libro del que ella forma parte para encontrarse, de nuevo, dentro del libro. Así interminablemente hasta que alguien pueda detenerlo para lo que, el protagonista, debe darle un nuevo nombre a la princesa. En la estructura de la novela subyace el concepto de autosemejanza e infinitud. La primera parte de la novela fue llevada al cine en 1984 por Wolfgang Petersen.

En el relato *El Aleph* de Borges (1974) aparece el concepto de mundos infinitos –en matemáticas la letra *aleph* (\aleph) representa el tamaño de los conjuntos infinitos– y en el cuento *El jardín de los senderos que se bifurcan* Borges (1941) describe un laberinto en el que los caminos se dividen sucesivamente y llevan a mundos distintos (Frame *et al.*, 2009).

en dos: un uso inconsciente de los componentes o propiedades fractales –por ejemplo la autosemejanza, o los procesos de bifurcación de los sistemas L ⁸⁶– y un uso consciente de la geometría fractal –por ejemplo para romper la simetría, mimetismo con las formas caóticas, o realización de dibujos electrónicos usando gráficos y procedimientos fractales⁸⁷.

Jelinek *et al.* (2006) consideran que es importante aclarar y definir los conceptos y evitar así la gran confusión a que, en ocasiones se da lugar por errores de interpretación importantes; la aparentemente sencillez de la aplicación de los métodos de análisis sin una reflexión sobre la idoneidad del estudio está en el origen de estos errores⁸⁸. Estos autores sostienen que existen tres categorías en la comunidad científica, en el área de la investigación con fractales: **1)** Los que poseen una sólida base en la teoría fractal y sistemas no lineales; **2)** los que tienen una sólida base en otras disciplinas, pero no tienen una adecuada formación en física

⁸⁶ Sistema de Lindenmayer, compuesto por un conjunto de reglas y símbolos principalmente utilizados para modelar el proceso de crecimiento de las plantas y la morfología de una variedad de organismos. Los sistemas L también pueden utilizarse para generar fractales autosimilares como los sistemas de función iterada. Fueron introducidos y desarrollados en 1968 por el biólogo y botánico teórico húngaro Aristid Lindenmayer, de la Universidad de Utrecht (1925-1989).

⁸⁷ Wagensberg (2005), en el ensayo *La rebelión de las formas* –en el que aborda qué formas de la realidad son más perdurables en el mundo natural, el arte y la tecnología– escribe que, «en términos arquitectónicos, el gozo visual se encuentra entre la mínima fractalidad (quizá del tipo Mies van der Rohe) y una máxima (quizá tipo Gaudí)», y relaciona las obras de dos grandes genios, Dalí y Gaudí, con el concepto de fractalidad. Dos ejemplos muy claros son el cuadro “El rostro de la guerra” (Dalí, 1940) y la cubierta de la Sagrada Familia vista desde el interior. Gaudí decía «mi maestro es el árbol que veo cada día camino del trabajo». Y cuentan que, cuando visitó Barcelona por primera vez, Mandelbrot quedó cautivado por su obra y no cesaba de pronunciar «*éste es de los míos, no como Mies Van der Rohe*». Olalquiaga y Olalquiaga (2005) publicaron un excelente álbum fotográfico en el que se funden la naturaleza, el arte y las matemáticas. Más ejemplos de cómo los artistas han reflejado en sus obras la geometría fractal, aun sin ser conscientes de ello, los podemos encontrar en Frame (2002) y Frame *et al.* (2009). Recientemente Garrido y García Ruiz (2009) han publicado la obra *Armonía fractal de Doñana y las marismas* en la que nos muestran una colección de fotografías naturales que reflejan la sorprendente fractalidad del Parque Nacional de Doñana.

⁸⁸ En palabras de los autores este tipo de errores los comete alguien que o no tiene formación suficiente, o no conoce las bases teóricas de estas técnicas.

o matemáticas; **3)** aquellos que pertenecen al primer grupo e intentan establecer unas bases teóricas más accesibles a la investigación aplicada.

En cualquier caso, para Schifter (1996) el descubrimiento del caos determinista ha forzado un cambio sustancial en la filosofía de la ciencia estableciendo, por una parte, límites a nuestra capacidad para predecir un comportamiento y, por otra, abriendo un nuevo espacio para comprender muchos fenómenos aleatorios que suceden en muchos campos de conocimiento⁸⁹.

2.3. GENERALIDADES FRACTALES

Para concretar más en las estructuras fractales, a continuación se desarrollará la fundamentación teórica de los conjuntos fractales. Terminaremos definiendo la dimensión fractal y las formas de calcularla.

2.3.1. Definición de fractal

El término *fractal*⁹⁰ lo acuñó el matemático Mandelbrot en 1975 (Mandelbrot, 1996 y 2004) para referirse a una serie de objetos⁹¹ que tenían una geometría que no podía ser explicada con la geometría clásica o euclídea⁹² (de los triángulos, cuadrados, cubos, esferas, etc.).

⁸⁹ Lapidus y Frankenhuysen (2006) han desarrollado la teoría de las dimensiones complejas fractales lo que significa que los fractales en sentido genérico, han pasado en poco más de un siglo de ser considerados como aberraciones matemáticas a convertirse en una nueva disciplina. Actualmente forman parte de los problemas matemáticos clásicos, quizá a la altura de la conjetura de Poincaré. La conjetura 3/4 sobre el movimiento browniano y la conjetura MLC, ambas basadas en problemas propuestos por Mandelbrot, están generando una gran cantidad de trabajo matemático de primera línea (Mandelbrot, 2006).

⁹⁰ El término lo creó a partir del adjetivo latino *fractus* que significa «fragmentado, irregular».

⁹¹ El término objeto tiene aquí un sentido matemático. Los números naturales, al igual que todos los «materiales» con que se construye el «edificio matemático», son denominados *objetos matemáticos*, constituyen ideas, objetos abstractos, intangibles, es decir, son objetos que no podemos ver porque son conceptos ideales, sólo están en nuestra mente.

⁹² Euclides vivió alrededor del S. III a. C. y escribió la obra *Elementos*, en la que presenta formalmente el estudio de las formas geométricas regulares: líneas, planos, círculos, esferas, etc. (Braun, 1996). Euclides y sus discípulos introdujeron el concepto de dimensión espacial que podía tomar valores integrables positivos iguales al número de direcciones

Tal y como este autor lo definió «un fractal⁹³ es un conjunto cuya dimensión de Hausdorff-Besicovitch⁹⁴ es estrictamente mayor que su dimensión topológica». Aunque volveremos un poco más adelante sobre el concepto de dimensión, baste por ahora aclarar que la dimensión topológica D_T es la que tienen la mayoría de las formas euclídeas, con las que estamos familiarizados. De esta forma, un punto tiene una $D_T = 0$, para una línea $D_T = 1$, para un plano $D_T = 2$ y $D_T = 3$ para un cuerpo tridimensional. La dimensión fractal, la que nos interesa a nosotros, fue formulada por Hausdorff (1919) y Besicovitch le dio la forma final; por lo que se la denomina dimensión (D_F) Hausdorff-Besicovitch⁹⁵.

Las formas fractales se caracterizarán, por tanto, por poseer una D superior a su dimensión topológica (un número no entero fraccionario). Esta dimensión fraccionaria se corresponde con la propiedad más característica de las formas fractales: la autosemejanza que combinada con una constante de escala, mide el grado de irregularidad en cada caso⁹⁶.

independientes (Sornette, 2006). Dicho de otra forma: un punto es lo que no tiene partes, una línea es una longitud sin anchura, una superficie es lo que sólo tiene longitud y anchura, un sólido es lo que tiene longitud, anchura y profundidad.

⁹³ Nos referimos a los fractales en sentido amplio puesto que las formas *teóricas* y las formas *naturales* no cumplen exactamente las mismas características. Un *conjunto fractal*, fractal verdadero o fractal teórico, tendrá una definición rigurosa, mientras que el término *fractal natural* servirá para designar sin demasiada precisión una figura natural, que puede ser representada por un conjunto fractal, en un rango determinado de escala. Como hemos apuntado anteriormente no existen fractales reales en la naturaleza (Jelinek *et al.*, 2006).

⁹⁴ Felix Hausdorff (1868-1942), matemático alemán considerado padre de la topología moderna. Su definición del concepto de *dimensión* (1918) fue definitiva para el posterior desarrollo de la teoría fractal (Talanquer, 1996; Mandelbrot, 2003; Nekka y Li, 2004; Debnath, 2006).

⁹⁵ En general $D_F \geq D_T$. Para todas las formas euclídeas $D_F = D_T$, pero casi todos los conjuntos *fractales* se cumpliría que $D_F > D_T$. Como no existía un nombre para definir a estos conjuntos, cincuenta años después Mandelbrot los denominó fractales. Para la demostración matemática de estos conceptos pueden consultarse Falconer, 1990; Addison, 1997; Murray, 2002; Mandelbrot, 2003; Baumann, 2005; Debnath, 2006 y Frame *et al.*, 2009.

⁹⁶ Debe matizarse que la autosemejanza puede ser exacta, en el caso de los conjuntos fractales, o estadística, en el caso de los fractales naturales; estas formas no presentan una autosemejanza en sentido estricto pero sí en sentido estadístico. Hecha esta aclaración, hablaremos de autosemejanza ya se trate de conjuntos fractales o de fractales naturales (Jürgens *et al.*, 1990; Jelinek *et al.*, 2006).

Para Falconer (1990) la definición de «fractal» debe abordarse de forma similar a como los biólogos abordan la definición de «vida». No hay una única y buena definición para la vida sino una serie de características que la mayor parte de las formas vivas comparten con excepciones para cada una de esas características.

En el caso de los fractales, sus peculiaridades podríamos resumirlas en tres de las características que mejor los definen: una longitud característica –cuantificada por su dimensión fractal–, autosemejanza y complejidad.

Pensemos en un ovillo de cuerda. Si nos colocamos lo suficientemente lejos lo describiremos como un punto, es decir, como una figura con dimensión nula. Si nos acercamos veremos que el ovillo ocupa un espacio cercano a una esfera, por lo que su dimensión será tres. Si seguimos acercándonos comprobaremos que el ovillo está confeccionado por una cuerda que tiene una dimensión de uno. Si disminuimos aún más la escala de observación volveremos a apreciar la tridimensionalidad de la cuerda. De esta forma podemos entender que la dimensionalidad de la cuerda depende de la escala de observación. La audacia de Mandelbrot fue proponer la dimensión fraccionaria como método para medir características no definidas claramente. La dimensión del objeto medido no depende de la escala de observación, porque precisamente esta dimensión fractal permanece invariable a cualquier escala, al menos en los fractales verdaderos (Braun, 1996; Mandelbrot, 2003).

Sornette (2006) opina que tal vez la definición basada solamente en la dimensión sea demasiado pobre y reflexiona sobre la dificultad de concretar una definición precisa, sobre todo si la definición está dirigida a expertos en la materia. Nos quedaremos con su descripción que es, en nuestra opinión, una de las mejores puesto que refleja las propiedades más importantes y a la vez es intuitiva:

«Conjunto que posee una estructura fina, demasiado irregular para ser descrita en el lenguaje geométrico tradicional, tanto local como globalmente, que posee cierta forma de autosemejanza⁹⁷, una dimensión fractal (de alguna forma definida) que es mayor que su dimensión topológica; y una definición simple, generalmente repetida».

⁹⁷ Los fractales reales normalmente se generan mediante ecuaciones sencillas que se repiten indefinidamente y cuya representación da lugar a formas tremendamente comple-

2.3.2. Dimensión fractal

En anteriores apartados se ha hecho referencia a este término en relación a la definición de los objetos fractales. Merece la pena que dediquemos un apartado al desarrollo de esta dimensión puesto que uno de los métodos de análisis de la estructura del hueso trabecular está basado en ella.

Para los que no poseemos conocimientos matemáticos avanzados, la forma óptima de estudiar el concepto de dimensión fractal es partir de imágenes sobre las que podremos posteriormente hacer una generalización. Veamos pues algunos ejemplos sencillos.

En la **figura 2.4** aparece representado uno de los fractales más conocidos, la *curva triádica de Koch* o *copo de nieve de Koch*⁹⁸.

Para construirla basta con tomar un triángulo equilátero y añadir en el centro de cada uno de sus lados un nuevo triángulo equilátero con una longitud de lado tres veces más pequeña que la original. Si el proceso se repite indefinidamente se obtiene la curva⁹⁹.

Si ahora intentamos determinar la longitud de cada una de las figuras comprobamos que ésta va aumentando progresivamente hasta el infinito (Talanquer, 1996; Aguirre, 2002; Debnath, 2006). Este es el problema que se le planteó a Richardson (1961)¹⁰⁰ al intentar determinar la longitud las fronteras entre países¹⁰¹ y que luego Mandelbrot recuperaría con su *How long is the coast of Britain?*

jas. La realidad es que el tema puede enredarse aún más dado que existen objetos denominados *multifractales* que muestran aún mayor complejidad en relación a la escala que los fractales simples. Los multifractales son un tipo de fractales en los que, en contraste con los monofractales, existen múltiples reglas de escalado y además dependen de la localización del conjunto (Platónov, 2002; Sornette, 2006; Scott, 2007; Karperien, 2007).

⁹⁸ Niels Fabian Helge von Koch (1870-1924) matemático sueco famoso por la curva que lleva su nombre. Por aquella época estos y otros conjuntos no dejaban de ser un divertimento para la mayoría de los matemáticos, que los consideraban «monstruos» porque rompían con las reglas matemáticas del momento.

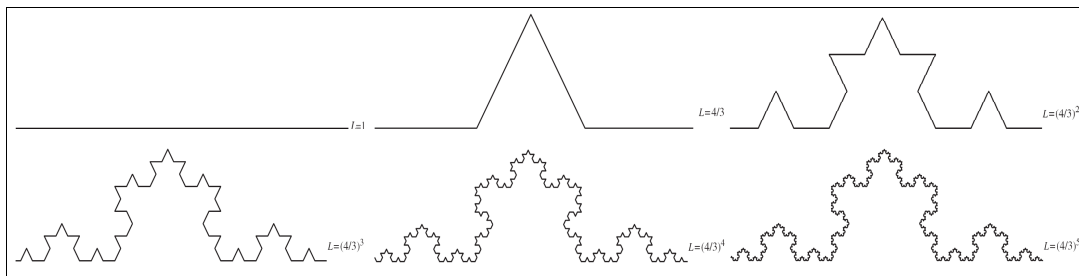
⁹⁹ A cada proceso repetitivo se le suele denominar *iteración*.

¹⁰⁰ Volveremos un poco más adelante a Richardson cuando veamos cómo se puede representar el factor de cambio en este tipo de líneas quebradas.

¹⁰¹ En su trabajo hizo una estimación de las longitudes de las fronteras entre varios países europeos y comprobó que, dependiendo de los intereses políticos, los países manejaban longitudes diferentes para la misma frontera.

El detalle importante en este punto es que, dependiendo de la escala de observación, la longitud de la costa cambiaba de forma análoga a como lo hace la curva de Koch.

FIGURA 2.4. *Proceso de formación del copo de nieve de Koch.*



La regla para formar una curva de Koch es sorprendentemente simple. Se parte de una línea recta que se divide en tres partes iguales. El segmento central es sustituido por otros dos segmentos que pertenecen a un triángulo equilátero (de lado $1/3$ menor que la línea de partida). En la figura se ha realizado cinco iteraciones que teóricamente pueden repetirse hasta el infinito (Fuente: *Elaboración propia con Fracint® Software v.18.21; Tyler et al., 1997*).

La tríada de Koch es un ejemplo de lo que los matemáticos llaman una curva *no diferenciable*¹⁰², es decir, a la que no se le puede trazar una tangente en ninguno de sus puntos.

Si existen curvas de este tipo y todas se acercan a una longitud que tiende a infinito, sería deseable disponer de algún mecanismo para diferenciarlos y carac-

¹⁰² Se dice que una función es diferenciable en un punto si su derivada existe en ese punto. Las derivadas son el cálculo de las pendientes de las tangentes en cada uno de los puntos de la función. Si a una curva fractal no le podemos trazar tangentes, tampoco podremos calcular sus derivadas. Si decidiésemos recorrer con hilo todo el perímetro de la curva, éste debería poseer una longitud infinita puesto que la curva añade cada vez más detalle en cada iteración. A cualquier escala de observación, siempre existirá un pico que desdoblar. Surge así una aparente paradoja, a pesar de que el objeto está definido sobre una región finita del plano, posee borde de longitud infinita. El contorno es tan irregular que entre dos puntos cualquiera existe una distancia infinita y un número incontable de zigzags lo que hace imposible trazar una tangente en cualquier punto del perímetro. Todos los puntos del mismo son puntos de cambio de dirección a los que no es posible trazar una recta tangente con inclinación única. Los matemáticos dirán de este tipo de curvas que son curvas *no diferenciables*. Esta es la principal diferencia respecto a las curvas suaves con las que estamos más familiarizados (Talanquer, 1996; Scott, 2007).

terizarlos. El primero que abordó esta cuestión fue Hausdorff que, como se ha visto anteriormente, introdujo en 1919 el concepto de dimensión fraccionaria para definir aquellos conjuntos que no tenían por dimensión un número entero (Falco-ner, 1990; Talanquer, 1996; Aguirre, 2002; Mandelbrot, 2003; Debnath, 2006).

Supongamos que tenemos una recta de longitud $L = 1$ m, y la dividimos en tres pedazos iguales de longitud $l = 1/3$ m de extensión. En este caso el número de particiones que se generan (N) se obtiene determinando cuántas veces cabe una parte l en el total L :

$$l = \frac{L}{3} \Rightarrow N = \frac{L}{l} = \left(\frac{L}{l}\right)^1 = 3 \quad [1]$$

Si repetimos el proceso con un cuadrado de lado $L = 1$ m y lo dividimos en cuadrados más pequeños de lado $l = 1/2$ m y por tanto área $l^2 = 1/4$ m², tendremos que el número de particiones es:

$$\text{Si } l = \frac{L}{2} \Rightarrow N = \frac{L^2}{l^2} = \left(\frac{L}{l}\right)^2 = 4 \quad [2]$$

Por último, si extendemos el razonamiento a un cubo, tendremos que

$$l = \frac{L}{2} \Rightarrow N = \frac{L^3}{l^3} = \left(\frac{L}{l}\right)^3 = 8 \quad [3]$$

Si generalizamos la regla podremos decir que el número de secciones N viene dado por la siguiente expresión:

$$N = \left(\frac{L}{l}\right)^{D_F} \quad [4]$$

Donde D_F es la dimensión Hausdorff-Besicovitch del objeto. Que no es ni más ni menos que una forma de *cuantificar* la forma de cualquier objeto.

Despejando D_F , tendremos que:

$$D_F = \frac{\log(N)}{\log(L/l)} \quad [5]$$

Si volvemos a la **figura 2.4**, en la que cada iteración divide cada segmento en tres partes y genera cuatro, la D_F será:

$$D_F = \frac{\log(4)}{\log(3)} = 1,2619 \quad [6]$$

La dimensión de la figura de Koch es fraccionaria y se encuentra comprendida entre la dimensión de una recta (uno) y la dimensión de un plano (dos), así se comprende que la definición estricta de *fractal* sea un objeto cuya dimensión Hausdorff-Besicovitch es estrictamente mayor que su dimensión topológica¹⁰³.

En la **figura 2.5** se muestran otros dos ejemplos clásicos de fractales teóricos: el *triángulo de Sierpinski* y el *polvo de Cantor*¹⁰⁴.

El triángulo de Sierpinski se construye a partir de un triángulo equilátero que se divide en cuatro partes cuyos lados son la mitad del original, el resultado son cuatro nuevos triángulos equiláteros de los que se elimina el centro, lo que resulta en una $D_F = \log(3)/\log(2) = 1,584$ que se encuentra comprendida entre la dimensión de una línea y la de un plano.

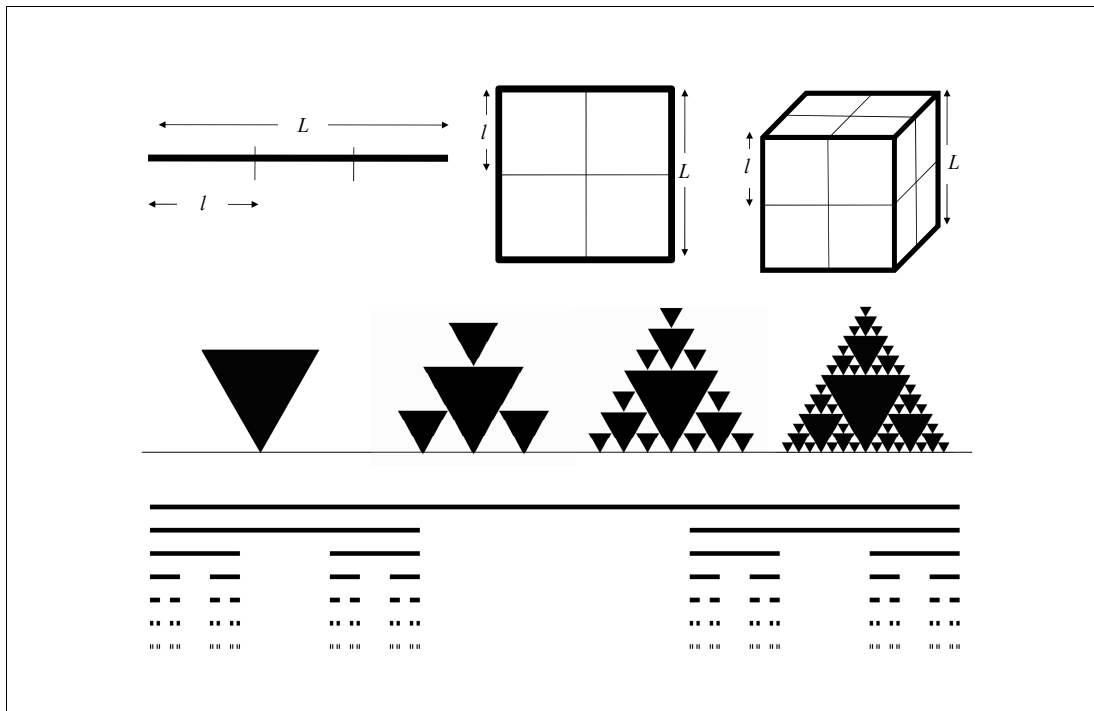
¹⁰³ La curva de Koch es eso precisamente, y su dimensión topológica es uno.

¹⁰⁴ Sierpinski (Polonia, 1882-1969) fue otro de los matemáticos creadores de "monstruos matemáticos". Estructuras similares al triángulo de Sierpinski se están utilizando en la actualidad para fabricar antenas de telecomunicaciones en miniatura: la mejor forma de rellenar el espacio en el menor espacio posible (Donahue, 2004).

Cantor (1845-1918) fue pionero en trabajar formalmente con conjuntos infinitos y de ahí surgió el conjunto *polvo de Cantor* que es simplemente el polvo de puntos que restan tras iteraciones sucesivas. Posteriormente los ingenieros de telecomunicaciones observaron que en las transmisiones viajaban, en forma de paquetes, periodos sin interferencias seguidos de periodos con interferencias. Cuando estas interferencias se analizaron se comprobó que, a su vez, contenían periodos sin interferencias entre ellas. A medida que las transmisiones se analizaban a grados cada vez menores se encontraba que eran partículas de ruido similares al conjunto de Cantor (Mandelbrot, 2003; Donahue, 2004; Gribbin, 2006).

El polvo de Cantor (cinco iteraciones) se construye a partir de una línea a la que en cada iteración se divide en tres partes y se elimina la central. La dimensión fractal teórica es $D_F = \log(2)/\log(3) = 0,6309$ ubicada entre la dimensión de un punto y la de una línea.

FIGURA 2.5. Dimensiones euclídeas y fractales de objetos geométricos.



En la parte **superior** se muestran las dimensiones de una recta, un cuadrado y un cubo. En la fila central y en la inferior se muestran otros dos conjuntos fractales de los considerados «monstruos» a principios del siglo pasado. **Centro:** *Triángulo de Sierpinski* (cuatro iteraciones) que se forma a partir de un triángulo equilátero dividido en cuatro partes cuyos lados son la mitad del original, el resultado son cuatro nuevos triángulos equiláteros de los que se elimina el central, lo que resulta en una $D_F = \log(3)/\log(2) = 1,584$ (entre la dimensión de una línea y un plano). **Inferior:** *Polvo de Cantor* (cinco iteraciones), se construye a partir de una línea a la que en la que cada iteración se divide en tres partes y se elimina la central. La dimensión fractal teórica es $D_F = \log(2)/\log(3) = 0,6309$ que se encuentra entre la dimensión de un punto y una línea (Fuente: *Elaboración propia con Fracint[®] Software v.18.21; Tyler et al., 1997*).

2.3.3. El método de conteo de celdas

Hemos visto cómo resulta sencillo calcular su dimensión con ciertos tipos de fractales. Pero, por la complejidad del cálculo, este método no resulta de utilidad cuando se trata de cuantificar la dimensión de una curva fraccionaria natural como una línea costa (o el perfil de una montaña, la silueta de una nube o el hueso esponjoso).

FIGURA 2.6. Línea de costa de la Comunidad Autónoma de Murcia.



En la secuencia de imágenes **superior** se muestra la línea de costa de la Comunidad Autónoma de Murcia. En la secuencia **inferior** se muestran las mismas imágenes con los contornos de la costa punteados. Cuanto menor es la escala más detalles podremos diferenciar y la longitud será mayor progresivamente. Las imágenes se corresponden con una altura cenital de 300, 200 y 100 km respectivamente, de izquierda a derecha (Fuente: *Elaboración propia sobre mapas Google™ Earth © 2009*)¹⁰⁵.

Retomemos el problema que se le planteó a Richardson con las líneas de costa. Si tomamos una fotografía desde un satélite de la costa murciana, podremos observar que la longitud de la línea de costa línea se modifica en función de la escala que utilizemos [figura 2.6], de forma que si usamos una regla de 100 m la longitud de la línea de costa vendría determinada por dicha escala. Si en lugar de una regla de 100 m utilizamos una de 10 m tendríamos la posibilidad de medir

¹⁰⁵ Google™ Earth v4.2 (2007). Images Data SIO, NOAA, U.S. Navy, NGA, GEBCO. © 2009 Tele Atlas; © 2009Cnes/Spot Image; © 2009 Europa Technologies.

detalles de la costa que con una escala mayor nos saltaríamos. Por tanto, la longitud de la costa en este último caso sería ligeramente mayor. Concluimos así que, al repetir el proceso con escalas sucesivamente menores, aumentará la precisión en la medición y la longitud de la costa se incrementa¹⁰⁶.

En la actualidad existen distintos métodos para calcular la dimensión de este tipo de curvas quebradas. El que en su momento utilizó Richardson es muy parecido a lo que acabamos de describir: sobre un mapa –del que conocemos la escala– se mide la línea con un arco de compás de una determinada longitud y se registran cuántos arcos de compás entran en la línea. A continuación se disminuye la longitud del arco y se vuelve a registrar cuántas de estas longitudes caben en la línea quebrada. Se repite el proceso sucesivamente y al final se dispondrá de dos conjuntos de datos: las longitudes del arco del compás y el número de veces que entra dicha longitud en la línea que se desea medir. Si estos datos se trasladan a una representación gráfica bilogarítmica [figura 2.7] se obtendrá una recta cuya pendiente es la *dimensión fractal* de la curva medida¹⁰⁷.

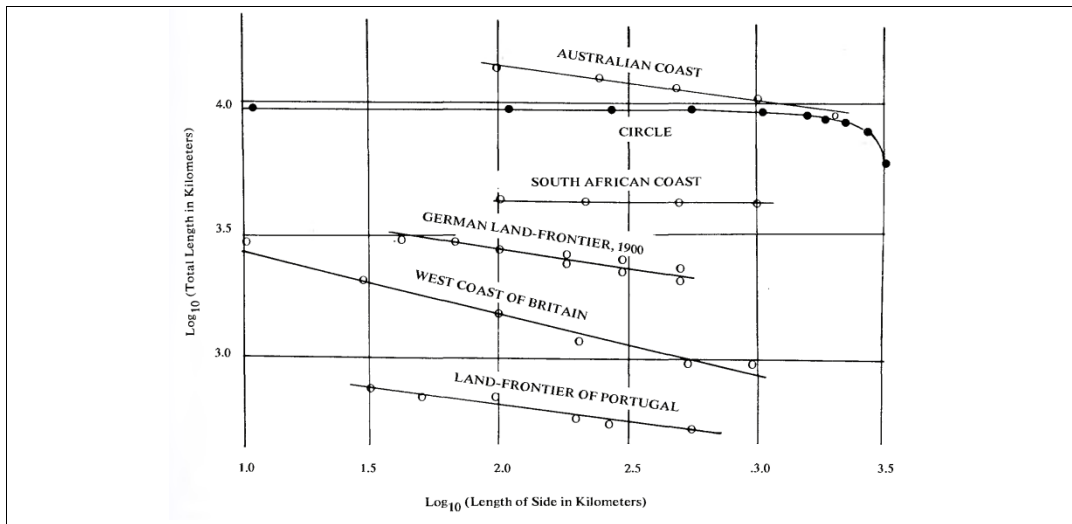
Esta relación entre la escala y la irregularidad de la línea quebrada –bien sea una costa, el perfil de una montaña o el patrón de fractura de una material, por ejemplo– permite cuantificar la forma y la estructura de este tipo de objetos¹⁰⁸.

¹⁰⁶ Resulta obvio que cuando alcancemos el nivel molecular no podremos seguir con el proceso pero el argumento es válido para un amplio rango de escalas. Esta característica es común a todos los fractales naturales, se comportan como fractales en un determinado rango de escalas cuyos límites vendrán dados por las limitaciones del sistema de medición o por el límite de resolución de la misma (Karperien, 2007).

¹⁰⁷ Este tipo de gráfico se conoce también como gráfico de Richardson, o *Log-Log Plot* (Richardson, 1961).

¹⁰⁸ Aquí reside la importancia de la dimensión fractal, que puede utilizarse para clasificar y caracterizar formas que con la geometría clásica sería imposible. A este método se le suele referenciar como *método de la regla* y ha dado lugar a otras formas de medición como el conocido *método de la salchicha de Minkowski*; que consiste en superponer, sobre el contorno que se desea caracterizar, una sucesión de discos o círculos de radio r , de manera que en sucesivas mediciones el radio se va disminuyendo. El fundamento es el mismo (Mandelbrot, 1967 y 2003; Aguirre, 2002; Frame, 2002; Pérez-López, 2003; Sornette, 2006; Frame *et al.* 2009).

FIGURA 2.7. Gráfico de Richardson de las líneas fronterizas y líneas de costa.



Se reproducen las medidas experimentales de la dimensión fractal de algunas fronteras. Aunque en su momento Richardson no interpretó –lo haría Mandelbrot– la pendiente de las rectas, la representación tiene interés porque relaciona la longitud de las fronteras con la escala de medición utilizada. En el eje de abscisas se representa la longitud de la regla de medición y en el eje de ordenadas la longitud de la línea obtenida con cada regla, ambos ejes se representan en escala logarítmica. Cuanto más abrupta es la línea de costa, mayor pendiente. Obsérvese la pendiente de la recta correspondiente a un círculo, que tiende a cero y por lo tanto no es un fractal. Algo similar le ocurre a la costa sudafricana, puesto que tiene unas líneas de costa muy lisas (Fuente: Richardson, 1961; Addison, 1997; Mandelbrot, 2003).

Aunque las formas de calcular la dimensión fractal que hemos visto con anterioridad son útiles y nos muestran de una forma intuitiva en qué consiste dicha dimensión fractal, el método más ampliamente utilizado por la mayoría de los autores que hacen traslación de la teoría fractal a la experimentación, es el «método de conteo de celdas» o *box-counting method*¹⁰⁹.

Este algoritmo es el que habitualmente viene incluido en los paquetes informáticos de análisis de imagen y el que nosotros hemos utilizado en nuestro

¹⁰⁹ La definición del método se remonta a la década de los 1930. Se lo ha denominado entropía de Kolmogorov, dimensión entrópica, dimensión métrica, densidad logarítmica, dimensión de información o dimensión de Minkowski. El término más adecuado, por lo descriptivo y porque no deja lugar a dudas, es el de *box-counting method* o en su defecto *box-counting dimension* (Falconer, 1990; Baumann, 2005; Lapidus, 2006; Sornette, 2006).

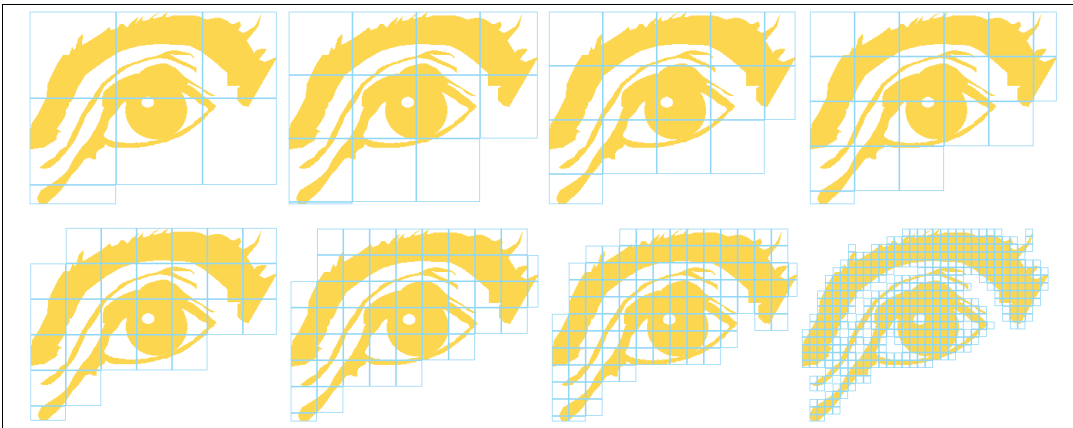
estudio (Gonzalez y Woods, 2002; Russ, 2002; Karperien, 2007; Rasband, 2010; Ferreira y Rasband, 2010)¹¹⁰.

En el capítulo de material y método se detallarán las especificaciones del algoritmo así como la justificación de los ajustes realizados en la aplicación informática. Por el momento nos limitaremos a desarrollar la base teórica sobre la que se sustenta.

Téngase un conjunto S y sea $N(\varepsilon)$ el número de celdas con un tamaño ε necesario para cubrir el conjunto S , entonces la dimensión de S será:

$$D_F = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \left(\frac{\log(N(\varepsilon))}{\log(1/\varepsilon)} \right) \quad [7]$$

FIGURA 2.8. Método de conteo de celdas.



El método conteo de celdas consiste en la superposición sucesiva de una cuadrícula con un tamaño de celda determinado¹¹¹. En cada paso se registra el número las celdas que están «ocupadas» por la figura. Sólo se han representado ocho tamaños de celda diferentes (*Fuente: Elaboración propia*).

¹¹⁰ Puesto que existen distintas formas de calcular la dimensión fractal, los autores que trabajan en la fundamentación matemática de los métodos insisten en la necesidad de definir claramente en los trabajos el tipo de dimensión al que se hace referencia, así como a la manera en que se ha calculado (Falconer, 1990; Addison, 1997; Murray, 2002; Jelinek *et al.*, 2006).

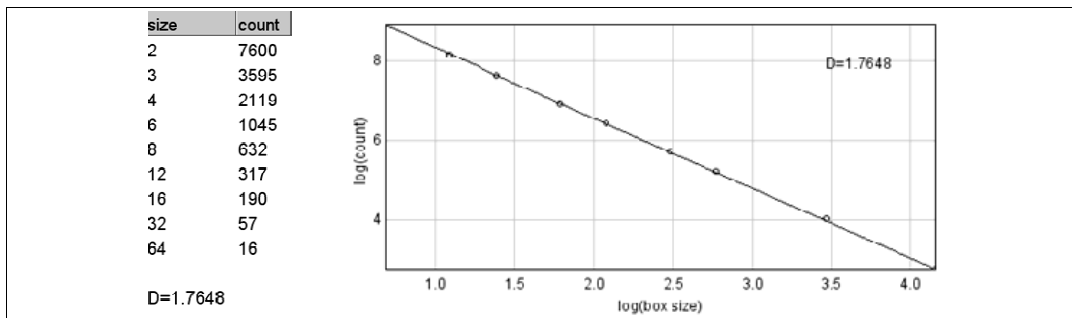
¹¹¹ No es infrecuente el uso de retículas de referencia para cuantificar la forma en que una estructura ocupa el espacio. Los meteorólogos usan un instrumento llamado nefóme-

Para utilizar esta definición en la práctica se superpone una cuadrícula¹¹² con un tamaño de celda determinado ε y se cuentan todas las celdas $N(\varepsilon)$ que contengan al menos un punto perteneciente a estructura analizada [figura 2.8].

Se comienza con la escala mayor de ε –la máxima extensión del objeto– y se va reduciendo el tamaño de celda ε de forma progresiva.

La dimensión fractal (D_F) es la relación logarítmica entre el incremento de $N(\varepsilon)$ cuando $\varepsilon \rightarrow 0$ y se puede estimar a través de la pendiente del gráfico de $\log N(\varepsilon)$ frente al $\log 1/\varepsilon$ [figura 2.9].

FIGURA 2.9. Gráfico log-log de la dimensión fractal.



El método conteo de celdas consiste en la superposición sucesiva de una parilla con un tamaño de celda determinado. En la columna *size* se muestra el tamaño de la celda –en píxeles– y en la columna *count* el número de celdas ocupadas por algún elemento de la imagen. La dimensión fractal es la pendiente de la recta (Fuente: *Elaboración propia. Rutina Fractal Box-counting: Smith et al., 1996; para ImageJ v1.43r: Rasband, 2010*).

Este es el método de cálculo de la D_F , que subyace en la mayor parte de los trabajos, que se utiliza para cuantificar de una forma u otra la complejidad de una estructura. El método tiene limitaciones puesto que se aplica sobre imágenes de

tro para estimar visualmente la cobertura nubosa expresada en octavos de cielo cubierto (nefelismo es el conjunto de caracteres que presentan las nubes). En su forma más sencilla es un espejo hemisférico cóncavo que proyecta la imagen sobre una retícula, el observador registra el grado de nubosidad según el tamaño de la retícula ocupada por las nubes, de manera similar a como hace con método *box-counting* para calcular la dimensión fractal. La diferencia radica en que con el nefómetro no se varía el tamaño de la cuadrícula.

¹¹² En ocasiones los cuadrados de la cuadrícula se reemplazan por otras formas geométricas como círculos o elipses (Baumann, 2005).

una representación finita definida por un conjunto de elementos discretos (los píxeles).

Las imágenes digitales tienen un límite de representación definido por la resolución del monitor donde se visualizan (Glasbey y Horgan, 1995; Platónov, 2002; Pertusa, 2003; Jelinek *et al.*, 2006; Karperien, 2007). Puesto que todas las variables influyen en el resultado, en este tipo de análisis es importante especificar claramente cómo se han llevado a cabo los cálculos: la resolución de las imágenes, qué rango de celdas se han utilizado para el cálculo de la D_F , si se han situado las cuadrículas sobre distintas regiones de la imagen, si se ha rotado ésta, etc.

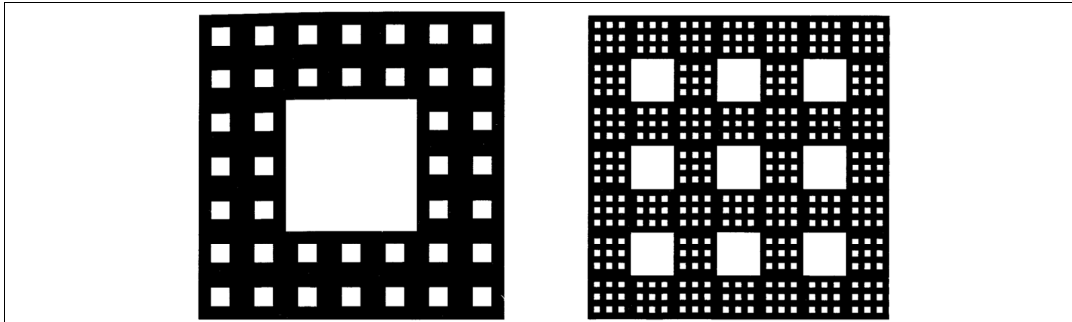
Para Nežádal *et al.* (2001) existen tres puntos críticos en el cálculo de la dimensión fractal mediante el método de conteo de celdas: **1)** Es encontrar la porción lineal en el gráfico logaritmo, que determinará la pendiente de la recta y por tanto el valor de la dimensión fractal. En el caso de los objetos naturales – recordemos que no son fractales en sentido estricto– no es raro encontrar rangos de escala en los que no se producen cambios en la dimensión fractal. Esto se traducirá en regiones de la recta de regresión en la que se producen «mesetas» correspondientes a períodos de «invarianza» que afectarán al valor de la dimensión fractal. **2)** Se relaciona con la elección apropiada de los distintos tamaños de celda y el tamaño máximo de celda para el que se recomienda que no sobrepase entre $1/3$ y $1/2$ del tamaño de la imagen analizada. **3)** Por último, la orientación y el punto donde se sitúe la cuadrícula para el conteo de celdas también puede influir sobre el resultado final. Por esto conviene disponer de métodos que nos permitan solventar estos inconvenientes¹¹³.

Otra de las limitaciones de la dimensión fractal calculada a partir del *box-counting* radica en que, en ocasiones, no discrimina entre estructuras claramente

¹¹³ En esta tesis se ha utilizado la aplicación *FracLac* para *ImageJ* (Karperien y Roy, 2007) para todos los cálculos relativos a la dimensión fractal. *FracLac* nos permite realizar una gran cantidad de ajustes iniciales entre los que se encuentra la posibilidad de calcular la dimensión fractal sobre las rectas «suavizadas», esto es, eliminando los fases del conteo de celdas en las que no se producen variaciones. Así mismo permite fijar el tamaño máximo de la cuadrícula y la forma en que se incrementa el tamaño de celdas y seleccionar varias ubicaciones de la cuadrícula sobre la imagen. En el correspondiente apartado del material y método se especificarán las condiciones de los análisis realizados.

diferentes que muestran un mismo valor en la dimensión fractal (Plotnick *et al.*, 1993, 1996; Mandelbrot, 2003; Sun, 2006) [figura 2.10].

FIGURA 2.10. Dimensión fractal y lagunaridad.



En esta figura se representan dos formas diferentes de una alfombra de Sierpinski. La dimensión es similar en ambas figuras ($D_F \approx 1,88$), pero la porosidad es distinta: $\lambda = 1,31$ para la figura de la izquierda frente a $\lambda = 1,11$ para la de la derecha (Fuente: Elaboración propia. Rutina FraLac v2.5d for ImageJ).

Esto ha dado lugar a que se implementen variantes del método de conteo de celdas que no sólo aporten información sobre «cuanto» rellena el plano la estructura sino también «cómo» lo hace (Dong, 2000; Nekka y Li, 2004; Wu *et al.*, 2006; Feagin *et al.*, 2007; Karperien, 2007). Uno de estos métodos, utilizado también en esta tesis, es el *sliding-box method* o método del deslizado de celdas, que nos permite obtener información sobre el grado de «lagunaridad»¹¹⁴ y que entronca directamente con el concepto de textura¹¹⁵.

¹¹⁴ El término también se lo debemos a Mandelbrot que lo propuso como un parámetro distinto a la dimensión fractal. Es útil para caracterizar formas que, a pesar de poseer la misma dimensión, tenían apariencias muy distintas, de forma que una estructura será *lagunar* si sus huecos tienden a ser grandes (Mandelbrot, 2003). En esta tesis usaremos el término lagunaridad o porosidad.

¹¹⁵ La «textura» es un concepto difícil de definir. Uno de los parámetros que pueden ayudar a cuantificarla es precisamente la lagunaridad. Desde otro enfoque teórico, completamente distinto, se puede abordar a través de las matrices de concurrencia del nivel de gris, que también se han empleado en este trabajo y se describirán más adelante.

2.3.4. El método del deslizado de celdas

Puede darse la circunstancia de que dos objetos posean la misma dimensión fractal siendo en apariencia diferentes. Para intentar solucionar este problema de discriminación de estructuras, en el ámbito de la teoría fractal aparece, además de la dimensión fractal, la *lagunaridad* o porosidad¹¹⁶.

La lagunaridad estima la desviación de una estructura geométrica de su invarianza traslacional, en otros términos, representa la distribución de los tamaños de las *lagunas*, huecos o espacios que aparecen en la imagen, de tal forma que, a mayor valor en la lagunaridad, más heterogénea¹¹⁷ será la imagen en el sentido de no presentar un patrón uniforme en los tamaños de sus espacios; y a la inversa, cuanto menor sea la lagunaridad, más homogénea será la imagen (Butson y King, 2006; Chmiela *et al.*, 2006; Myint *et al.*, 2005 y 2006). Debe tenerse en cuenta sin embargo que la textura puede ser homogénea para una escala pequeña y heterogénea para una mayor o viceversa; en vista de lo cual la lagunaridad es un parámetro textural dependiente de la escala.

La forma en la que se obtiene este valor no difiere demasiado del método de conteo de celdas¹¹⁸. Si en éste último se contabilizaban las celdas en las que aparecían píxeles de interés, en el cálculo de la lagunaridad se parte de una celda de tamaño ε que se va solapando sobre toda la superficie de la imagen –el usuario determina qué distancia se desplaza tanto en horizontal como en vertical– y se calculan para cada posición la media y la desviación estándar del número de píxeles de interés que quedan recogidos en la celda. El proceso se repite con valores de ε distintos. Como se puede intuir, el cálculo de este parámetro es mucho más costoso en términos de tiempo de computación y de cálculo ya que se obtiene una gran cantidad de datos para un solo tamaño de celda.

¹¹⁶ En el contexto del análisis morfológico, a esta propiedad también se la ha denominado *porosidad*, *heterogeneidad* o *invarianza traslacional y rotacional* (De Melo *et al.*, 2006b; Karperien, 2007). A partir de ahora nos referiremos a ella como λ .

¹¹⁷ En este trabajo nos abstendremos de usar los términos *homogeneidad* y *uniformidad* en relación a la *lagunaridad* puesto que como veremos más adelante, dos de los parámetros obtenidos con el ATx a partir de las matrices de concurrencia se denominan también homogeneidad y uniformidad.

¹¹⁸ De hecho y como se verá en el apartado de método, con ambos métodos puede calcularse tanto la dimensión fractal como la lagunaridad.

Por este motivo la lagunaridad [8] se calcula a partir del valor medio de píxeles y su desviación típica:

$$\lambda_{\varepsilon,g} = CV_{\varepsilon,g}^2 = \left(\frac{\sigma_{\varepsilon,g}}{\mu_{\varepsilon,g}} \right)^2 \quad [8]$$

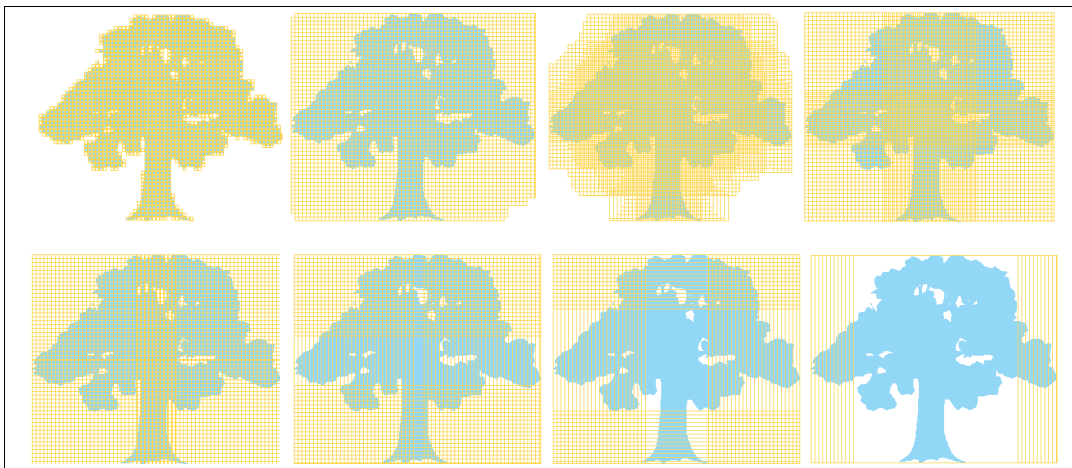
Donde σ es la desviación estándar y μ la media de píxeles para un tamaño de ε y en una determinada orientación g .

Si en los cálculos se han utilizado distintos tamaños de celda, se obtiene un valor medio para la lagunaridad:

$$\Lambda_g = \bar{\lambda} \quad [9]$$

Y, si se han utilizado múltiples localizaciones de la cuadrícula en el inicio del análisis –al menos más de dos–, entonces $\bar{\Lambda}$ es la lagunaridad media de todas las posiciones y todas las localizaciones de las cuadrículas de análisis [figura 2.11].

FIGURA 2.11. Método del deslizamiento de celda.



La celda de tamaño de cuadrícula ε se desliza horizontal y verticalmente a lo largo de la figura y se registra el número de píxeles de interés que quedan contenidos en cada posición de la celda. El valor de la lagunaridad se corresponde con el coeficiente de variación elevado al cuadrado y representa una estimación de la heterogeneidad de la imagen (Fuente: *Elaboración propia*).

Por tanto, queda claro que los valores de la dimensión fractal –obtenida mediante el *box-counting method*– y de la lagunaridad –a través del *sliding-box method*–, son dos características distintas pero complementarias de la estructura analizada; la primera caracterizará el grado «irregularidad», la segunda, la «heterogeneidad» de la estructura¹¹⁹. Ambas, junto a las matrices de concurrencia del nivel de gris que se describirán en el siguiente apartado, se han utilizado en este trabajo para el ATx del hueso esponjoso del tercio proximal femoral.

En general para la realización de los AF, ya sea con los dos métodos descritos más arriba o con otros, es necesario disponer de imágenes «binarizadas», es decir, que esté formada por píxeles blancos y negros, lo que supone otro punto crítico en el momento de desarrollar el método de trabajo.

Uno de los problemas a los que se enfrenta el técnico en el procesamiento de imagen es el relativo a la selección del método adecuado para la «umbralización» de las imágenes sobre las que se desea trabajar con el fin obtener una nueva imagen en la que las áreas u objetos de interés, se diferencian del resto¹²⁰.

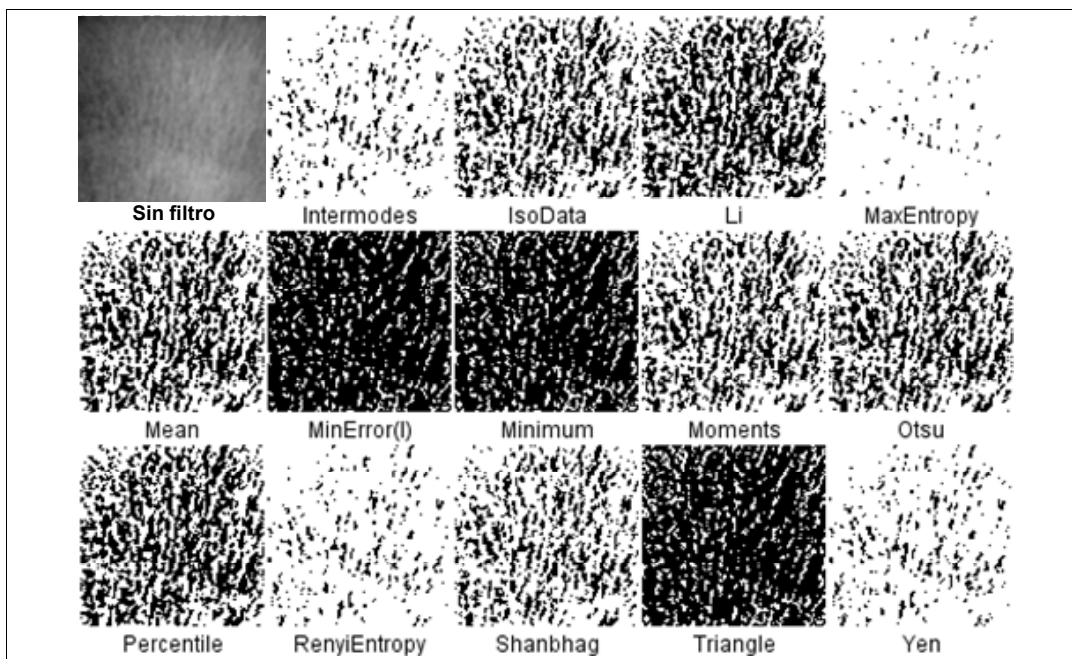
La forma en que se conciba esta segmentación [**figura 2.12**] será determinante para el resultado porque no existe una técnica de segmentación universal

¹¹⁹ Por el momento nos servirá esta diferenciación. En el material y método se verá que, en la práctica, pueden calcularse una y otra característica con uno y otro método.

¹²⁰ En la segmentación el algoritmo asignará a cada píxel uno de los dos posibles valores: 0 y 1 en función de si su nivel de gris está por encima o por debajo del punto de corte elegido (es en la elección de este punto de corte donde reside el problema y en lo que se diferencian los distintos métodos de segmentación). Si estas imágenes las vamos a utilizar para hacer análisis fractal, el investigador debe decidir qué color asigna al fondo de la imagen (*background*) y qué color al primer plano (*foreground*). En una imagen binaria –blanco y negro– esta cuestión no es irrelevante puesto que, si no se especifica lo contrario, el programa entiende como fondo el color más abundante –el que tiene una frecuencia de píxeles mayor– y, como primer plano el color menos frecuente; en consecuencia puede ocurrir que, cuando se analizan un conjunto de imágenes similares, en algunas se esté analizando el fondo y en otras el primer plano y por tanto los resultados no serán comparables. El filtrado y segmentación de imágenes es una de las áreas de más interés en el ámbito del procesado y análisis de imagen, los expertos han generado cientos de filtros, muchos de ellos para problemas muy concretos (Glasbey y Horgan, 1995; Muñoz Pujol, 2002; Arango, 2004; Qiu, 2005; Kim *et al.*, 2005; Kim, 2005; Wong y Chung, 2005).

y aplicable a todas las situaciones, y ninguna técnica de segmentación es perfecta (Schulze, 1994; Seul *et al.*, 2000; Jähne, 2002; Zou, 2003; Gonzalez *et al.*, 2004; Pratt, 2007; Young *et al.*, 2009).

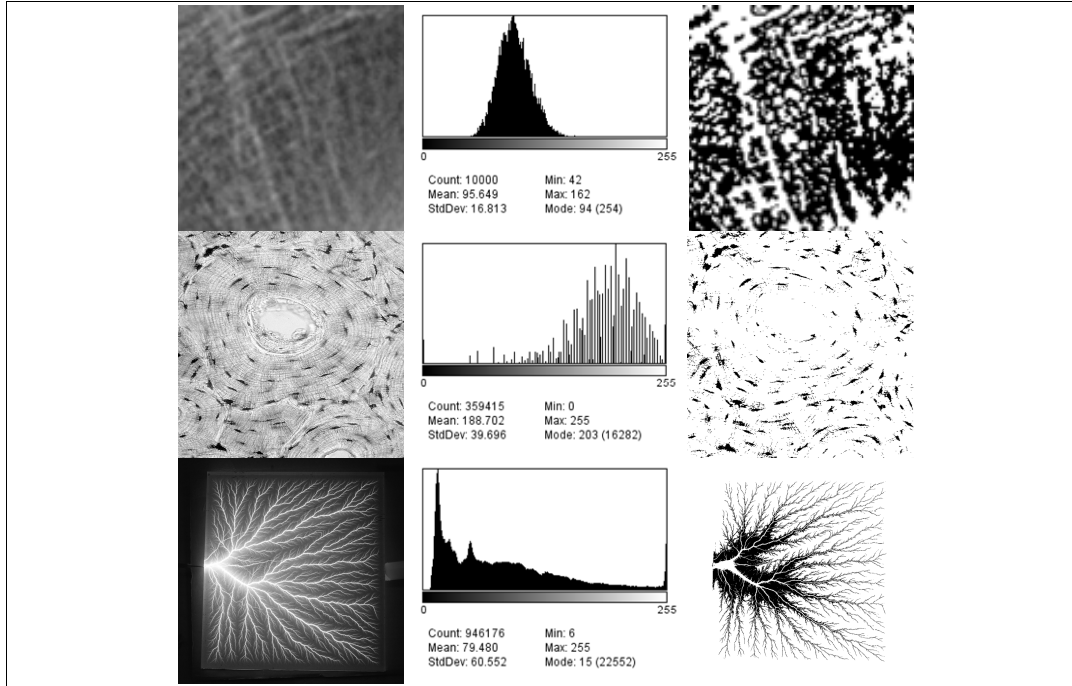
FIGURA 2.12. Métodos de segmentación para la binarización.



El resultado de la segmentación de una imagen puede ser muy distinto en función del filtro utilizado. En esta imagen se muestra una secuencia para una misma imagen de una radiografía de hueso esponjoso femoral tras la aplicación de algunos de los métodos de umbralizado más conocidos (Fuente: *Elaboración propia. Rutina Auto Threshold v1.10 for ImageJ; Landini, 2010*).

Encontrar el método de segmentación adecuado se convierte en una prueba de ensayo-error para el conjunto de imágenes que se desean analizar puesto que dependerá, en gran medida, de la distribución del nivel de los niveles de gris en la imagen (Russ, 2002; Ríos-Díaz *et al.*, 2006 a y b; Hermes *et al.*, 2008a) [figura 2.13].

FIGURA 2.13. Segmentación de imágenes a partir del histograma de gris.



El resultado de la segmentación dependerá en gran medida de la forma del histograma de gris de la imagen. El histograma es la representación de las frecuencias de los distintos niveles de gris que presentan los píxeles, de forma que si el histograma presenta dos picos bien diferenciados el umbralizado será sencillo y el resultado óptimo. En la **fila superior**, imagen Rx del cuello femoral, en la que se observa que el histograma sólo presenta un pico por lo que no será complicado encontrar el punto adecuado para la segmentación. En la **fila central**, imagen de microscopía óptica de hueso compacto que se ha segmentado para aislar únicamente las lagunas óseas. La **fila inferior**, marca dejada por una descarga eléctrica sobre un cristal en la que es relativamente fácil separar las ramificaciones del fondo (Fuente: *Elaboración propia con ImageJ sobre imagen Rx hueso esponjoso femoral e imágenes de texturas del catálogo de Brodatz, 1966 y de Weber, 2004*)¹²¹.

¹²¹ Es frecuente el uso de la colección de las imágenes de Brodatz (1966): *Textures: A Photographic Album for Artists and Designers* de acceso libre en la red. Weber (2004) ha completado la colección con más imágenes y distintas texturas, también disponibles en la red (véase el apartado de bibliografía para la referencia completa).

2.4. APLICACIONES EN CIENCIAS DE LAS TEORÍAS DEL CAOS Y FRACTAL

Finalizaremos esta parte en la que se ha pretendido reflejar el impacto de las teorías fractal y del caos en el ámbito científico y social y, antes de pasar a desarrollar los aspectos teóricos del AF, resumiremos algunos de los trabajos revisados en diversos campos de investigación con especial énfasis en el ámbito biomédico¹²².

Veremos la gran cantidad y variedad de campos sobre los que se han aplicado estos nuevos conocimientos, hasta el punto de que Losa (2005 y 2009) ha definido el estudio de las ciencias de la vida bajo estas perspectivas como *fractalómica*¹²³.

En general los puntos de vista de los trabajos han pasado de tratar la geometría fractal y la dinámica no lineal como posibles herramientas con las que abordar la complejidad de la naturaleza o de las formas vivas –década de los años noventa–, a comenzar a asimilarlos como una herramienta más con las que estudiar dicha complejidad en las diferentes disciplinas, sin más desarrollo teórico que la explicación de los métodos utilizados (en la actual década)¹²⁴.

Desde un punto de vista general Bunde y Havlin (1991, 1994) y Havlin *et al.* (1995) ofrecen múltiples y variados ejemplos del uso de la geometría fractal en ciencias. Abarca campos tales como las fracturas y roturas de materiales, frentes de cromatografía, neuronas, pulmones –para describir el árbol respiratorio–, estructura de polímeros, del ADN, filtración renal, cúmulos de estrellas, etc.

¹²² La información sobre el tema a la que se puede acceder hoy es ingente y justificaría por sí sola los objetivos de un trabajo de investigación bibliográfico.

¹²³ Por analogía con los términos genómica, proteómica, citómica o metabolómica.

¹²⁴ Aunque hay áreas en las que estas teorías están perfectamente asimiladas, ya hemos apuntado que no siempre son bien recibidas en otros ámbitos, especialmente en los más clínicos. Sun *et al.* (2006) apuntan que en muchas ocasiones diferentes áreas de conocimiento no aplican herramientas potencialmente útiles porque no se han publicado en las revistas científicas del área y, en consecuencia, se desconocen.

2.4.1. Física y Química

Avnir (1989) describe el uso de la geometría fractal para la comprensión de procesos químicos y sustancias como los polímeros, los agregados, interfases, difusión molecular, frentes cromatográficos y análisis de proteínas entre otros.

Schroeder (1991) hace un resumen sobre las propiedades fractales de la luz, la turbulencia de fluidos y el crecimiento de cristales. Otro de los ámbitos en los que ha tenido utilidad esta geometría es en el de los patrones de crecimiento y expansión de superficies (Barabási y Stanley, 1995).

Harrison (1995) propuso una introducción de los fractales en la química y Fan *et al.* (1991) describieron un marco teórico general para las curvas fractales y su geometría con aplicación directa a problemas químicos.

Los trabajos de Coppens y Froment (1994, 1995a,b) muestran la difusión y la reacción en una catálisis fractal y Schifter (1996) describe algunos de los procesos químicos donde más claramente se manifiesta el comportamiento caótico de los sistemas. Tomalia (1995) desarrolló supermoléculas construidas por un proceso de ramificación iterativa que tienen una potencial utilidad en el ámbito de la biotecnología.

En el campo de la física destacan los trabajos de Aharony y Feder (1990) y los de Pietronero y Tossatti (1986) en cuyos textos se trata una gran variedad de fenómenos como la viscosidad de fluidos y las fracturas de materiales (Bazant, 1995). Sreenivasan (1991), Flohr y Olivari (1994) hicieron lo propio con las turbulencias de fluidos y Zunino y Garavaglia (2003) con el comportamiento fractal de la difracción óptica.

En el ámbito de la astrofísica, Peitgen y Saupe (1988), Peitgen *et al.* (1992) y Sornette (2006) han descrito la distribución de los cráteres de la luna, y diferentes autores han abordado el problema de la estructura del universo desde estas perspectivas (Peebles, 1989; Gurzadyan *et al.*, 1991; Coleman y Pietronero, 1992; Provenzale *et al.*, 1997).

2.4.2. Geología y meteorología

Osborne *et al.* (1989) y Zosimov y Naugol'nykh (1994) estudiaron las trayectorias de las derivas y corrientes en los océanos; Herzfeld *et al.* (1995) hicieron lo propio con fondos oceánicos. Platónov (2002) utilizó estos modelos en el estudio de la contaminación marina y la dinámica de las aguas en el mar Mediterráneo.

Lovejoy y Mandelbrot (1985) analizaron los ciclos de lluvia bajo el prisma fractal; Pelletier (1997) lo hizo con los procesos de formación de nubes y las corrientes convectivas de la atmósfera.

Los patrones de las fracturas de la corteza terrestre (Sornette *et al.*, 1990; Turcotte, 1992; Barton y La Pointe, 1995; Xie *et al.*, 1998; Sornette, 2006) y las complejas distribuciones de los epicentros de los terremotos (Pérez-López, 2003; Sornette, 2006; Henares-Romero, 2009) son dos de los campos de la geología donde más éxitos ha cosechado la geometría fractal y la dinámica de sistemas no lineales.

Emerson *et al.* (1999) evaluaron el efecto de la resolución de las imágenes tomadas por satélite de regiones de los Estados Unidos en la dimensión fractal y comprobaron que aumentaba al disminuir la resolución de las imágenes en las zonas cultivadas, que se hacía menor en las regiones boscosas y que se mantenía estable en las zonas urbanas.

Turcotte (1992) abunda en las características fractales de las imágenes topológicas y Rodríguez-Iturbe y Rinaldo, (1997) estudiaron el comportamiento fractal de las redes fluviales. Del Castillo (2003) aplicó estas técnicas sobre la morfometría de los lagos de los Pirineos.

2.4.3. Biología

Allen *et al.* (1995) realizaron una revisión sobre los estudios que cuantifican la dimensión fractal de los contornos de objetos altamente irregulares en la naturaleza.

Se han abordado multitud de problemas como el crecimiento de las esponjas (Kaandorp, 1991), la morfología de los hongos (Crawford *et al.*, 1993), la forma del brócoli y la coliflor (Grey y Kjems, 1989)

En el campo de la ecología se han estudiado los procesos evolutivos (Vandewalle y Ausloos, 1995) y la distribución de poblaciones (Appleby, 1995; Schifter, 1996).

Más recientemente Stauffer (2004) ha analizado la complejidad del envejecimiento biológico y ha creado modelos matemáticos con los que simular el comportamiento de las poblaciones en cuanto al envejecimiento.

Fisher y Kimmerer (2004) determinaron la distribución fractal de las concentraciones salinas, temperatura y fluorescencia de las aguas de la bahía de San Francisco, lo que les permitió establecer modelos para el estudio de la sedimentación en sistemas dinámicos que fluctúan rápidamente. También en el ámbito de la ecología, Wu *et al.* (2006) caracterizaron y analizaron la evolución del ecosistema de los Everglades (Florida, EEUU) y determinaron, sobre imágenes aéreas y de satélite, la lagunaridad del patrón de tierras emergidas y tierras inundadas.

La ecología es una de las especialidades en las que más se han desarrollado desde el punto de vista teórico, los conceptos de lagunaridad, homogeneidad y heterogeneidad (Plotnick *et al.*, 1993, 1996; Feagin, 2005, 2007; Myint y Lam, 2005; Butson y King, 2006).

2.4.4. Biomedicina

En los últimos veinte años se han venido sucediendo multitud de estudios en los que se han aplicado los conceptos de la dinámica no lineal y la geometría fractal en mundo de la biomedicina¹²⁵.

A continuación se presenta, ordenada por la temática, una breve revisión de algunos estos trabajos.

Chen *et al.* (1989) hicieron una aproximación fractal en el análisis de imagen biomédica y Cross (1994) revisó la aplicación fractal para los análisis de microscopía cuantitativa y mostró algunas aplicaciones como su uso para el recono-

¹²⁵ Parece evidente que ya pasó la época en la que en las diferentes áreas de conocimiento este tipo de técnicas o trabajos eran considerados anecdóticos o excentricidades de algunos investigadores. Desde 1998 se realiza bianualmente un importante congreso internacional que lleva por lema *Fractals in Biology and Medicine*.

cimiento de ciertos patrones bacterianos, los alveolos pulmonares, bordes tumorales y otros.

Existe abundante bibliografía que muestra que uno de los campos donde más éxito y aplicaciones ha tenido la ciencia fractal es en el estudio de la complejidad de la arquitectura citoplasmática y de las cinéticas enzimáticas (Kopelman, 1988; Smith *et al.*, 1989 y 1996; Ogihara *et al.*, 1998; Aon *et al.*, 2004; Marsh y Tusznski, 2006; Hiroi y Funahashi, 2007).

Lewis y Rees (1985) publicaron en *Science* un trabajo en el que caracterizaban la complejidad de las proteínas mediante la dimensión fractal; relacionaban los distintos valores de ésta con los distintos dominios y regiones de actividad. Así sugirieron que la textura superficial podría ser un factor que influyese en las interacciones moleculares. Meléndez *et al.* (1999) aportaron evidencias de la estructura fractal de la molécula del glucógeno.

El sistema nervioso, dada su complejidad, ha sido objeto de estudio con las premisas de los sistemas no lineales o de la geometría fractal. La morfología de las células neuronales se ha estudiado ampliamente desde el punto de vista de la morfogénesis de la forma o la clasificación. Famiglietti (1992) trabajó con células ganglionares retinianas y propuso que se podría realizar una aproximación fractal. Freed y Sterling (1988) estudiaron las células alfa ganglionares de retina de gato y Tauchi y Masland (1984) y Tauchi *et al.* (1992) lo hicieron con la forma y desarrollo de células específicas de retina de conejo.

Motague y Friedlander (1991) investigaron en el gato la morfogénesis y cobertura de células ganglionares aisladas. En esta línea trabajaron también Caserta *et al.* (1990) y Schierwagen (1990) con el análisis de contornos celulares, en especial neuronas ganglionares de retina de gato o conejo (por la facilidad de estudio que poseen) y los patrones de ramificación axonales y dendríticos. Hay que señalar que Panico y Sterling (1995) plantearon una crítica convincente del uso de la geometría fractal para las neuronas retinianas.

Es posible que el árbol bronquial y el sistema circulatorio sean los paradigmas de fractales biológicos más claros y, como es de esperar, no faltan estudios al respecto (Zamir, 2001). Weibel (1991) y más recientemente González (2002), Drummond (2007) y Goldman *et al.* (2008) sugieren que la geometría fractal podría servir en fisiología respiratoria para describir de manera cuantitativa algunos

fenómenos y explicar la eficiente ventilación y perfusión con un coste energético bajo del sistema respiratorio. Canals y Solís (2005) abordan la distribución del aire por las vías aéreas desde esta perspectiva. También lo hicieron, pero desde el punto de vista del flujo y la perfusión sanguíneas del tejido pulmonar, Glenny y Robertson (1990, 1991, 1995, 1997, 1998).

Otros trabajos que, en esta área, han mostrado la utilidad de estos enfoques con una aplicación más clínica, son los de caracterización e identificación de procesos patológicos respiratorios como el enfisema pulmonar (Shimizu *et al.*, 1997; Uppaluri *et al.*, 1997, 1999a y 199b; Arango, 2004)

Landini *et al.* (1993) y Masters (2004) caracterizaron los vasos sanguíneos de la retina humana mediante su dimensión fractal y lagunaridad. Kamiya y Takahaki (2007) analizaron y cuantificaron las propiedades morfológicas y funcionales de los árboles biológicos (bronquial y vascular). Gil (2008) analizó y clasificó los sistemas circulatorios de diferentes mamíferos mediante los valores de entropía y dimensión fractal. Stosic y Stosic (2006) hicieron un análisis multifractal de los vasos retinianos en humanos.

Parsons-Wingeter *et al.* (2000) comprobaron el efecto de diversos factores de crecimiento sobre la angiogénesis mediante su dimensión fractal y Rybackuk *et al.* (2002) evaluaron la microangioarquitectura de los vasos sanguíneos durante el desarrollo fetal y crearon un modelo fractal para describirla. Guidolin *et al.* (2004) determinaron la dimensión fractal y lagunaridad para cuantificar la complejidad del patrón angiogénico en cultivos de células endoteliales tras la exposición a distintos moduladores.

Karch *et al.* (2003) crearon un modelo fractal para el estudio de la perfusión arterial; Kalliokoski *et al.* (2003) estudiaron el patrón de ramificación vascular y la perfusión microvascular en el músculo de sujetos entrenados y no entrenados en resistencia; y Traini *et al.* (2010), en el ámbito de la odontología, utilizaron la dimensión fractal para la cuantificación de la vascularización de las zonas donde se habían realizado implantes dentales.

Recientemente Gil *et al.* (2006a y 2006b) calcularon la dimensión fractal de los túbulos renales y Fuseler *et al.* (2010) han utilizado la dimensión fractal para cuantificar la complejidad vascular en la mucosa intestinal normal y en pólipos intestinales.

Los sistemas fisiológicos se comportan como sistemas complejos no lineales caóticos (Strand *et al.*, 2005) y, desde finales de la década de los años ochenta¹²⁶, se viene estudiando: la dinámica cardíaca tanto en sujetos sanos como enfermos (West *et al.*, 1987, 1990; Goldberger *et al.*, 1987, 1990, 1992; Huikuri *et al.*, 2000; Gomis *et al.*, 2006; Kojima *et al.*, 2008), la dinámica del sistema nervioso (Navascues y Sebastian, 2004) a través de los patrones encefalográficos, el funcionamiento de las redes neuronales en pacientes con diversas patologías neurológicas como la epilepsia (Lopes Da Silva *et al.*, 2003), la esquizofrenia (Röschke *et al.*, 1995; Yokohama *et al.*, 1996), los infartos cerebrales (Novak *et al.*, 2004) o los patrones de movimiento normales (Duarte y Zatsiorsky, 2000; Blaszczyk y Klonoski; 2001) y no normales (Hausdorff *et al.*, 2000; Martin, 2003; Muñoz-Diosdado *et al.*, 2003; Sekine *et al.*, 2004; Costa *et al.*, 2007).

Salmon publicó en 2004 un ensayo en el que proponía que el sistema celular de remodelación ósea respondería a un sistema caótico no lineal y que precisamente un comportamiento más *regular* estaría relacionado con las patologías, como la enfermedad de Paget.

Brú *et al.* publicaron en 2003 un trabajo en el que analizaron la dinámica de crecimiento de diferentes colonias de células tumorales y establecieron que todas exhibían el mismo patrón de crecimiento¹²⁷. Recientemente Borys *et al.* (2008) han sugerido que la lagunaridad es un parámetro ideal para la diferenciación vacuolar de células tumorales y no tumorales.

¹²⁶ Los sistemas fisiológicos se comportan como sistemas no lineales caóticos –en el sentido expuesto más arriba– y parece que los procesos patológicos y el envejecimiento se caracterizan por una *pérdida* o *regularización* de su fisiología (Kaplan *et al.*, 1991; Goldberger, 2002 y 2006; Costa *et al.*, 2008; Peng *et al.*, 2009). Algunos autores han ido más allá y extienden esta perspectiva a los conceptos de salud y enfermedad (Katerndahl, 2009).

¹²⁷ El grupo de investigación es español y en su día la noticia traspasó las fronteras científicas con lo que la polémica quedó servida. Baish y Jain (2000) y Martin (2003) revisan de manera crítica y documentada cómo parece haber suficientes evidencias de que el crecimiento tumoral puede ser explicado modelos de crecimiento fractales; Guiot *et al.* (2003) hacen lo propio desde un punto de vista más teórico y reflexionan sobre el cambio de paradigma que supone estos descubrimientos y las implicaciones futuras en investigación tumoral.

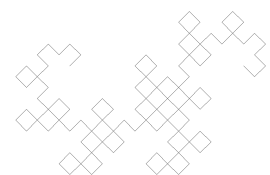
Cheng *et al.* (2005) y De Melo *et al.* (2006a) han evaluado la capacidad de ayuda en el diagnóstico de parámetros fractales en mamografías de pacientes con tumores benignos y malignos.

Tras el estudio de los elementos epistemológicos y analíticos que hemos dejado meramente apuntados hasta aquí, todo nos conducía a la conclusión de que es coherente abordar la complejidad del hueso trabecular a la luz de la geometría fractal tal y como refieren Benhamou *et al.*, (1994a y 1996), Geraets y Stelt (2000) o Parkinson y Fazzalari (2000).

En el apartado de discusión se revisará la correspondiente bibliografía.

Capítulo III

**MATRICES DE CONCURRENCIA DEL NIVEL
DE GRIS**



Capítulo 3

MATRICES DE CONCURRENCIA DEL NIVEL DE GRIS

De manera intuitiva se podría pensar que es posible obtener variables como el nivel medio de gris, la varianza –o en su defecto la desviación típica–, la asimetría –*skewness*– o el apuntamiento –*curtosis*– a partir de información sobre la distribución probabilística –histograma de gris– de los niveles de gris de una imagen¹²⁸.

Jähne (2002) describe como características texturales de primer orden la media y la varianza, que, por definición son invariantes a cualquier permuta entre píxeles y no dependen, por tanto, de la orientación de los objetos ni de la escala del análisis¹²⁹.

Esta invarianza es precisamente la limitación de estas variables puesto que, texturas con una distribución espacial de píxeles diferentes, pueden presentar el mismo nivel medio de gris [figura 3.1].

3.1. HISTOGRAMA DE GRIS Y TEXTURA

Como medidas texturales de primer orden se suele recurrir a: media [10], desviación típica (DT) [11], coeficiente de variación [12], asimetría (*skewness*) [13], curtosis [14], energía [15] y entropía [16]¹³⁰.

¹²⁸ Debe tenerse en cuenta que, desde el punto de vista matemático, un histograma de gris (HGR) no deja de ser una distribución de valores sobre los que se pueden realizar cálculos estadísticos comunes.

¹²⁹ En las características texturales de primer orden se opera con el nivel de gris de cada píxel sin tener en cuenta la relación de un determinado píxel con sus vecinos y por tanto en sentido amplio, las características extraídas a partir del histograma pueden considerarse propiedades texturales. En esta tesis nos referiremos a las características texturales en sentido estricto, es decir, a aquellas extraídas a partir de la comparación de al menos parejas de píxeles (características de segundo orden).

¹³⁰ Téngase en cuenta que a lo que se llama aquí *energía* [15] y *entropía* [16] no son las mismas *energía* y *entropía* que se calcularán a partir de las matrices de concurrencia (véase

$$Media = \sum_{i=0}^{n-1} ip_i \quad [10]$$

$$DesviaciónTípica = \sqrt{\sum_{i=0}^{n-1} (i - \mu)^2 p_i} \quad [11]$$

$$CoeficienteVariación = \left(\frac{D.T}{Media} \right) \cdot 100 \quad [12]$$

$$Asimetría = \frac{1}{\sigma^3} \sum_{i=0}^{n-1} (i - \mu)^3 p_i \quad [13]$$

$$Curtosis = \frac{1}{\sigma^4} \sum_{i=0}^{n-1} (i - \mu)^4 p_i - 3 \quad [14]$$

$$Energía = \sum_{i=0}^{n-1} (p_i)^2 \quad [15]$$

$$Entropía = - \sum_{i=0}^{n-1} p_i \log p_i \quad [16]$$

Donde i es la intensidad observada.

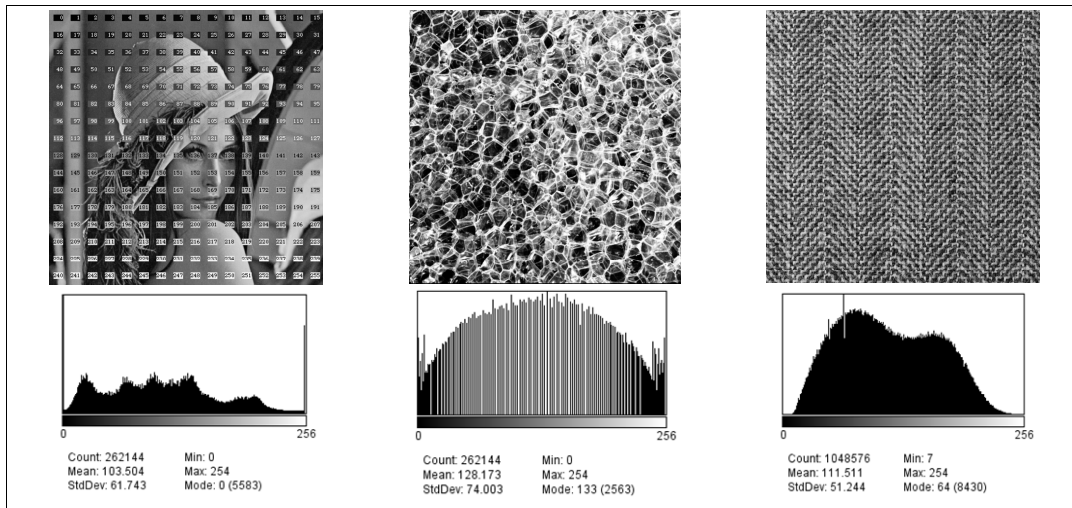
n = el número de niveles de gris posibles (256 niveles con un rango del 0 al 255, para una imagen de 8 bit).

p_i = es la probabilidad de que aparezca una determinada intensidad (es el número de puntos que presentan esa intensidad entre el número total de puntos).

μ = es la media de las intensidades.

más adelante). En las ecuaciones que aquí se presentan, se sigue operando con los valores de los píxeles de forma individual.

FIGURA 3.1. Histogramas de gris y características de primer orden.



Las tres imágenes tienen una media de nivel de gris similar (entre 100 y 130), con una desviación típica similar y unos coeficientes de variación de 59, 58 y 46% respectivamente, aunque puede observarse claramente el aspecto diferente de las tres imágenes. Para Jähne (2002) el problema del reconocimiento textural se reduce a la simple tarea de distinguir niveles de gris, pero ello se verá complicado por el hecho de que tanto los patrones como las repeticiones periódicas del nivel de gris pueden mostrar una gran fluctuación aleatoria y porque la textura puede variar a diferentes escalas y en distintas orientaciones (*Fuente: Elaboración propia. Las imágenes b y c pertenecen a la colección texturas de Brodatz*).

Las características obtenidas de [10 a 14] son fácilmente interpretables porque tienen el mismo significado que en estadística. El *coeficiente de variación*, [12], no suele aparecer en los textos de análisis de imagen, pero nosotros lo hemos incluido porque, además de ser de sencillo cálculo y fácilmente interpretable, nos ha dado buenos resultados en algunos trabajos (Ríos-Díaz *et al.* 2009 b,c).

La *energía*, como se ve en [15], se obtiene a partir del sumatorio de las probabilidades de un determinado nivel de gris al cuadrado, por lo que aquellas imágenes que presenten sólo unos pocos niveles de gris tenderán a presentar una energía mayor que en el caso de una imagen con una gran cantidad de niveles de gris –y por tanto con bajas frecuencias de aparición–, que tenderán a presentar valores de energía más bajos.

La *entropía* [16] recibe ese nombre por la similitud que tiene la fórmula con

la *entropía física*¹³¹. Proporciona información sobre el grado de información –en niveles de gris– que presenta la imagen. En el caso de que la imagen contuviese píxeles con un solo nivel de gris, y por tanto probabilidad de aparición 1, puede deducirse fácilmente, de [16], que el valor de la entropía es 0. Sin embargo, si la distribución de frecuencias es muy heterogénea, el nivel de la entropía será mayor. Es, en definitiva, una medida de la uniformidad del histograma de gris (Theodoridis y Koutroumbas, 2006).

FIGURA 3.2. Caracteres de primer orden.

0	7	0	2	2	4	3	3
4	2	7	4	0	7	2	7
7	0	2	3	7	2	0	0
2	0	7	3	0	4	7	2

En estas dos imágenes se han representado 8 posibles niveles de gris que van desde el 0 (más oscuro) hasta el 7 (blanco). Si calculamos las frecuencias de aparición de cada uno de los niveles de gris en las dos imágenes podremos ver que son exactamente iguales en las dos –poseen la misma distribución de frecuencias de nivel de gris–, por lo que todas las variables calculadas a partir de ellas (ecuaciones 10 a 16) coincidirán en ambos casos (Media= 3,13; DT= 2,66; CV= 85%; Asimetría = 0,433; Curtosis = -1,121; Energía = 0,219; Entropía = 0,282) (Fuente: *Elaboración propia*).

No obstante, si nos atenemos a lo expuesto en el epígrafe 2.1, los ATx implican de una u otra forma nivel de gris *en relación a los vecinos*¹³² y este tipo de información no se tiene en cuenta con los histogramas de gris [figura 3.2].

¹³¹ También se la conoce como índice de diversidad de Shannon (Shannon 1948a y 1948b). Proporciona un valor basado en la teoría de la información que representa la cantidad de información en la imagen. La magnitud absoluta es menos útil que la relativa para las comparaciones (McGarigal y Marks, 1995).

¹³² Julesz (1981) en sus trabajos sobre la percepción visual humana, concluía que no se podía realizar una discriminación preatencional –*al primer vistazo*– en texturas que fuesen semejantes en los estadísticos de segundo orden.

Haralick *et al.* (1973) propusieron un abordaje del problema textural desde una nueva perspectiva: la construcción de matrices de concurrencia del nivel de gris (*Grey Level Co-occurrence Matrix, GLCM*)¹³³ a partir de las cuales calcular hasta 14 características texturales diferentes tomadas en cuatro orientaciones distintas¹³⁴.

3.2. CONSTRUCCIÓN UNA MATRIZ DE CONCURRENCIA

Las GLCM consisten básicamente en la construcción de una matriz bidimensional que recoge las frecuencias con las que aparecen los niveles de gris, tomados de dos en dos píxeles, ubicados entre sí a una distancia δ , y en una determinada dirección θ [figura 3.3].

Con esta matriz de frecuencias pueden calcularse posteriormente diferentes características texturales de segundo orden (Haralick *et al.*, 1973; Haralick, 1979; Sun y Wee, 1983; He *et al.*, 1988; Tuceryan y Jaine, 1998; Materka y Strzelecki, 1998; Al-Janobi, 2001; Arango, 2004; Kourgli, 2007; Hall-Beyer, 2008).

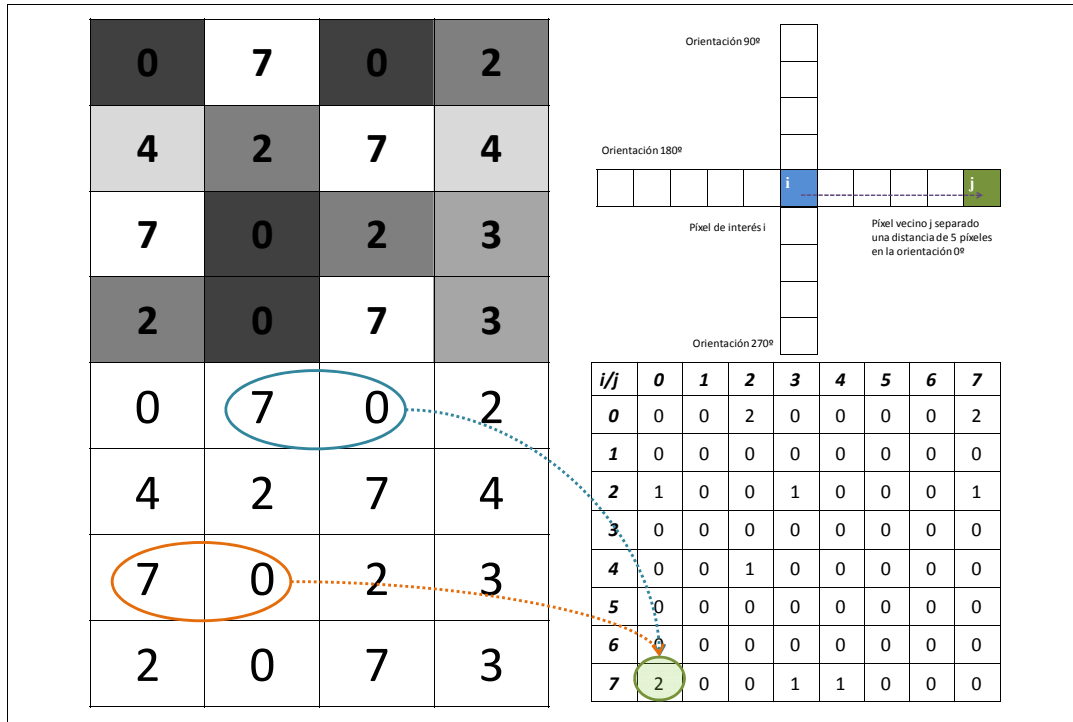
De una observación detenida de la figura 3.3 pueden inferirse dos conclusiones: **1)** que las variables que puedan derivarse de las matrices de concurrencia *no son* independientes de la rotación –o dirección del análisis–, y **2)** que según el valor de la distancia de separación entre los píxeles de la pareja (δ) será posible caracterizar la *microtextura* –valores bajos de δ – o *macrotextura* (valores más altos de δ)¹³⁵.

¹³³ Es posible encontrar la denominación *Spatial Gray-Level Dependence Matrix (SGLDM)* en alguna bibliografía. Mantendremos la nomenclatura original de los autores que describieron el método y que es la más utilizada.

¹³⁴ Con estos trabajos trataron de discriminar distintas imágenes tomadas desde satélite correspondientes a diferentes tipos de terreno (praderas, diferentes tipos de areniscas, bosques, pantanos y zonas urbanas) que, en definitiva, era un problema textural (Haralick *et al.* 1973; Haralick, 1979; Weszka *et al.*, 1976).

¹³⁵ Según Mäenpää y Pietikäinen (2005), los algoritmos basados en las GLCM (aproximación estadística del ATx) trabajan mejor sobre imágenes con microtexturas, mientras que los métodos de análisis estructurales ofrecen mejores resultados con macrotexturas. No existe una única forma de analizar la textura (Tomita y Tsuji, 1990) y cualquier textura contiene tanto características regulares como características estadísticas. En la práctica se encuentran imágenes con texturas entre los dos extremos motivo por el que resulta difícil clasificar texturas con un solo método (Sánchez-Yáñez *et al.*, 2003; Kurmyshev *et al.*, 2003).

FIGURA 3.3. Construcción de la matriz de concurrencia del nivel de gris.



Arriba-izquierda, se representa una imagen con 8 posibles niveles de gris que van desde el 0 (más oscuro) hasta el 7 (blanco). **Abajo-izquierda**, se representan los valores de gris de los píxeles. **Arriba-derecha**, se representa el ángulo ϑ que determina la orientación que deben tener entre sí los píxeles que forman la pareja (i, j) , en este caso la orientación es 0° y δ la distancia entre los dos píxeles de la pareja, aquí píxeles contiguos. **Abajo-derecha**, se muestra la matriz de concurrencia. Los valores de la primera fila y la primera columna, en negrita y cursiva, representan los niveles de gris posibles para cada uno de los píxeles de la pareja (i, j) . Nótese que en esta matriz lo que se anota es el número de apariciones de una determinada pareja de grises separados una distancia determinada (δ) y orientados con un ángulo ϑ , es decir, es una matriz de frecuencias (*de concurrencia*). Se muestra la pareja de píxeles con valores $(7, 0)$ y se comprueba que esa combinación sólo aparece dos veces en la imagen, por lo que en la matriz se anotará un 2 en las coordenadas $(7,0)$. El recuento se realiza para cada pareja de píxeles y como se puede comprobar fácilmente, sólo existen 12 posibilidades de conteo (cuando la distancia entre píxeles es $\delta = 1$). Téngase en cuenta también, que se deberá construir una matriz para cada nueva distancia δ y orientación ϑ (Fuente: *Elaboración propia*).

Conviene resaltar alguna de las características de las matrices de concurrencia que ayudarán a la interpretación de las variables calculadas a partir de ella:

1) El número de valores de gris que puede tomar un píxel cualquiera es igual al número de valores que puede tomar el píxel vecino, por lo que los valores de la fila superior son los mismos que los de la columna de la izquierda. Por tanto, la matriz es cuadrada.

2) El tamaño de la matriz viene determinado por los niveles de cuantificación de la imagen. La imagen del ejemplo de la figura 17 tiene 8 posibles niveles de gris (4 bit), por lo que la matriz será de 8 x 8 con 64 celdas. En el caso de una imagen de 8 bit, caben 256 niveles de gris, por lo que la matriz tendrá un tamaño de 256 x 256 con 65 536 celdas.

3) Es simétrica respecto de la diagonal. Las celdas de la diagonal representan las parejas de píxeles con igual nivel de gris (0,0; 1,1; 2,2; etc.). Si la matriz presenta unas altas probabilidades en estas celdas es porque la imagen no presenta grandes contrastes, la mayoría de los píxeles son similares a los vecinos. A medida que nos alejamos de la diagonal tanto mayores serán las diferencias entre los píxeles y, por ello, valores altos de probabilidad en estas zonas de la matriz, indicarán grandes diferencias de contraste entre los píxeles vecinos¹³⁶.

3.3. CARACTERES TEXTURALES GLCM

En el trabajo original Haralick *et al.* (1973) definieron una sola distancia entre los elementos de la pareja y cuatro orientaciones (0°, 45°, 90° y 135°). Calcularon las 14 características texturales para cada una de ellas, con lo que obtuvieron un conjunto de 56 variables; además, calcularon la media y el rango para cada variable textural en las cuatro orientaciones, con lo que añadieron 28 características más al modelo de clasificación¹³⁷.

¹³⁶ Lee *et al.* (2004) utilizaron esta propiedad para crear, en lugar de matrices de concurrencia (GLCM) sobre las que calcular las variables texturales, las matrices de vector de distancia del nivel de gris (*Grey-level distance vector*, GLDV) que, en definitiva, cuantifica con cuanta probabilidad ocurre una diferencia en nivel de gris determinada entre dos píxeles vecinos. Galloway (1973) describió un método similar a las GLCM también muy utilizado en el contexto del ATx (*Grey-Level Run Lengths*, GLRL) y que, básicamente, consiste en cuantificar cuántas veces se repite en píxeles consecutivos un nivel de gris en una dirección y distancia dadas.

¹³⁷ Las variables originales fueron: **1)** Segundo momento angular, **2)** contraste, **3)** correlación, **4)** suma de cuadrados, **5)** momento inverso de la diferencia, **6)** suma promedio, **7)** suma de la varianza, **8)** suma de la entropía, **9)** entropía, **10)** diferencia de la varianza, **11)** diferencia de la entropía, **12)** y **13)** dos variables más relacionadas con la correlación, y **14)** coeficiente de máxima correlación. Además del promedio y el rango de cada una de estas características respecto de las cuatro orientaciones (Haralick *et al.*, 1973). El valor medio de cada carácter textural para las cuatro orientaciones convierte a estas variables texturales

Como se ha dicho, este método se mostró útil y efectivo para la clasificación de imágenes con texturas diferentes, pero tenía como desventaja la gran cantidad de información que se debía computar y la difícil interpretación de algunas de las características textural¹³⁸. Por ello, otros autores trataron de reducir el número de variables texturales en trabajos posteriores de forma que, en la actualidad, cuando se utiliza el método GLCM, suelen calcularse solamente de cinco a siete características de las 14 iniciales (He *et al.*, 1988; Walker *et al.*, 1995; Sonka *et al.*, 1998; Jähne, 2002; Russ, 2002; Clausi, 2002; Clausi y Zhao, 2002 y 2003; Maillard, 2003; Theodoridis y Koutroumbas, 2006; Pratt, 2007), que son las que mejor pueden traducirse en términos cualitativos.

Hall-Beyer (2008) clasifica estos caracteres en tres grupos: **1)** grupo relacionado con el *contraste*: las variables de este grupo se calculan utilizando los pesos de las distancias respecto de la diagonal de la GLCM; **2)** grupo relacionado con el *orden*; y **3)** grupo relacionado con los *estadísticos descriptivos*¹³⁹.

en variables orientación-independientes. Pearlstine (2000) señala la dependencia rotacional de las GLCM como una de las desventajas del método, así como que las imágenes a comparar deben estar normalizadas unas respecto a las otras. En este sentido, Sun y We (1983) presentaron un método alternativo, similar, que analizaba cada píxel con todos sus vecinos y generaba una matriz de forma que fuese orientación independiente.

¹³⁸ Téngase en cuenta que la velocidad de computación no era una cuestión baladí en ese contexto histórico: el primer PC de IBM apareció en el mercado en 1981 y tan sólo poseía una memoria RAM de 256 kB y una memoria ROM de 40 kB, frente a memorias RAM actuales de 2 ó 3 GB y una memoria ROM que en la actualidad puede superar los 1.000 GB (1 TB) de cualquier ordenador doméstico. Una imagen de 8 bit ofrece hasta 256 niveles de gris, por lo que la matriz de concurrencia tendrá 256 filas y 256 columnas (65 536 celdas). El tamaño de las imágenes que nosotros hemos utilizado en este estudio fue de 100 x 100 px, lo que ofrece un total de 10 000 px que deben ser comparados 1 a 1 con el vecino. El cálculo de las variables texturales de 900 imágenes de 8 bits con un tamaño de 100 x 100 px no requiere más que 35 s en un PC dotado con un procesador Intel[®] T2250 de 1,73 GHz y una memoria RAM de 1,87 GB. Algunos autores han presentado métodos alternativos para reducir los tiempos de computación, que adquieren relevancia cuando debe trabajarse con grandes cantidades de imágenes de gran tamaño (Clausi y Zhao, 2002 y 2003).

¹³⁹ Siempre calculados a partir de las matrices de concurrencia, insistimos en no equivocarlos con los calculados a partir de los valores de gris de cada píxel aunque sus ecuaciones puedan ser semejantes. En el caso de la energía y de la entropía a partir de este momento, siempre, nos estaremos refiriendo a las calculadas a partir de la GLCM y no a las obtenidas a partir histograma.

Puesto que la aplicación que hemos usado en este trabajo sólo calcula cinco de ellas, éstas serán las que describamos a continuación¹⁴⁰.

3.3.1. Contraste GLCM

$$CON = \sum_{i,j=0}^{n-1} p_{i,j} (i - j)^2 \quad [17]$$

Donde i y j son las intensidades observadas para cada uno de los píxeles de la pareja.

n = el número de niveles de gris posibles (256 niveles con un rango del 0 al 255, para una imagen de 8 bit).

$p_{i,j}$ = es la probabilidad de que aparezca una determinada pareja de píxeles con intensidades de gris i y j respectivamente, separados una distancia δ y una orientación θ .

En términos sencillos, el *contraste GLCM* (CON) es una medida de las variaciones locales del nivel de gris [figura 3.4]. Cuando i y j son iguales, la probabilidad de estos niveles se ubicará en alguna de las casillas de la diagonal y la diferencia entre el nivel i y el nivel j será igual a cero.

Estos valores representan a los píxeles que son exactamente iguales a sus vecinos, por lo que tendrán un peso de cero en la ecuación [17].

Si el píxel i difiere en un nivel de gris del píxel j , la diferencia será de 1 y el contraste seguirá siendo bajo. El caso extremo lo tendríamos, en una imagen de 8 bits, cuando uno de los píxeles tuviera un valor de gris igual a 0 y el vecino un valor de 255.

Debe observarse que la diferencia de gris entre los píxeles vecinos está elevada al cuadrado y por tanto el peso que tendrá sobre la variable CON se incrementará exponencialmente a medida que la diferencia $i - j$ sea mayor¹⁴¹.

¹⁴⁰ En el grupo de características relacionadas con el *contraste* incluye al propio contraste, la disimilitud y la homogeneidad (o momento inverso de la diferencia, IDM). En el grupo de las características relacionadas con el *orden* se encuentran la uniformidad (o energía, segundo momento angular, ASM) y la entropía. Por último, en el grupo de los *descriptivos estadísticos* se encuentra la media GLCM para píxeles vecinos, la varianza y desviación típica GLCM para píxeles vecinos, y la correlación GLCM.

¹⁴¹ A esta característica también se la encuentra en la bibliografía con los nombres de *inercia*, *varianza* o *suma de los cuadrados de la diferencia* (Haralick *et al.*, 1973; Pratt, 2007).

3.3.2. Homogeneidad GLCM

A esta variable también se la denomina *momento inverso de la diferencia* (*Inverse Difference Moment, IDM*), pero habitualmente nos referiremos a ella como *homogeneidad*.

$$IDM = \sum_{i,j=0}^{n-1} \frac{P_{i,j}}{1 + (i - j)^2} \quad [18]$$

Donde i y j son las intensidades observadas para cada uno de los píxeles de la pareja.

n = el número de niveles de gris posibles (256 niveles con un rango del 0 al 255, para una imagen de 8 bit).

$p_{i,j}$ = es la probabilidad de que aparezca una determinada pareja de píxeles con intensidades de gris i y j respectivamente, separados una distancia δ y una orientación θ .

Forma parte, junto con el *contraste*, del grupo de características texturales relacionadas con las diferencias de intensidad de gris entre los píxeles vecinos¹⁴² [figura 3.4].

En el caso de la homogeneidad, por tratarse de una ecuación inversa, los pesos de las diferencias serán exponencialmente menores a medida que nos alejemos de la diagonal.

Su valor será 1 cuando la imagen esté compuesta por píxeles con una única intensidad de gris (imágenes con bajo contraste).

¹⁴² Otra variable estrechamente relacionada con el contraste, pero que, con nuestra aplicación, no pudo calcularse es la *disimilitud*, que responde a una ecuación semejante a [17]; con la salvedad de que las diferencias entre los niveles de i y de j están en valor absoluto y no elevadas al cuadrado, lo que significa que a medida que nos alejamos de la diagonal, los pesos de las diferencias no se incrementan exponencialmente como en el contraste, sino linealmente.

3.3.3. Uniformidad GLCM

Esta característica textural se encuadra dentro del grupo de los caracteres relacionados con la medida del orden –o desorden– en la imagen que proporciona una información desde una perspectiva radicalmente distinta a las dos anteriores.

$$ASM = \sum_{i,j=0}^{n-1} (p_{i,j})^2 \quad [19]$$

Donde i y j son las intensidades observadas para cada uno de los píxeles de la pareja.

n = el número de niveles de gris posibles (256 niveles con un rango del 0 al 255, para una imagen de 8 bit).

$p_{i,j}$ = es la probabilidad de que aparezca una determinada pareja de píxeles con intensidades de gris i y j respectivamente, separados una distancia δ y una orientación θ .

En la **figura 3.4** se muestran dos imágenes que nos ofrecerían un contraste y homogeneidad idénticos en ambas, puesto que las diferencias entre un píxel y su vecino son siempre las mismas.

Sin embargo, el *orden* de las mismas, es decir, la distribución de los niveles de gris y las relaciones entre píxeles vecinos, son claramente diferentes¹⁴³.

A este carácter textural [19] también se lo denomina *segundo momento angular* (*Angular Second Moment, ASM* o *energía*), habitualmente nos referiremos a él como uniformidad que es probablemente menos confuso¹⁴⁴.

El ASM está relacionado con la frecuencia de aparición de un determinado par de píxeles: si todos los píxeles de la imagen presentan la misma intensidad de gris su valor será 1 que representa máxima uniformidad¹⁴⁵.

¹⁴³ Theodoridis y Koutroumbas (2006) la describen como una media de la *suavidad* de la imagen (en contraposición a *rugosidad*).

¹⁴⁴ El término *Segundo momento angular* viene del mundo de la Física ya que su ecuación es similar a la usada para calcular la aceleración de rotación (segundo momento angular o momento de inercia). Para Hall-Beyer, (2008), la energía es la raíz cuadrada del ASM, para otros autores la energía es la ASM. Como hemos referido más arriba, por claridad y para evitar confusiones, la denominaremos uniformidad.

FIGURA 3.4. Caracteres texturales de contraste y orden.

1	2	3	4	3	4	3	2
1	2	3	4	1	2	3	4
1	2	3	4	2	3	4	5
1	2	3	4	4	5	6	7

En la imagen de la **izquierda** puede observarse cierto orden en la distribución de los niveles de gris. En la imagen de la **derecha**, no existe tal ordenación. Sin embargo las diferencias de intensidad de gris entre un píxel y su vecino (leídos de izquierda a derecha, es decir en una orientación $\vartheta = 0^\circ$ y una distancia $\delta = 1$) siempre es 1 en ambas imágenes. Si se construyen sendas matrices de concurrencia y se calculan las ecuaciones [17-20] se obtienen valores idénticos en el *contraste* (=1), en la *homogeneidad* (=0,5). Sin embargo, se obtienen valores diferentes en la *uniformidad* (0,33 izquierda; 0,15 en la derecha). Está más *ordenada* en los niveles de gris la imagen de la izquierda; *entropía* (1,09 izquierda; 1,98 derecha)(Fuente: *Elaboración propia*).

3.3.4. Entropía GLCM

Al igual que la ASM, la entropía (ENT) es un carácter textural relacionado con el *orden* o si se quiere, con el *desorden*¹⁴⁶.

Desde el punto de vista matemático, deben tenerse en cuenta algunos aspectos que nos ayudarán a interpretar el valor de la entropía:

- Puesto que $p_{i,j}$ es una probabilidad, siempre tomará valores entre 0 y 1, por tanto, el $\text{Ln}(p_{i,j})$ siempre será negativo¹⁴⁷.

¹⁴⁵ El mínimo valor de la uniformidad, que podría traducirse en la máxima rugosidad posible, se dará cuando todas las posibles parejas de nivel de gris se distribuyan con igual probabilidad, en cuyo caso el valor de ASM estará muy próximo a cero (Theodoridis y Koutroumbas, 2006).

¹⁴⁶ Al igual que la ASM, el término *entropía* para este carácter textural tiene su origen en la analogía en la formulación con la entropía de la física termodinámica: es la magnitud que mide la cantidad de energía que no puede utilizarse para un trabajo –caos–, o el grado de desorden de las moléculas que integran un cuerpo. La entropía que nos ocupa aquí está más relacionada con el punto de vista de la entropía en la teoría de la información – conocida habitualmente como *entropía de Shannon*– y que está relacionada con la cantidad de información que lleva cualquier señal (Shannon 1948a y 1948b).

- Cuanto mayor sea el valor de $p_{i,j}$, menor será el valor de la entropía, de manera que si la imagen está formada por píxeles con un solo nivel de gris, el valor de la entropía será cero¹⁴⁸.

$$ENT = \sum_{i,j=0}^{n-1} p_{i,j} [-Ln(p_{i,j})] \tag{20}$$

Donde i y j son las intensidades observadas para cada uno de los píxeles de la pareja.

n = el número de niveles de gris posibles (256 niveles con un rango del 0 al 255, para una imagen de 8 bit).

$p_{i,j}$ = es la probabilidad de que aparezca una determinada pareja de píxeles con intensidades de gris i y j respectivamente, separados una distancia δ y una orientación θ .

FIGURA 3.5. Caracteres texturales de tipo estadístico.

1	2	3	4	3	4	3	2
1	2	3	4	1	2	3	4
1	2	3	4	2	3	4	5
1	2	3	4	4	5	6	7

Las imágenes son idénticas a las de la figura 3.4. Se construyen las correspondientes matrices de concurrencia para una orientación $\vartheta=0^\circ$ y una distancia $\delta=1$, y se calculan las medias de intensidad de gris GLCM expresadas en [22] y [23], las desviaciones típicas GLCM a partir de la raíz cuadrada de [24] y [25], y la correlación GLCM de [21] se obtienen en la imagen de la **izquierda**: $\mu_i=2,0$; $\sigma_i^2=0,67$; $\mu_j=3,0$; $\sigma_j^2=0,67$; *correlación*=0,99; mientras que en la imagen de la **derecha**: $\mu_i=3,3$; $\sigma_i^2=1,48$; $\mu_j=4,0$; $\sigma_j^2=1,76$; *correlación*=0,74. Puede observarse que la dispersión es mayor en la imagen de la derecha y que la correlación lineal entre los niveles de gris de la pareja es casi perfecta en la imagen de la izquierda y menor en la derecha (Fuente: Elaboración propia).

¹⁴⁷ El logaritmo de 1 es cero, el logaritmo de cero o un número negativo es una indeterminación, y el logaritmo de un número comprendido entre 0 y 1 es siempre negativo. De ahí el signo menos de la ecuación [20], necesario para convertir en un valor positivo la entropía.

¹⁴⁸ En general, en las imágenes poco rugosas, el valor de la entropía será bajo.

3.3.5. Correlación GLCM

El carácter textural de correlación (COR) recoge la dependencia lineal de los valores de gris en los píxeles vecinos¹⁴⁹ y forma parte del grupo de variables texturales de tipo estadístico¹⁵⁰. En la **figura 3.5** se muestra un ejemplo práctico de la aplicación de este carácter.

$$COR = \sum_{i,j=0}^{n-1} p_{i,j} \left[\frac{(i - \mu_i) \cdot (j - \mu_j)}{\sqrt{\sigma_i^2 \cdot \sigma_j^2}} \right] \quad [21]$$

Donde i y j son las intensidades observadas para cada uno de los píxeles de la pareja.

n = el número de niveles de gris posibles (256 niveles con un rango del 0 al 255, para una imagen de 8 bit).

$p_{i,j}$ = es la probabilidad de que aparezca una determinada pareja de píxeles con intensidades de gris i y j respectivamente, separados una distancia d y una orientación θ .

$$\mu_i = \sum_{i,j=0}^{n-1} i(p_{i,j}) \quad [22]$$

$$\mu_j = \sum_{i,j=0}^{n-1} j(p_{i,j}) \quad [23]$$

Donde μ_i y μ_j son las medias GLCM de los valores de gris i y j pero en relación a su presencia en una determinada pareja.

¹⁴⁹ Aunque la interpretación es similar a la correlación lineal estadística paramétrica –coeficiente de correlación lineal de Pearson–, insistimos en que en este caso no se calcula a partir de los *valores individuales* de los píxeles, sino a partir de los *valores de parejas* de píxeles vecinos. Es decir, que lo que se analiza desde la perspectiva estadística no es la distribución de probabilidades de nivel de gris individual, como se apuntó en el apartado 3.1, sino la distribución de probabilidades de los niveles de gris de los píxeles vecinos.

¹⁵⁰ En este grupo también entrarían variables como la media GLCM, y la desviación típica GLCM. Algunos autores han ido más allá y han hecho lo propio con otros estadísticos como la asimetría GLCM, o la curtosis GLCM (Walker *et al.*, 1995; Echoview Tutorial, 2010). Nosotros no entraremos a describirlos puesto que el algoritmo utilizado en esta tesis no los calculaba.

$$\sigma_i^2 = \sum_{i,j=0}^{n-1} p_{i,j} (i - \mu_i)^2 \quad [24]$$

$$\sigma_j^2 = \sum_{i,j=0}^{n-1} p_{i,j} (j - \mu_j)^2 \quad [25]$$

Donde σ_i^2 y σ_j^2 son las varianzas GLCM de los niveles de gris i y j en relación a su aparición en una determinada pareja.

La correlación GLCM se calcula de una forma bastante distinta a los otros caracteres texturales vistos más arriba y, por tanto, es independiente respecto a ellos –aporta diferente información– y suele usarse de manera eficiente en combinación con otras medidas texturales. Además, tiene un significado más intuitivo ya que, si su valor es 0, hay ausencia de correlación, y si es 1, hay una correlación perfecta (Hall-Beyer, 2008)¹⁵¹.

Cuando el área de una imagen es completamente uniforme, la varianza GLCM (o la desviación estándar GLCM) expresada en [24] y [25] será 0, al igual que la varianza de primer orden –la calculada a partir del histograma de gris– y como resultado el denominador de la ecuación de la correlación GLCM [21] será 0, dando lugar a una indeterminación matemática¹⁵².

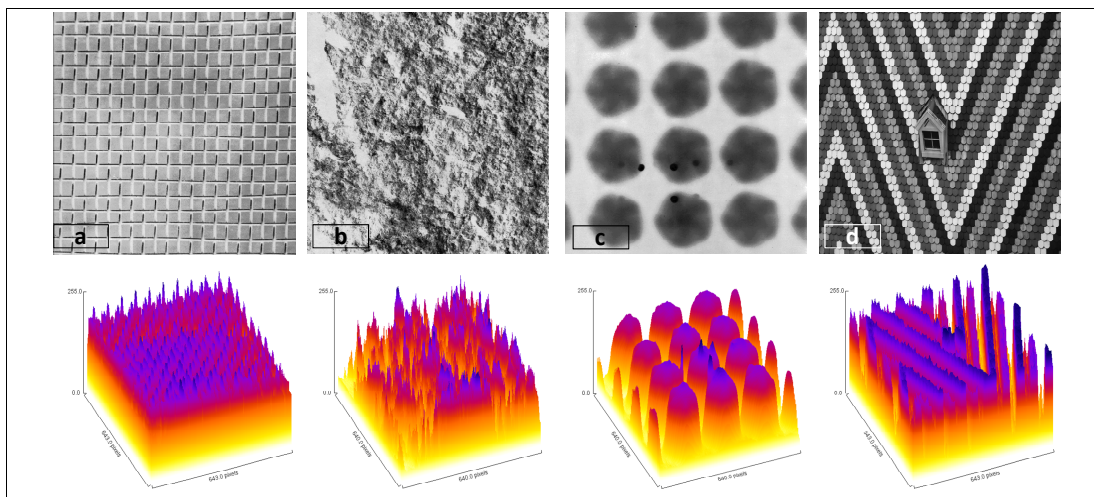
¹⁵¹ Van der Sanden y Hoekman (2005) han demostrado que el contraste GLCM es idéntico a la semivarianza –es un estadístico que combina el valor de la varianza y la simetría de una distribución– y proporciona la misma información que otras características texturales como los métodos de autocorrelación de Moran y Geary, usados en otras disciplinas como la geodesia y en los análisis geoespaciales, cuyo desarrollo y explicación sobrepasan los objetivos de este trabajo (De Smith *et al.*, 2009).

¹⁵² Después de analizar el código fuente del algoritmo que hemos usado (*Texture Analyzer, for ImageJ*, Cabrera, 2007), hemos comprobado que, dado el caso, la correlación no se calcula. El código fuente puede consultarse en el Anexo IV.

3.4. RELACIONES ESPACIALES ENTRE PÍXELES VECINOS

Hemos visto que, para la construcción de las matrices de concurrencia, es necesario previamente determinar la relación espacial entre cada uno de los elementos de las parejas de píxeles mediante el ángulo (θ) que forman entre ellos y la distancia a la que se encuentran uno respecto del otro (δ). Por tanto, una misma estructura puede mostrar características texturales completamente diferentes en función de estos dos parámetros. En concreto, el tamaño de δ , nos permitirá variar el factor escala y, en consecuencia, la resolución del análisis [figura 3.6].

FIGURA 3.6. *Microtextura y macrotextura.*



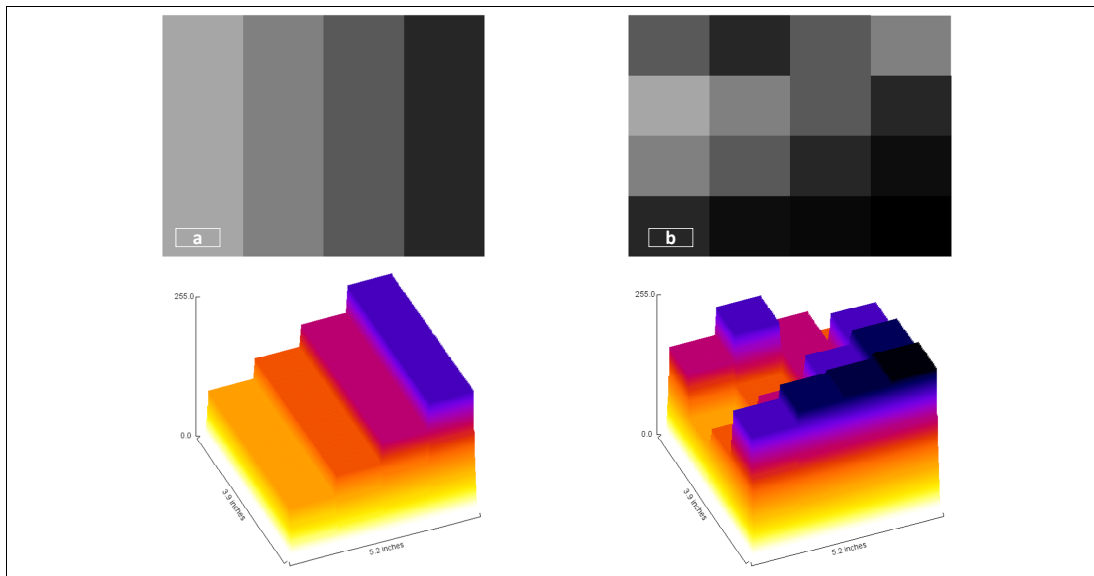
En la **fila superior** se muestran seis imágenes con diferentes texturas. En la **fila inferior**, se representan los correspondientes gráficos de superficie para una mejor comprensión de lo que significa *variaciones de gris* en las correspondientes representaciones de superficie pseudocoloreadas¹⁵³. Las distintas texturas representadas por las variaciones de los niveles de gris son ahora superficies más o menos *escarpadas*. Con el ATx se pretende discriminar y diferenciar los distintos tipos de superficie y puede apreciarse que los tamaños de los que denominamos *téxeles* son distintos de unas texturas a otras (*Fuente: Elaboración propia. Rutina Surface Plot for ImageJ 1.43r. Las imágenes(a), (b) y (c) pertenecen a la colección texturas de Brodatz, 1966; la imagen (d), por cortesía de Pablo Pastor*).

¹⁵³ Como se ha visto el problema textural puede ser abordado desde distintas perspectivas pero todos los métodos comparten la idea de que las imágenes contienen regiones caracterizadas no tanto como un único valor del brillo –o si se quiere intensidad– como por una variación del brillo y es a esta variación a lo que frecuentemente se llama textura.

A modo de ejemplo y para ilustrar estas cuestiones, a continuación se presenta una modelización de cómo se modifican los caracteres texturales GLCM en función de la θ y de δ sobre las dos imágenes de la **figura 3.7**.

Son imágenes artificiales y simples, pero serán útiles para observar la evolución de las variables texturales GLCM. En la **figura 3.8** se muestran los resultados de las cinco variables GLCM (uniformidad, entropía, contraste, homogeneidad y correlación) definidas más arriba para dos orientaciones (0° y 90°) y 10 valores de δ (1 a 512 px)¹⁵⁴.

FIGURA 3.7. Texturas ejemplo para análisis GLCM.



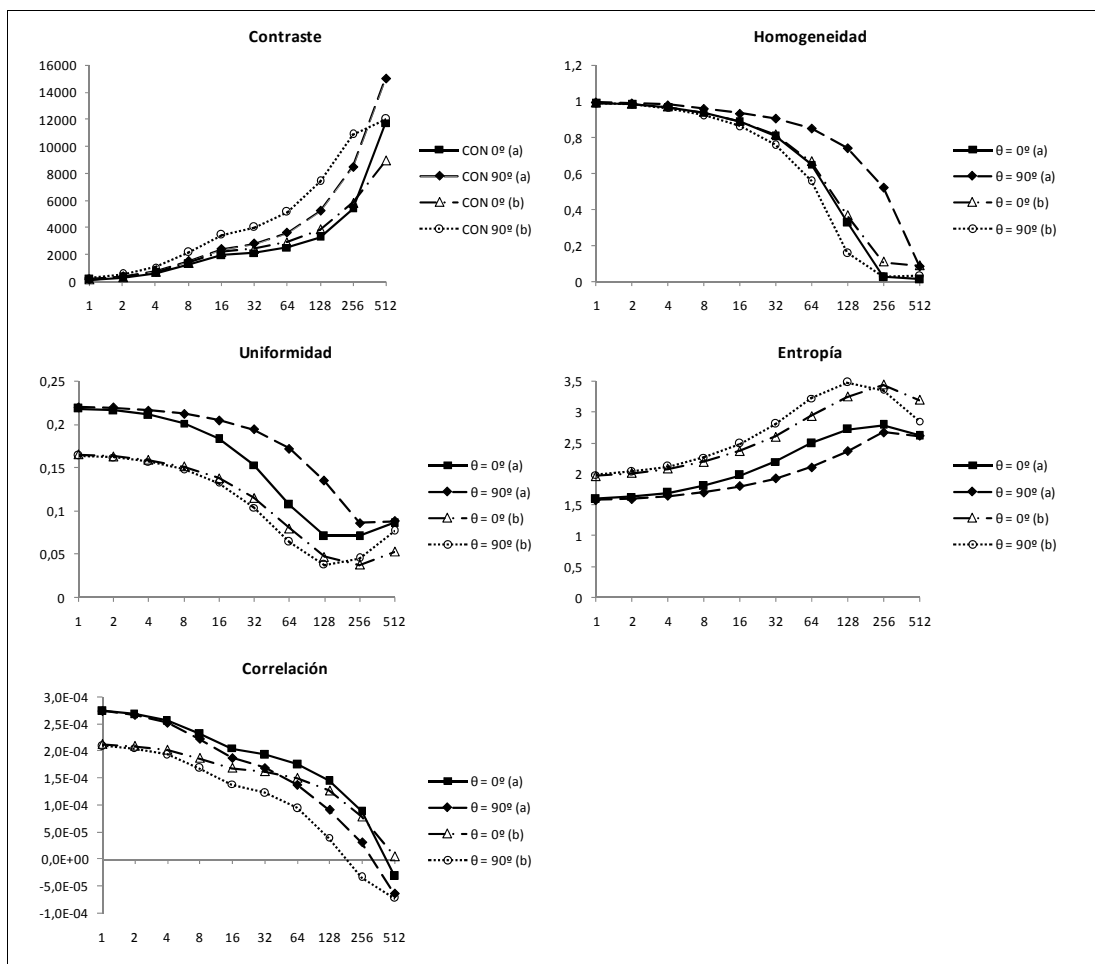
En la **fila superior** se muestran las imágenes analizadas (774 x 587 px; 13 x 10 cm, 8 bit- 443 kb). En la **fila inferior** se representan los correspondientes gráficos de superficie pseudocoloreados (Fuente: *Elaboración propia. Rutina Surface Plot for ImageJ 1.43r*).

Si el brillo se interpreta como una elevación en la representación de la imagen como una superficie, entonces la textura es una medida de la rugosidad de esa superficie (Russ, 2002).

¹⁵⁴ El estudio se llevó a cabo con el mismo software y algoritmos usados en el análisis del hueso trabecular del fémur, objeto de esta tesis: *ImageJ v1.43r* (Rasband, 2010); rutina *Texture Analyzer* (Cabrera, 2006).

La imagen (a) de la **figura 3.7** ofrece un nivel medio de nivel de gris 115,9 (DT = 59,67), frente a la imagen (b) que presenta un promedio de gris de 81,5 (DT = 68,08). Ambas se encuentran en el tercio medio de nivel de gris y tienen una dispersión similar, pero con un patrón completamente diferente: en la imagen (a) se percibe un cierto orden que no se aprecia en la imagen (b). El análisis se realizó para dos orientaciones (0° y 90°) y 10 valores de δ (de 1 a 512 píxeles).

FIGURA 3.8. Comportamiento de las variables texturales GLCM según θ y δ .



Se representan las cinco variables texturales GLCM: **Contraste** (CON), **Homogeneidad** (IDM), **Uniformidad** (ASM), **Entropía** (ENT) y **Correlación** (COR). Los marcadores rellenos (cuadrado y rombo) corresponden con los datos relativos a la figura 4.7 (a), los marcadores perfilados (triángulo y círculo) se refieren a la imagen 4.7 (b). En cada gráfico se representa el correspondiente carácter textural GLCM para la orientación $\vartheta = 0^\circ$ y $\vartheta = 90^\circ$. En todos los gráficos el eje de abscisas representa las distancias δ entre píxeles vecinos (Fuente: elaboración propia. Microsoft Excel 2007).

Debemos resaltar que todos los caracteres texturales sufren una inflexión en el valor de la distancia $\delta = 128$ píxeles que se corresponde con la anchura de cada una de las unidades macrotexturales de las imágenes de la **figura 3.7**¹⁵⁵.

El carácter contraste (CON) muestra unos valores relativamente más bajos en la imagen (a) que en la (b) aunque con un comportamiento similar y es ligeramente mayor en la orientación vertical ($\theta = 90^\circ$) que en la horizontal ($\theta = 0^\circ$). Conviene recordar que el contraste dependía de la diferencia en intensidad de gris entre los píxeles de la pareja y, en ambas imágenes, hay grandes zonas de niveles de gris homogéneos –obsérvese que el aumento brusco comienza a una $\delta > 128$ px– [figura 3.8].

La variable homogeneidad (IDM) –incluida con la anterior en el grupo de caracteres texturales relacionados con el contraste entre píxeles vecinos– responde también a una curva exponencial pero en este caso, inversa; es decir, que la IDM muestra valores cercanos a su máximo (el valor máximo teórico es 1 y el mínimo 0) para unas distancias δ pequeñas.

Esto significa que existe una gran homogeneidad en los niveles de gris. La situación se invierte a media que δ comienza a ser mayor puesto que la ventana de análisis aumenta y empieza a ser capaz de discriminar las grandes franjas con diferentes tonos de gris –imagen (a)– o los cuadros con diferentes niveles de gris –imagen (b)– incluso comienza a discriminar entre el patrón textural horizontal y el vertical de la imagen (a) [figura 3.7].

En cuanto al carácter uniformidad (ASM), que recordemos es una cuantificación del grado de *orden* de la imagen, obsérvese que, a valores bajos de δ , no existen diferencias entre la orientación 0° (horizontal) y la de 90° (vertical) aunque, a medida que δ aumenta, las diferencias en la uniformidad se van acentuando de forma mucho más evidente en la figura que tiene un patrón de

¹⁵⁵ En general, para texturas suaves, si la δ es pequeña en comparación con la variación espacial de la textura mostrarán matrices de concurrencia con altos valores en las diagonales porque los pares de píxeles tendrán valores de gris similares. Por el contrario, si la textura es del tipo macrotectura –los elementos texturales son *grandes*–, y la distancia δ es comparable a la escala de textura, los niveles de gris de las parejas de píxeles serán bastante diferentes, y los valores en la matriz no estarán concentrados en la diagonal sino repartidos por toda la matriz (Ferro, 1998; Muñoz, 2002; Lladó, 2003).

bandas (a). La uniformidad es mayor cuando se evalúa la textura en sentido vertical. Además, en general, la imagen (a) tiene valores más altos que (b), por lo que podríamos decir que tiene un mayor grado de orden, o que es más uniforme [figura 3.8].

El carácter entropía (ENT) muestra, como era de esperar, un comportamiento similar a la ASM –son dos caracteres relacionados con el grado de orden/desorden de la imagen– pero inverso. De entrada la imagen (a) presenta valores de entropía menores que la imagen (b) con el aumento de entropía menos evidente en la primera. En la imagen (b) aparece el pico de entropía para un tamaño de la ventana de análisis (valor δ) cercano al tamaño de la unidad estructural de la misma. El valor de la entropía no muestra grandes diferencias entre el análisis horizontal y el vertical [figura 3.8].

Para finalizar, el carácter correlación (COR) muestra una clara tendencia negativa, de manera que, a medida que aumenta el valor de δ , se produce un descenso en la correlación que incluso se hace negativa [figura 3.8]. En este sentido, Hall-Beyer (2008) nos indica que el tamaño de ventana –valor de δ – al cual la correlación GLCM desciende bruscamente, podría tomarse como una definición del tamaño de los téxeles o elementos estructurales definidos en la imagen.

Efectivamente, en el ejemplo mostrado anteriormente, el mayor descenso de la correlación se produce en valores de d cercanos a la anchura de las bandas en la imagen (a) o de los grandes cuadros de la imagen (b)¹⁵⁶.

3.5. APLICACIONES DEL ANÁLISIS TEXTURAL CON MATRICES DE CONCURRENCIA

Quizá uno de los campos donde más se han desarrollado y mejorado los ATx con matrices de concurrencia o métodos análogos haya sido el del análisis de imágenes de aéreas o de satélite (Askoy, 1998)¹⁵⁷; no en vano, Haralick *et al.* (1973) aplicaron el método de las GLCM sobre imágenes de satélite. Sorprende observar,

¹⁵⁶ Para simplificar el ejemplo, se han evaluado solamente 10 valores de δ . Si se hiciese un análisis más detallado, con más valores de δ , podría observarse más exactamente el punto de inflexión de la curva de correlación.

¹⁵⁷ Las GLCM son la técnica textural más empleada por los colectivos que deben trabajar con imágenes remotas: geólogos, geógrafos, meteorólogos, físicos, biólogos, ecólogos, etc.

no obstante, su escasa implantación en la resolución de los problemas texturales en el ámbito de las ciencias de la salud si tenemos en cuenta que, como veremos a continuación, han sido ampliamente aceptados en otros campos y muy especialmente en el de las telecomunicaciones y en el procesamiento de señales remotas.

3.5.1. Reconocimiento de patrones texturales con GLCM sobre imágenes

Se han realizado múltiples trabajos en los que se ha mejorado la clasificación y análisis de imágenes, aéreas o de satélite, de escenarios arbolados. Por citar algunos de los trabajos a los que hemos tenido acceso: Kushwaha *et al.* (1994) mejoraron la identificación y clasificación de regiones arboladas y zonas de cultivo en el nordeste de la India con imágenes de espectro infrarrojo tomadas por satélite; Wuider *et al.* (1998) lo hicieron con el control de la evolución de zonas boscosas y la mejora en la discriminación entre vegetación caduca y perenne, o los estudios Yamagata y Yasuoka (1993) sobre los bosques húmedos de Japón con imágenes de espectro microondas tomadas también por satélite.

Dikshit (1996) evaluó la eficacia del ATx en la clasificación de imágenes de aéreas y obtuvo resultados similares moderadamente buenos (en torno al 60-65%) para todas ellas, pero los algoritmos de primer orden resultaron ser un poco mejores. También Coburn y Roberts (2004) realizaron análisis ATx sobre imágenes aéreas convencionales con el objeto de clasificar de forma automática distintos tipos de terreno. Más recientemente Berberoglu *et al.* (2007) aplicaron técnicas de clasificación textural basadas en GLCM sobre imágenes de satélite de la región de Cukurova (Turquía) y concluyeron que podrían ser apropiadas para tareas de clasificación entre terrenos urbanos y no tan eficaces en terrenos naturales

Clausi y Yue (2004) desarrollaron diferentes métodos texturales para la discriminación sobre imágenes SAR de placas de hielo oceánicas y Kurosu *et al.* (2001) lo hicieron sobre una villa japonesa, con el objeto de discriminar regiones pobladas, distintos tipos de cultivo y regiones acuosas.

Pearlstone (2000) realizó un trabajo de ecología en el que consiguió determinar y cuantificar el avance de una planta invasiva analizando la textura de imágenes aéreas de baja altitud a través de modelos de funciones discriminantes

en las que introdujo características tanto de primer como de segundo orden (GLCM).

Imen *et al.* (2005) han aplicado estos algoritmos sobre imágenes sonar del lecho marino, con potencial utilidad en la geología marina, la industria pesquera o la petrolera.

Bariamis *et al.* (2006) trabajaron sobre hardware para mejorar los tiempos de computación del cálculo de los estadísticos de segundo orden en imágenes de alta resolución; y Ong y Khoo (2009) desarrollaron un método para mejorar la eficacia de las GLCM sobre imágenes de satélite, con una aplicación que mejoraba el tratamiento de los bordes y los casos extremos¹⁵⁸.

3.5.2.Reconocimiento de texturas con GLCM en imágenes biomédicas

Ya en el ámbito biomédico se pueden encontrar ejemplos de aplicaciones de estas técnicas prácticamente en cualquier campo en el que sea necesario mejorar, respecto de las normales, la discriminación de imágenes compatibles con patologías.

En el área de la citología Landeweerd y Gelsema (1978) extrajeron caracteres texturales de primer y segundo orden para diferenciar distintos tipos de células sanguíneas de la serie blanca¹⁵⁹. También trabajaron con texturas celulares Harms *et al.* (1986) que detectaron patrones anormales en los contornos celulares de tinciones de células sanguíneas de pacientes diagnosticados con leucemia maligna; o Walker y Jackway (1996) al comprobar la eficacia de discriminación de las GLCM sobre una batería de preparaciones histológicas de células cervicales con diferentes anomalías y células normales.

Mayumi *et al.* (2004) fueron capaces de diferenciar los cinco tipos de leucocitos normales y los de pacientes con leucemia linfocítica crónica, analizando parámetros texturales obtenidos a partir de las matrices de concurrencia. Por

¹⁵⁸ Los propios autores sugieren mejoras al ser un método experimental que requiere un gran tiempo de computación.

¹⁵⁹ Sorprende la rápida aplicación de las matrices de concurrencia en un campo completamente alejado del ámbito en el que fueron descritas por primera vez por Haralick y colaboradores (en 1973).

último Bins *et al.* (2005) mediante métodos texturales lograron una discriminación de los distintos tipos de leucocitos normales de hasta el 85%.

Sutton y Hall (1972) realizaron ATx sobre imágenes radiográficas de pulmón con el objeto de distinguir imágenes normales e imágenes patológicas. También en este campo destacan los trabajos de Miller y Astley (1991) con análisis textural y clasificación del tejido pulmonar, Arango (2004) en el análisis textural de imágenes TAC de pacientes con enfisema pulmonar o Yourssy *et al.* (2003) en la detección precoz del cáncer de mama.

Uppaluri *et al.* (1999 a,b) combinaron diferentes métodos para extraer características texturales en tomografías de pulmón. Concretamente una combinación de estadísticos de primer orden, de segundo orden (GLCM y *Grey-Level Run Lengths*) y caracteres fractales.

Lerski *et al.* (1993) trabajaron sobre imágenes de resonancia magnética nuclear con objeto de comprobar su capacidad de discriminación sobre los distintos tejidos.

Mougiakakou *et al.* (2007) diseñaron un ATx con múltiples caracteres texturales –incluidos los fractales– para la identificación y posterior clasificación con redes neurales de imágenes TAC de hígado compatibles con quiste, hemangioma, con hepatocarcinoma celular o normales y alcanzaron un 97% de efectividad.

También son interesantes los trabajos en los que se aplican los análisis sobre imágenes ecográficas¹⁶⁰. En este sentido Insana *et al.* (1986 y 1991) utilizaron características texturales sobre imágenes ultrasonográficas para estimar parámetros de dispersión y atenuación del haz sónico en los tejidos.

Christodoulou *et al.* (2003) combinaron diferentes métodos texturales –entre ellos las GLCM– para mejorar el diagnóstico de placas de ateroma carotídeas en ecografía.

¹⁶⁰ Dentro de las distintas modalidades de imagen biomédica la ecografía es una de las técnicas en las que este tipo de análisis puede tener una mejor aplicación puesto que la imagen ecográfica es poco *reconocible* desde el punto de vista estructural –obviamente sí lo es para el especialista– y, su interpretación, exige grandes dosis de experiencia y subjetividad (Kerut *et al.*, 2003).

Cao *et al.* (2005 a y b) trabajaron con imágenes ecográficas de hígado, con fibrosis y sanos, con el fin de comprobar cómo las distintas condiciones clínicas afectaban a las variables texturales y fractales.

Bader *et al.* (2000) estudiaron, desde el punto de vista textural, imágenes ecográficas de pacientes con cáncer de pulmón y concluyeron que podrían ayudar a reducir la subjetividad a la hora de diagnosticar el tumor como benigno o maligno.

Sheppard y Shih (2005) aplicaron estos métodos sobre imágenes ecográficas de pacientes con tumor prostático con lo que consiguieron aumentar el poder diagnóstico a cerca del 90%.

Michail *et al.* (2007) lograron una especificidad y sensibilidad alrededor del 90% en la discriminación de imágenes ecográficas de tumores de endometrio benignos y malignos mediante variables de primer y segundo orden.

En cuanto a los tejidos musculo-esqueléticos es posiblemente el área donde menos se han aplicado estas técnicas¹⁶¹. Brethour (1994) y Hassen *et al.* (2001), en el ámbito de la veterinaria y la industria alimenticia, consiguieron determinar el porcentaje de grasa en la musculatura de ganado bovino mediante el ATx del patrón de grasa presente entre las fibras musculares. Nielsen *et al.* (2006), hicieron una aproximación a una clasificación de diferentes músculos a partir de imágenes ecográficas, pero no usaron variables texturales propiamente dichas¹⁶².

Gdynia *et al.* (2009) utilizaron el término de *ecografía cuantitativa* muscular para definir un trabajo en el que determinaron variables como la intensidad, la entropía y la dimensión fractal en ecografías musculares de pacientes con desórdenes neuromusculares con las que pudieron discriminar entre musculatura sana y musculatura afectada pero no entre diferentes tipos de patología¹⁶³.

¹⁶¹ Si exceptuamos el tejido óseo.

¹⁶² Usaron variables obtenidas a partir del histograma: media, desviación típica, curtosis, asimetría y un algoritmo basado en un recuento de *burbujas* (el tejido muscular se observa en ecografía como un fondo más o menos oscuro, hipoecoico, punteado de elementos más intensos, hiperecoicos).

¹⁶³ Trabajaron con pacientes con miopatías distróficas, con miopatías inflamatorias y con desórdenes de la motoneurona.

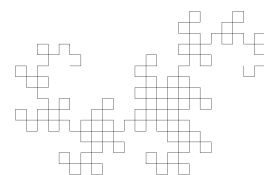
El uso de las GLCM sobre ecografías de tejido tendinoso ha permitido identificar cambios en el tendón ante estímulos mecánicos (Ríos-Díaz *et al.*, 2009c y 2010a) y diferencias entre deportistas y sedentarios (Ríos-Díaz *et al.*, 2009b).

Así mismo se ha podido discriminar por grupos de edad y sexo una muestra de 100 sujetos a partir del ATx del tendón de Aquiles, con una tasa de acierto superior al 90% (Ríos-Díaz *et al.*, 2010b).

En el apartado de discusión se analizarán los trabajos que, desde estos métodos, han abordado el estudio del hueso trabecular.

Capítulo IV

OBJETIVOS E HIPÓTESIS



Capítulo 4

OBJETIVOS E HIPÓTESIS

4.1. OBJETIVOS

Evaluar la arquitectura trabecular ósea del tercio proximal del fémur sobre radiografía convencional mediante tres procedimientos de análisis textural.

Como objetivos específicos nos propusimos:

- 4.1.1.** Análisis de la capacidad individual y conjunta de los parámetros extraídos del histograma de gris para discriminar las nueve regiones de interés analizadas.
- 4.1.2.** Análisis de la capacidad individual y conjunta de los parámetros fractales y de lagunaridad, sobre dos procesados de imagen diferentes, para diferenciar las nueve regiones de interés.
- 4.1.3.** Análisis de la capacidad individual y conjunta de los parámetros texturales extraídos a partir de las matrices de concurrencia del nivel de gris para diferenciar las nueve regiones de interés.
- 4.1.4.** Detección de los aspectos mejorables en los métodos de procesado y de análisis de imagen.

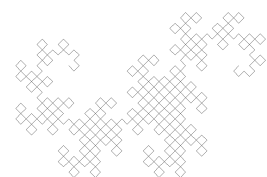
4.2. HIPÓTESIS

Como hipótesis de trabajo y relacionadas con los objetivos anteriores planteamos:

- 4.2.1.** Los parámetros relacionados con el histograma de gris son útiles para detectar diferencias en la arquitectura trabecular del tercio proximal del fémur.
- 4.2.2.** Los parámetros fractales y de lagunaridad son útiles para detectar diferencias en la arquitectura trabecular del tercio proximal del fémur.
- 4.2.3.** Los parámetros texturales relacionados con las matrices de concurrencia del nivel de gris son útiles para detectar diferencias en la arquitectura trabecular del tercio proximal del fémur.

Capítulo V

DISEÑO Y METODOLOGÍA



Capítulo 5

DISEÑO Y METODOLOGÍA

En un contexto global¹⁶⁴ el diseño del trabajo fue de tipo transversal, observacional puesto que no hubo intervención por parte del investigador en las variables, descriptivo ya que no se han estudiado relaciones causa/efecto, y analítico desde un punto de vista estadístico porque se han analizado las relaciones entre variables y patrones más o menos complejos de las mismas (Thompson, 2000; Gómez-Gómez *et al.*, 2001; Argimón y Jiménez, 2006; Hernández-Sampieri *et al.*, 2008).

El trabajo se desarrolló en el Departamento de Ciencias de la Salud de la Facultad de Ciencias de la Salud, Actividad Física y Deporte de la Universidad Católica San Antonio en el período 2005-2009.

5.1. FASES DE ESTUDIO

En la **figura 5.1** se muestran de forma resumida las secuencias de trabajo con una muestra de 100 especímenes femorales radiografiados en proyección antero-posterior.

Sobre estas imágenes se llevaron a cabo distintos procesados de imagen y se seleccionaron 9 regiones de interés (ROI)¹⁶⁵ relativas al tercio proximal femoral.

En la fase de análisis de imagen se obtuvieron variables respecto a: **1)** histograma de gris; **2)** análisis fractal –que incluye a la dimensión fractal y a la lagunaridad– para el que se realizaron dos procesados de imagen diferentes con el objeto de comprobar cuál de ellos ofrecía mejores resultados; **3)** análisis textural de las matrices de concurrencia tras aplicar un filtro de eliminación del ruido de fondo de la imagen.

¹⁶⁴ El trabajo consta de partes diferenciadas claramente: algunas son de tipo descriptivo pero otras, dada la naturaleza de los análisis estadísticos, son de tipo analítico.

¹⁶⁵ Mantendremos la abreviatura ROI (*Region of Interest*) por ser la utilizada habitualmente en la literatura científica.

Con estas variables se llevaron a cabo, además de los habituales procedimientos descriptivos, los correspondientes análisis univariantes factoriales. Se trataba de observar las posibles diferencias según la región, el sexo y la lateralidad y posteriormente estudios multivariantes con funciones discriminantes exploratorias que permitieran determinar qué variables detectaban de forma más eficaz las diferencias en la estructura trabecular de las nueve regiones analizadas.

FIGURA 5.1. *Flujograma de los procesamientos y análisis de imagen.*



5.2. CARACTERÍSTICAS DE LA SERIE ÓSEA MUESTRAL

La muestra se extrajo, de forma no probabilística, de una colección femoral de 273 especímenes perteneciente a una población mediterránea adulta de sexo desconocido¹⁶⁶.

¹⁶⁶ La colección, que ha sido parcialmente descrita desde el punto de vista morfo-métrico (Ríos-Díaz *et al.*, 2006c), se recuperó mediante un muestro no probabilístico en los osarios de los cementerios de la ciudad de Murcia y del municipio de Alcantarilla (Murcia) entre los años 2003 y 2005, según establece la legislación vigente y las normativas

La selección se realizó en función del aspecto externo de los especímenes –en cuanto que no estuviesen fragmentados o muy deteriorados– para disponer, finalmente, de 100 especímenes: 50 de lateralidad derecha y 50 de lateralidad izquierda, 48 de cuales pertenecían al sexo femenino y los 53 restantes al sexo masculino, todos pertenecientes a sujetos adultos¹⁶⁷.

Puesto que se desconocía la filiación de los especímenes utilizados en el trabajo se decidió estimar al menos el sexo con las funciones discriminantes¹⁶⁸ generadas por Alemán *et al.*, (1997) a partir de una muestra de 95 sujetos procedentes del cementerio de San José de Granada¹⁶⁹.

Las tasas de acierto de las cinco funciones discriminantes oscilaron entre el 91 y el 80%. En nuestro estudio obtuvimos las cinco puntuaciones discriminantes para cada espécimen. Como en algunos casos la clasificación en el grupo femenino o masculino difería según la función aplicada, decidimos clasificar al sujeto ponderando las cinco funciones discriminantes en relación a su capacidad discriminatoria, de forma que la función con mejor tasa de acierto determinaría más en la decisión final.

En cuanto a la edad, aunque hay descritos diferentes métodos para su estimación a partir de restos óseos, no hemos encontrado ninguno lo suficiente-

municipales. Solamente se recogieron aquellos especímenes completos o que, no estándolo, su estado permitiera realizar la morfometría completa.

¹⁶⁷ Todos presentaban la osificación completa de la epífisis proximal que se produce entre los 17 y 19 años y la epífisis distal que lo hace a los 19-20 años (Kahle *et al.*, 1995; White y Folkens, 2000).

¹⁶⁸ Aunque las funciones discriminantes solamente son válidas si se utilizan con fines predictivos sobre una población similar a la población sobre la que se crearon (Huberty, 1994; Peña, 2002; Norusis, 2004; Huberty y Olejnik, 2006; Pérez, 2008; Raykow y Marcouille, 2008), dada la cercanía geográfica entre Murcia y Granada nos parecían adecuadas para nuestro objetivo. No obstante tuvimos acceso a la colección granadina y realizamos la morfometría con el mismo método utilizado para la colección murciana. Todo ello con el objeto de determinar la validez de las funciones discriminantes en nuestra muestra. Para el análisis comparativo se utilizaron 30 especímenes adultos (15 hombres y 15 mujeres) de la colección granadina y 50 especímenes seleccionados aleatoriamente de los 273 que componían la serie murciana.

¹⁶⁹ Colección depositada en el Laboratorio de Antropología de la Facultad de Medicina de Granada.

mente fiable y satisfactorio que involucre al fémur por lo que en nuestros análisis no se ha tenido en cuenta esta variable¹⁷⁰.

5.3. TRATAMIENTO Y MANEJO DE DATOS

Dadas las características del estudio hubo que manipular gran cantidad de datos¹⁷¹. Para ello se generaron herramientas y protocolos de validación de datos con los que minimizar la entrada de errores en las bases de datos.

En cuanto a los datos obtenidos a partir de los algoritmos de AF y ATX, y dada la gran cantidad de información obtenida, se exportaron en formato ASCII para evitar incompatibilidades entre el software de partida y los de análisis estadístico¹⁷².

Cómo última medida para la detección de datos anómalos se realizaron análisis estadísticos exploratorios descriptivos con los protocolos de detección de casos anómalos y casos perdidos.

5.4. TÉCNICA RADIOLÓGICA Y ADQUISICIÓN DE IMÁGENES

Se realizaron radiografías convencionales en proyección antero-posterior a través de una unidad de rayos X digital a control remoto *Siemens Siregraph CF*, modelo *Multipuls Generator Polydoros SX 65* (Munich, Alemania, 2000) con un tubo de rayos X *Optitop 150/40/80 HC-100* para 150 kV, con un tamaño de punto focal 0,6/1,0 (40/80 kW), dotado de un colimador *Image Intensifier Sirecon 33.4 HDR/W*¹⁷³.

¹⁷⁰ Aún así los objetivos del trabajo no se ven afectados porque lo que se buscaba era comprobar la eficacia del análisis fractal y textural en la discriminación de regiones con diferente arquitectura trabecular *en un mismo* espécimen.

¹⁷¹ Se han manejado bases de datos globales con más de 165 000 entradas.

¹⁷² Este punto es de especial importancia puesto que el programa de análisis de imagen usado actúa bajo una interfaz americana, mientras que los programas de análisis estadístico (*SPSS*® y *Microsoft Excel*® 2007) usados lo hacen bajo una interfaz española con el consiguiente tratamiento diferenciado del sistema decimal.

¹⁷³ El equipo se encontraba ubicado en el Servicio de Radiodiagnóstico del Hospital Universitario Virgen de la Arrixaca de Murcia.

El equipo se encontraba acoplado al correspondiente software *Fluorospot Compact Siemens* con el que se almacenaron las imágenes en formato DICOM con una matriz de imagen de tamaño 1024 x 1024 a 10 bits.

Las radiografías se realizaron de forma individual para cada espécimen que se situó en posición fisiológica, y con las referencias adecuadas para hacer reproducible el método radiológico¹⁷⁴. Todas se obtuvieron con una dosificación de 63 kV a 1,84 mAs y una exposición de 6,8 s y distancia de 105 cm entre el foco y el plano donde se situó el fémur¹⁷⁵.

Las imágenes se almacenaron en formato DICOM¹⁷⁶ sin compresión, con un tamaño de 1024 x 1024 px. Fueron exportadas a *Tagged Image File Format (*tiff)* sin compresión¹⁷⁷ y sobre las que se aplicaron las técnicas de procesado de imagen.

5.5. PROCESADO DE IMAGEN RX DEL HUESO TRABECULAR

En la descripción de la adquisición de las imágenes y su procesado seguiremos las recomendaciones de Bouxein *et al.* (2010), publicadas recientemente con el objeto de uniformar las secciones metodológicas de los estudios sobre imágenes de tejido óseo¹⁷⁸.

¹⁷⁴ En antropología física se entiende por posición fisiológica la que se corresponde con una colocación femoral de forma que los cóndilos femorales se encuentren alineados respecto al plano horizontal, tal y como lo haría en un sujeto vivo en posición anatómica.

¹⁷⁵ Puesto que en este caso no existían problemas con la dosificación, se realizaron varios ensayos previos para ajustar los parámetros de manera que el contraste y la visualización del entramado trabecular del tercio proximal fuese adecuado.

¹⁷⁶ El formato DICOM (*Digital Imaging and Communication in Medicine*) es el estándar mundialmente aceptado para el intercambio de imágenes médicas adecuado para el manejo, almacenamiento, impresión y transmisión de las mismas. La imagen siempre va acompañada de una etiqueta que identifica de forma inequívoca al paciente, en este caso el espécimen, así la imagen no puede ser separada por error de su información. Los datos de la imagen pueden estar almacenados en los formatos habituales como JPEG o TIFF (DICOM, 2008).

¹⁷⁷ Este formato permite almacenar en el mismo archivo, además de la información relativa a la imagen propiamente dicha, etiquetas en las que se almacena información relativa al color de la imagen y el tipo de compresión (si la tiene). Esto resulta muy práctico en los posteriores procesados y análisis de imagen.

¹⁷⁸ Concretamente se refieren a los estudios con μ -TAC pero muchas de las recomendaciones son aplicables a estudios similares con otras técnicas.

5.5.1. Selección de las regiones de análisis

Para el análisis de imagen se usó el programa de análisis de imagen libre *ImageJ v1.43r* (Rasband W, U.S. National Institutes of Health, Bethesda, Maryland, USA, 1997-2009)¹⁷⁹ y se dispuso de tableta y lápiz de dibujo digital *Wacom*[®], (Wacom Co., Ltd. 2007, USA)

Como se expuso en el capítulo 2, el hueso esponjoso presente en la porción proximal del fémur posee una orientación y densidad trabecular heterogéneas y, en consecuencia, el patrón proyectado en el plano anteroposterior posee variaciones considerables en las distintas regiones. Por tanto, con objeto de evaluar dicha heterogeneidad con el análisis de imagen, se seleccionaron 9 regiones (ROI).

La localización de las mismas se realizó mediante la rutina *ROI Manager* de *ImageJ 1.43r* según las referencias que se describen en la **tabla 5.1** y que se representan en la **figura 5.2**. Todas las imágenes de salida tuvieron un tamaño de 100 x 100 px a 8 bits, de manera que la resolución fue de 72 px/pulgada (28,35 px/cm)¹⁸⁰.

Las ROI se determinaron de forma que se ubicasen sobre los sistemas trabeculares descritos en el capítulo 1, así como las zonas de referencia clásicas descritas Singh *et al.* (1970), las áreas de entrecruzamiento, el triángulo de Ward y espacio intertrocantereo y los criterios seguidos por otros investigadores (Smyth *et al.*, 1997; Lin *et al.*, 1999; Issever *et al.*, 2002; Gregory *et al.*, 2005)¹⁸¹.

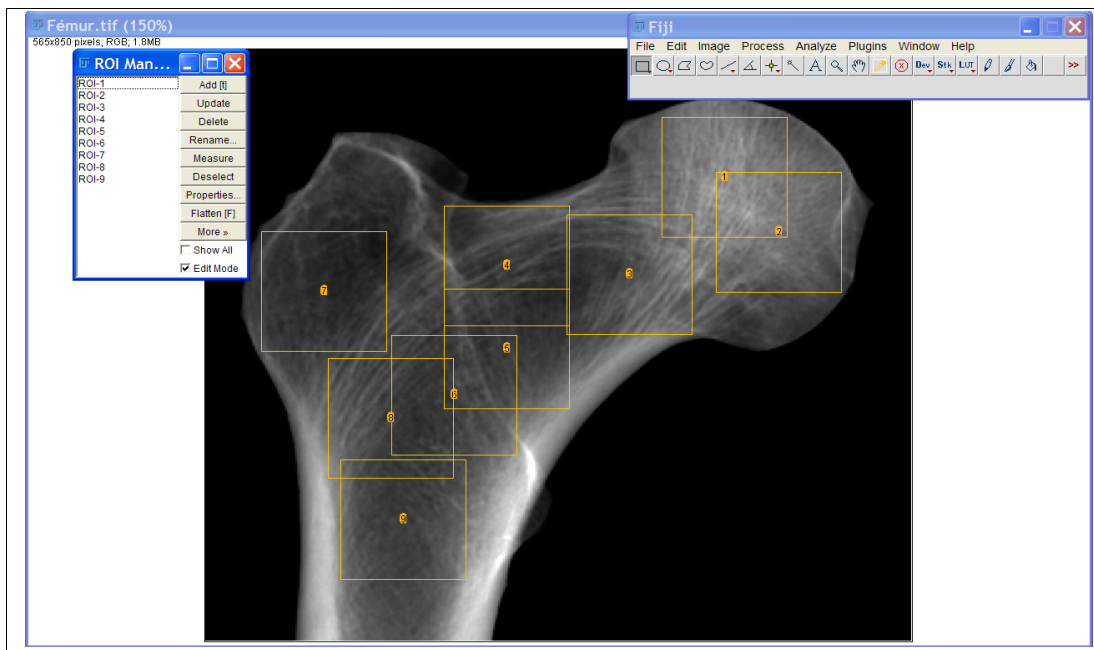
¹⁷⁹ Disponible en: <http://rsb.info.nih.gov/ij/> desde donde puede descargarse el programa y sus aplicaciones, así como consultar el código fuente de las mismas.

¹⁸⁰ Que todas las imágenes posean los mismos tamaños y resoluciones facilita el posterior análisis de imagen, puesto que de esta forma no es necesario normalizar las variables de estudio según el tamaño de la ROI.

¹⁸¹ Con excepción del trabajo de Issever, en ninguno de los restantes se describen claramente las referencias para ubicar las ROI. En estos trabajos se analizan entre cinco y nueve regiones que involucran a la cabeza, cuello, triángulo de Ward, trocánter mayor y región intertrocanterea. En trabajos posteriores al nuestro, Pulkkinen *et al.* (2008) y Steines *et al.* (2009) seleccionaron 5 y 7 zonas respectivamente, que incluyen los principales haces trabeculares. Tampoco aportan suficiente información para la ubicación exacta de las ROI. Christopher *et al.* (2007), Pramudito *et al.* (2007) y Asaithambi *et al.* (2009) sí lo hacen en relación a las coordenadas respecto del eje cervico-cefálico y el diámetro vertical del cuello femoral.

En cuanto a las referencias para reproducir las ROI en todos los especímenes, hemos seguido un método propio con el que no solamente se ha buscado la selección de los haces trabeculares sino también una fácil reproducibilidad de unos especímenes a otros al basarnos en referencias anatómicas claras [figura 5.2].

FIGURA 5.2. Localización de las áreas de interés.



Mediante la aplicación *ROI Manager* es posible almacenar diferentes zonas de análisis en relación a unas determinadas coordenadas que son reproducibles de unas imágenes a otras y que requieren de mínimos ajustes por parte del analista. Las zonas de análisis tenían unas dimensiones de 100 x 100 px (1,89 cm x 1,89 cm). Las ROI se exportaron y se etiquetaron para su posterior procesado.

TABLA 5.1. Descripción de la localización de las regiones de interés.

ZONAS	SISTEMAS TRABECULARES	REGIÓN DE INTERÉS (ROI)	UBICACIÓN
CABEZA	El sistema principal en esta región es el haz cefálico o abanico de sustentación con una dirección casi vertical debido a las fuerzas de compresión a las que está sometido. En esta zona hemos seleccionado tres ROI, la primera de ellas ubicada en la región superior de la cabeza, la segunda en la región central y la tercera en la parte inferior y de entrecruzamiento con el haz arciforme.	ROI 01	Los dos vértices superiores del ROI contactan con cada uno de los laterales de la cortical interna de la cabeza
		ROI 02	Los dos vértices más laterales del ROI contactan con la cortical de la región más medial de la cabeza, por su parte interna.
		ROI 03	El vértice inferior medial del ROI se colocó en la pequeña escotadura que marca la línea del cartilago de forma que parte de esta región de análisis ya se encuentra en el cuello femoral.
		ROI 04	El ROI se centró en el cuello femoral de forma que el borde superior del ROI se colocó en la cortical superior del cuello, justamente en la zona más cóncava. Esta región involucra la parte superior del haz arciforme.
CUELLO	En el cuello femoral se encuentra el haz arciforme que es el sistema principal de trabéculas que soporta fuerzas de tracción; en la región más próxima a la cabeza se entrecruza con el haz cefálico y en la región más cercana al trocánter con el haz trocántereo. En el cuello femoral se localizaron otras tres regiones de análisis.	ROI 05	Se partió de la referencia anterior y además se bajó el ROI hasta hacer coincidir el centro del lateral medial del ROI con la escotadura que marca la línea del cartilago. Esta región involucra las trabéculas del haz arciforme situadas más inferiormente.
		ROI 06	El vértice inferior medial del ROI análisis se hizo coincidir con el punto marcado por la línea intertrocánterea en su cruce con la cortical interna. Esta región involucra a los haces trabeculares más laterales del haz arciforme. Tanto esta región como la anterior se ubican en la zona correspondiente con el triángulo de Ward*
		ROI 07	La región se ubicó en el trocánter mayor, de forma que el borde superior del ROI quedase alineado con la escotadura marcada por la línea del cartilago en la zona superior de la cabeza, además el vértice inferior lateral del ROI se colocó en contacto con la cortical externa del fémur.
TROCÁNTERES	En estas regiones se ubicaron tres áreas de análisis con el objeto de analizar los haces trabeculares accesorios que están en la región intertrocánterea (haz trocántereo) y a la región del trocánter mayor (haz innominado).	ROI 08	El borde inferior del ROI se alineó con la línea horizontal imaginaria que pasaría por el vértice del trocánter menor. Esta región recogerá el sistema de trabéculas intertrocántereas y la parte más lateral del sistema arciforme.
		ROI 09	El ROI se centró en la región de transición entre la epifisis y la diáfisis, de forma que el punto medio de la región de análisis quedase alineado con el vértice del trocánter menor.

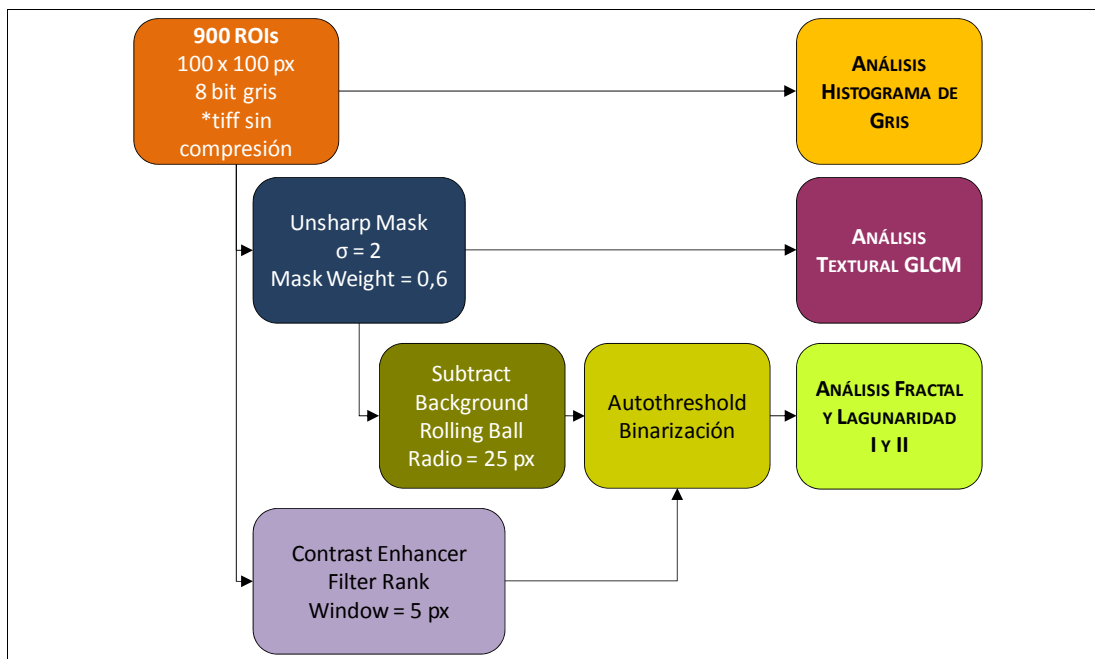
* EL TRIÁNGULO DE WARD se ubica en la zona inferior del cuello y queda delimitado medialmente por el haz cefálico, en su parte inferior por la cortical interna del fémur y el sistema de trabéculas intertrocántereo, en su zona superior queda delimitado por el haz arciforme (Netter, 1990).

5.5.2. Procesado de imagen

Las zonas de análisis se etiquetaron adecuadamente¹⁸² y se almacenaron en formato **tiff* sin compresión para el posterior procesado. Sobre estas imágenes, sin procesado, se realizó el estudio del histograma.

Se realizaron tres procesados diferentes: uno dirigido al estudio de la textura GLCM y otros dos enfocados al FRACLAC (Ríos-Díaz *et al.*, 2006 a-b y 2009a). En la **figura 5.3** se muestra un esquema de los procedimientos seguidos.

FIGURA 5.3. Diagrama de los procesados de imagen para el análisis textural y fractal.

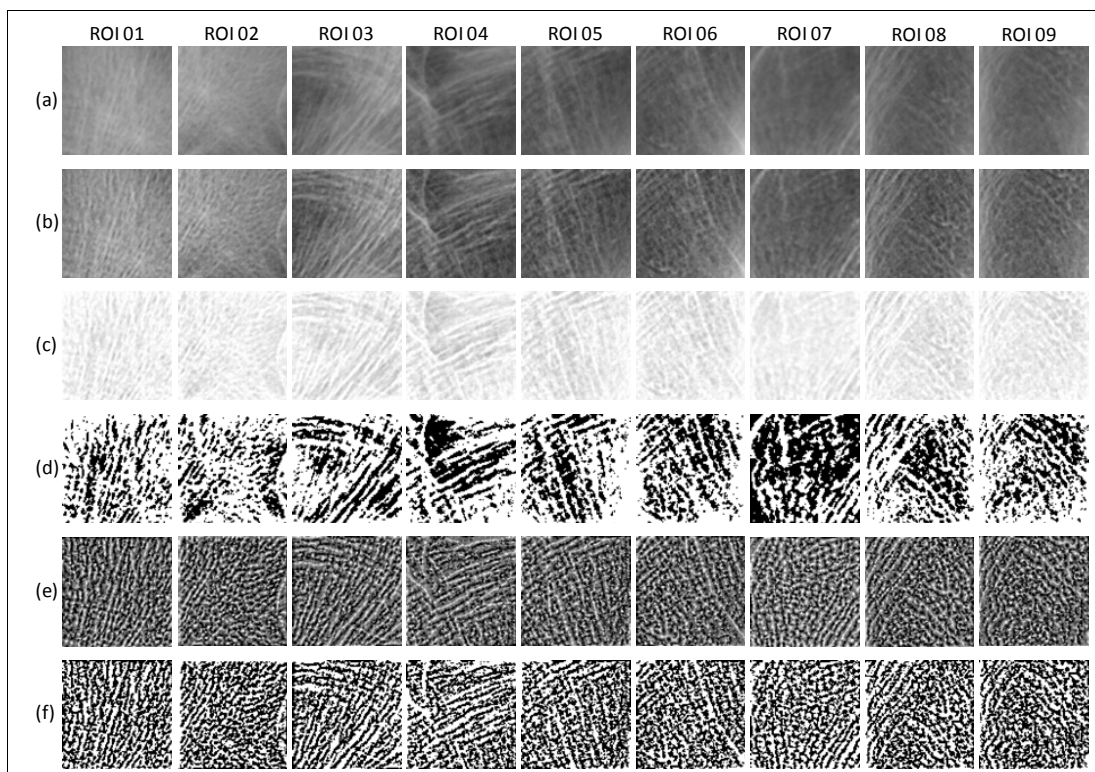


A partir de las áreas de interés se realizaron cuatro diferentes análisis de imagen. **1)** Análisis del histograma de gris, sin procesamiento previo de la imagen. **2)** Análisis textural con un procesamiento de mejora de la imagen. **3) y 4)** Análisis fractal y de lagunaridad con dos procesados diferentes.

¹⁸² Se puso especial cuidado en estos aspectos puesto que muchos de los procedimientos posteriores se realizaron de forma semiautomática mediante macros. Errores en el etiquetado de las imágenes dificultan el posterior tratamiento de los datos resultantes de los análisis: en esta fase se trabajó con 3600 imágenes (100 especímenes, 9 ROIs y 4 fases en el procesado).

Dado que todas las radiografías se tomaron en las mismas condiciones y se trataba de especímenes secos, se pudo homogeneizar el procesamiento utilizando los mismos parámetros en todas las imágenes. Todos los procedimientos se llevaron a cabo de forma automática tras la generación de los correspondientes *macros*. En la **figura 5.4** se muestran las 9 regiones de interés y el resultado de los procesados en un espécimen.

FIGURA 5.4. *Procesados de imagen en las 9 ROIs.*



Ejemplo de procesamiento de imagen en un espécimen concreto de lateralidad derecha. **(a)** Imagen original sin tratar. **(b)** Tras la aplicación del filtro *Unsharp Mask*, se consigue la eliminación de regiones borrosas y una mejora del contraste. Sobre estas imágenes se realizó el estudio textural GLCM. **(c)** Tras añadir al filtro **(b)** una sustracción del fondo (*Rolling Ball*). **(d)** Binarización de las imágenes mostradas en **(c)**, y sobre las que se realizó el primer estudio fractal y de lagunaridad. **(e)** Resultado tras aplicar a la imagen original **(a)**, una mejora del contraste (*Filter Rank*). **(f)** Binarización de **(e)** para el segundo estudio fractal y de lagunaridad. Parece que este procesamiento respeta más el aspecto original de los haces trabeculares –compárense **(d)** y **(f)** con **(a)**.

5.5.2.1. Filtro “Máscara de suavizado”

A todas las ROI se les aplicó el filtro *Unsharp Mask*¹⁸³ (UM) para mejorar el enfoque y eliminar las zonas borrosas de transición entre el fondo de la imagen y los objetos contenidos en ella (en este caso las trabéculas óseas).

Este filtrado sustrae una copia desenfocada de la imagen original¹⁸⁴ mediante un desenfoque de tipo gaussiano. Equivale a pasar un filtro de paso alto seguido de una máscara de enfocado (Ferreira y Rasband, 2010)¹⁸⁵.

Sobre estas imágenes se calcularon las variables relativas a las matrices de concurrencia del nivel de gris.

5.5.2.2. Filtro “Máscara de suavizado, sustracción del fondo y umbralizado”

Este es uno de los dos procesados de imagen utilizados para el análisis fractal y de lagunaridad. Los correspondientes algoritmos sólo trabajan con imágenes binarias por lo que es necesaria una umbralización de las mismas. En estudios previos habíamos comprobado que se obtenían mejores resultados en la segmentación de las trabéculas óseas si a la máscara de suavizado se le realizaba una sustracción del fondo antes de la umbralización (Ríos-Díaz *et al.*, 2006 a,b).

La máscara de suavizado empleada se describió en el epígrafe anterior. A estas imágenes se les aplicó una *sustracción del fondo* con el algoritmo *Rolling Ball* descrito por Sternberg (1983)¹⁸⁶.

Sobre estas nuevas imágenes se aplicó el correspondiente umbralizado (Landini, 2010). El umbralizado (*threshold*) es una técnica de tratamiento de ima-

¹⁸³ El código fuente disponible en el Anexo IV.

¹⁸⁴ Se manejaron dos parámetros: el radio de desenfoque, que es la desviación estándar (σ) del desenfoque gaussiano (se utilizó $\sigma = 2$), y el peso de la máscara que determina la fuerza del filtrado, con posibles valores entre 0,1 y 0,9 (se tomó un valor de 0,6) (Ríos-Díaz *et al.* 2009a).

¹⁸⁵ Un filtro de paso alto filtrará las zonas del fondo para realzar los objetos contenidos en ella (Young *et al.*, 2009).

¹⁸⁶ Adaptado para *ImageJ* por Ferreira y Rasband (2010). Según estos autores debe determinarse el radio del algoritmo que en nuestro caso fue de 25 px (equivale a 1/4) del lado de la ROI con el que hemos trabajado (100 px). Se recomienda que al menos tenga el tamaño de los elementos presentes en la imagen que no pertenezcan al fondo. El código fuente disponible en el Anexo IV.

gen que la transforma en binaria (valor 0 –negro– para los elementos de la imagen y valor 255 –blanco– para el fondo).

Como se vio en anteriores apartados, la dificultad estriba en determinar el punto de corte, que en muchas ocasiones debe realizarse mediante un ajuste visual del resultado¹⁸⁷.

En nuestro análisis se utilizó un umbralizado automático a partir del histograma del nivel de gris mediante el algoritmo *Autothreshold*¹⁸⁸

$$THRESHOLD = (AVERAGE BACKGROUND + AVERAGE OBJECTS) / 2$$

5.5.2.3. Filtro “Mejora del contraste y umbralizado”

Para el segundo procesado, sobre el que también se realizó el análisis FRACLAC, se aplicó un filtro de mejora del contraste, en concreto la aplicación *Filter Rank* (FR), con un tamaño de ventana de 5 píxeles (Leveque, 2010; Landini, 2010)¹⁸⁹.

A las nuevas imágenes generadas se le realizó el proceso de umbralizado descrito más arriba.

¹⁸⁷ La determinación del umbral óptimo para una imagen dada es un factor crítico en la segmentación. Conociendo las distribuciones de los niveles de gris de los objetos en la imagen el umbral óptimo puede estimarse mediante consideraciones estadísticas. Pero puede haber limitaciones si las distribuciones están solapadas –como en las imágenes que se utilizan en este trabajo–, ningún umbral aplicado directamente sobre la imagen según sus niveles de gris puede obtener una segmentación libre de errores. La segmentación puede mejorarse con un preprocesado de la imagen (Schulze, 1994; Glasbey y Horgan, 1995; Sonka *et al.*, 1998; Seul *et al.*, 2000; Zou, 2003; Seul *et al.*, 2000; Gonzalez *et al.*, 2004).

¹⁸⁸ La aplicación realiza un test inicial estableciendo un valor umbral y computando el valor promedio de los píxeles situados por debajo y por encima de dicho valor. A continuación calcula la media de estos dos valores que se toma como nuevo punto umbral y se repite el proceso hasta que el valor del umbral es mayor que la media conjunta (Abramoff *et al.*, 2004; Young *et al.*, 2009; Ferreira y Rasband, 2010). El código fuente puede consultarse en el Anexo IV.

¹⁸⁹ Adaptado por Leveque en 2001 para *ImageJ* a partir del algoritmo de mejora de contraste propuesto por Pelat (Leveque, 2010), posteriormente modificado por Landini en 2003 (Landini, 2010). El código fuente en el Anexo IV.

5.6. ANÁLISIS DE LA ARQUITECTURA TRABECULAR

En este epígrafe se describirán los parámetros, ajustes y variables relacionadas con el análisis fractal y de lagunaridad llevados a cabo con el programa *FracLac* (Karperien y Roy, 2007), y los análisis texturales con matrices de concurrencia del nivel de gris (GLCM) mediante el algoritmo el algoritmo *Texture Analyzer* de Cabrera en 2003 (Cabrera, 2006).

5.6.1. Descripción de la aplicación *FracLac*

FracLac v 2.5d es una aplicación desarrollada en *Java*¹⁹⁰ por Karperien y Troy (2007) para *ImageJ*. Como ya hemos dejado explicado en la sección del marco teórico, algunos patrones –tales como contornos celulares y otras estructuras biológicas– son difícilmente descritos mediante parámetros basados en la geometría euclídea, aunque pueden ser estudiados de forma cuantitativa mediante variables que registren la complejidad. Esta aplicación utiliza variables basadas en la geometría fractal y obtiene, mediante distintos métodos, la dimensión fractal, la lagunaridad, datos relacionados con el análisis multifractal y además algunos otros parámetros morfológicos [figura 5.5].

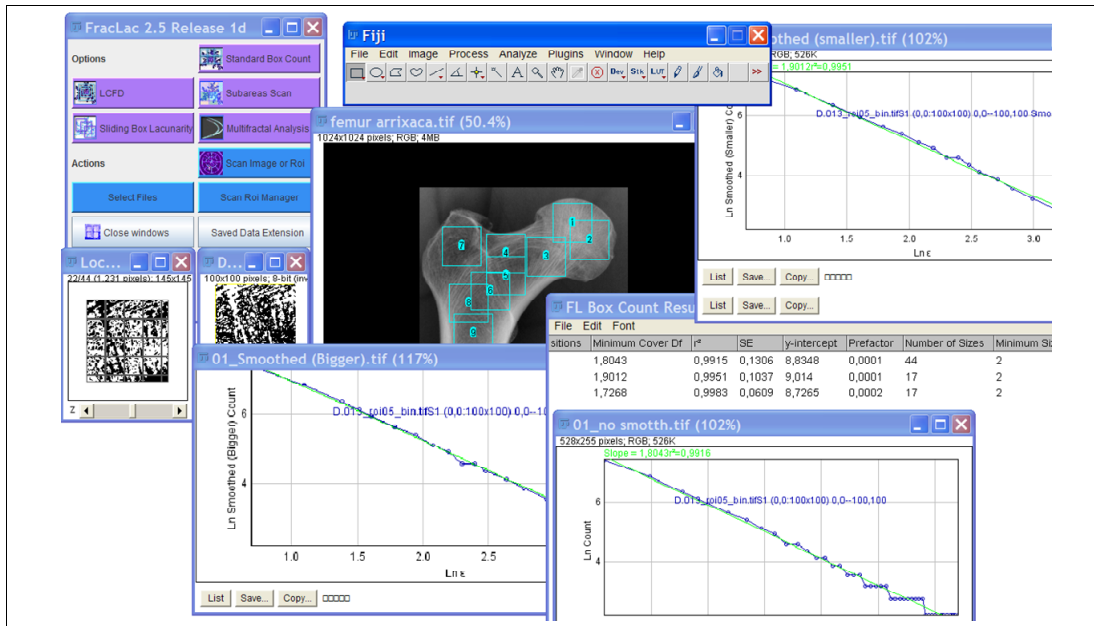
El programa permite utilizar para la obtención de varios tipos de dimensión fractal y de lagunaridad tanto el método de conteo de celdas como el de deslizado de celdas. Básicamente se diferenciarán en que en el primero no existe una superposición de las diferentes cuadrículas de análisis y en el segundo la cuadrícula de análisis realiza un deslizamiento de un cierto número píxeles en cada análisis con superposición, aunque se describirán con más detalle a continuación. En la **tabla 5.2** se muestra una tabla resumen de las variables calculadas.

¹⁹⁰ El código fuente del algoritmo básico en el Anexo IV.

TABLA 5.2. Descripción de las variables fractales y de lagunaridad.

TIPO DE ANÁLISIS	VARIABLE	DESCRIPCIÓN
CONTEO DE CELDAS (Box-Counting Method)	DIMENSIÓN FRACTAL BOX-COUNTING (<i>Dmbx</i>)	Dimensión fractal media obtenida con el método de conteo de celdas, tras diferentes ubicaciones de la cuadrícula en diferentes posiciones (también denominada <i>Non-Overlapping Fractal Dimension</i>)
	DIMENSIÓN FRACTAL SUAVIZADO MAYOR (<i>DmbxB</i>)	Dimensión fractal media obtenida con el método de conteo de celdas, tras varias superposiciones de la cuadrícula en diferentes posiciones y después corregida tras eliminar los tamaños de celda en los que no se producen cambios en el conteo de celdas ocupadas. El algoritmo comienza el suavizado de la recta desde la parte superior de la misma.
	DIMENSIÓN FRACTAL SUAVIZADO MENOR (<i>DmbxS</i>)	Dimensión fractal media obtenida con el método de conteo de celdas, tras varias superposiciones de la cuadrícula en diferentes posiciones y después corregida tras eliminar los tamaños de celda en los que no se producen cambios en el conteo de celdas ocupadas. El algoritmo comienza el suavizado de la recta desde la parte inferior de la misma.
	LAGUNARIDAD BOX-COUNTING (<i>LACbx</i>)	Representa el coeficiente de variación al cuadrado de los recuentos medios de píxeles para las distintas posiciones de la cuadrícula de análisis (también denominada <i>Non-Overlapping Lacunarity</i>).
DESPLIZADO DE CELDAS (Sliding-Box Method)	DIMENSIÓN FRACTAL SLIDING-BOX (<i>Dmsl</i>)	Dimensión fractal media obtenida con el método de conteo de celdas, tras diferentes ubicaciones de la cuadrícula en diferentes posiciones. En cada nueva posición queda ligeramente desplazada respecto de la anterior y existe una cierta superposición de la cuadrícula (también denominada <i>Overlapping Fractal Dimension</i>)
	LAGUNARIDAD SLIDING-BOX (<i>LACsl</i>)	Representa el coeficiente de variación al cuadrado de los recuentos medios de píxeles frontales (por oposición a los del fondo) obtenida mediante el método de deslizado de celdas.

FIGURA 5.5. Interfaz de inicio de la aplicación y ejemplo de análisis fractal con FracLac para ImageJ.



FRACLAC 2.5d permite realizar análisis fractales estándar mediante el método de conteo de celdas (*Box Counting*) y análisis de la lagunaridad mediante el método de deslizado de celdas (*Sliding Box*). Cada uno de estos submenús permite realizar gran cantidad de ajustes previos en función de las necesidades del usuario. La aplicación ofrece una gran cantidad de parámetros tanto numéricos como gráficos. En la imagen se muestran algunas de las ventanas resultantes en un análisis básico.

5.6.2. Parámetros previos para el método *Box-Counting* (no solapado)

El submenú *Standard Box Count* permite ajustar una serie de parámetros con objeto de estimar de una forma óptima los valores de la dimensión fractal (DF).

5.6.2.1. Ubicación de la cuadrícula de análisis

En cada ROI se realizó un análisis múltiple con 20 ubicaciones iniciales de la cuadrícula (*Grid Position* en la **figura 5.6**) cada una de ellas seleccionada aleatoriamente¹⁹¹.

¹⁹¹ En pruebas previas, comprobamos que con más de 20 escaneados los resultados medios no variaban para una imagen test. El programa ofrece por defecto cuatro pasadas.

Así el programa ofrece los parámetros para cada una de las pasadas y el valor promedio. Aunque el tiempo de computación aumenta, el resultado es más eficiente porque minimiza el que los valores obtenidos estén influenciados por la ubicación de la cuadrícula de análisis¹⁹².

5.6.2.2. Opciones para el tipo de imagen

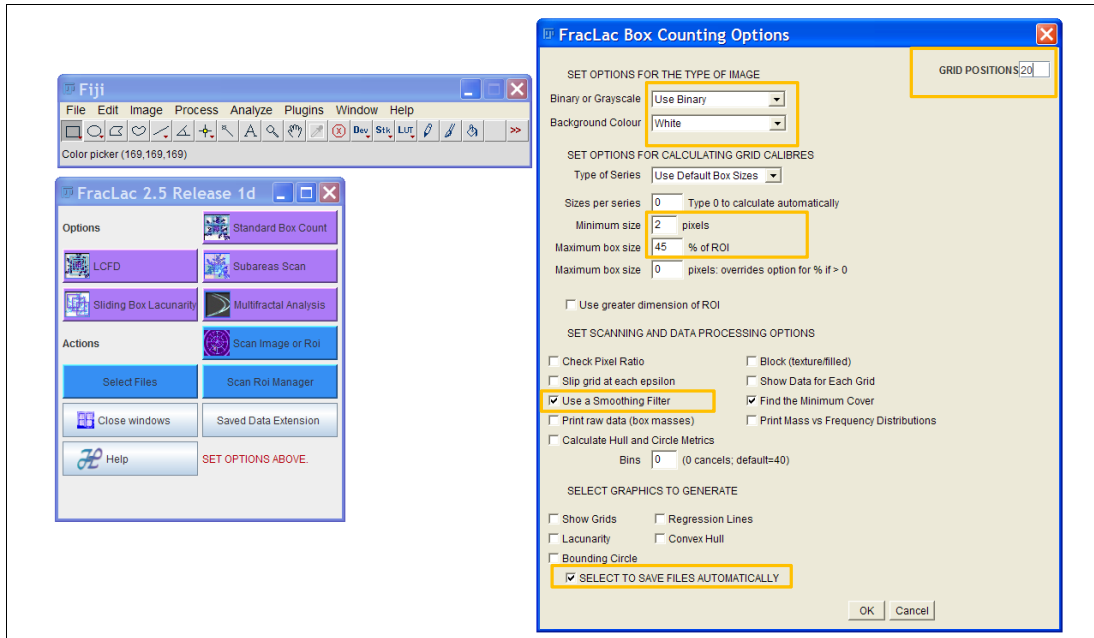
Como las imágenes ya se encontraban binarizadas, esta fue la opción que seleccionamos.

Otro aspecto relacionado con el tipo de imagen analizada es la necesidad de un establecimiento previo al análisis de los píxeles que corresponden al fondo y los elementos que no son fondo (el programa permite al usuario fijar qué color corresponde a los elementos de la imagen *-foreground-* y qué color al fondo *-background-*). También quedó explicado en el epígrafe del marco teórico donde se desarrolló el método del conteo de celdas. Por defecto la aplicación entenderá como fondo los píxeles en negro si estos son más abundantes que los blancos y viceversa¹⁹³. Por este motivo se forzó al programa a considerar en todos los análisis que los píxeles blancos fuesen el fondo y los píxeles negros como elementos, puesto que tras los procesos de binarización realizados en la fase de procesado, las zonas de más densidad ósea se filtraron a negro y las zonas relativas a los espacios trabeculares a blanco [figura 5.6].

¹⁹² Karperien ofrece un error en la estimación de los parámetros entre 1-5% para imágenes de fractales teóricos con dimensión fractal conocida de entre 100 y 900 píxeles de diámetro. Los parámetros calculados por el programa se aproximarán más a los valores teóricos en imágenes de tamaños grandes. No debemos olvidar que en la práctica siempre existirá un límite determinado por la resolución de la imagen. Estos errores quedan minimizados en el caso de utilizar diferentes disposiciones de la cuadrícula de análisis.

¹⁹³ Cuando las imágenes que se analizan tienen claramente diferenciados los elementos del fondo, esto no plantea problemas. No ocurre así en el caso que nos ocupa, obsérvese cualquier imagen binarizada para comprobar que resulta difícil establecer qué considerará el programa como fondo y qué como elementos (trabéculas). Podría darse la situación en la en algunas imágenes se estuviera analizando el fondo y en otras el primer plano, lo que provocaría que los resultados no fueran comparables.

FIGURA 5.6. Parámetros de ajuste para el cálculo de la dimensión fractal Box Counting.



Los ajustes previos para el submenú del *Box-counting method* implicaron cambios en el número de posiciones de inicio, el tipo de imagen y el color de fondo, el tamaño de las cuadrículas y la forma en la que la escala de la misma se incrementaba y al cálculo de la dimensión fractal suavizada. Para cada uno de los análisis la aplicación permite guardar automáticamente todos los recuentos, las variables de interés y una serie de parámetros de control de los procedimientos matemáticos llevados a cabo por el algoritmo.

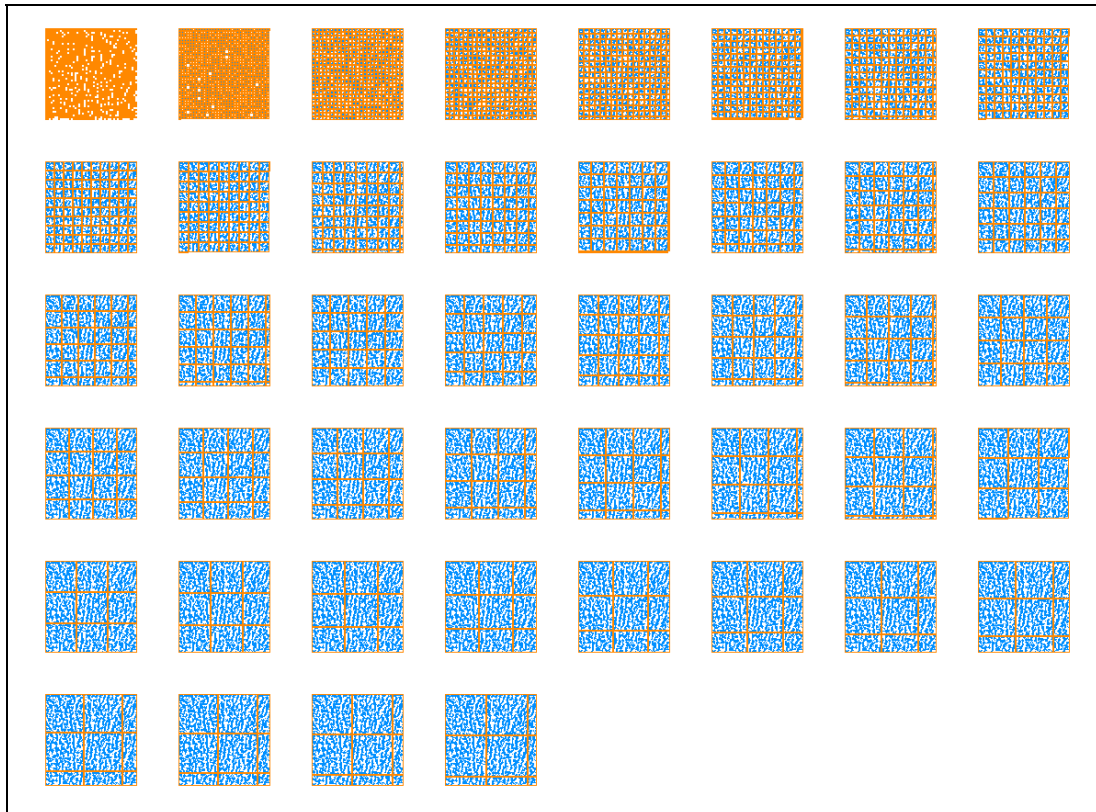
5.6.2.3. Ajustes del tamaño de celda

Recuérdese que en el método de conteo de celdas el algoritmo registra el número de píxeles que para un tamaño –calibre o escala– de cuadrícula determinado (ϵ) quedan dentro de la cuadrícula. El tamaño de la cuadrícula se varía y se realiza el conteo para cada calibre. *FracLac* permite seleccionar la serie de cambio del tamaño de la rejilla.

En nuestro caso hemos seleccionado una serie lineal en la que el incremento del tamaño de celda se produce a intervalos fijos entre un valor mínimo y uno máximo, también fijados.

El valor mínimo de celda se ajustó en dos píxeles, mientras que el valor máximo se fijó al 45% del tamaño de la ROI, por lo que para cada análisis, el algoritmo aplicó 44 tamaños de celda diferentes en incrementos de dos píxeles [figura 5.7].

FIGURA 5.7. Cuadrículas del análisis Box-Counting.



El tamaño de las celdas de la cuadrícula comenzó en 2 px y finalizó en 44 px, que se corresponde con el 45% del tamaño de la imagen (recuérdese que cada roi tenía unas dimensiones de 100 x 100 px). Téngase en cuenta que en el método utilizado, se realizan 20 análisis similares a este para cada imagen, en cada uno de ellos la ubicación inicial de la cuadrícula es diferente. Tanto la cuadrícula como las regiones de análisis se han coloreado para una mejor visualización.

A este respecto debe tenerse en cuenta que el máximo tamaño de las celdas, para calibres superiores al 50% del total de la imagen puede ser una fuente de errores y describir la imagen –en sentido fractal– de forma inadecuada (Karpe-rien, 2007)¹⁹⁴.

¹⁹⁴ Para un tamaño de celda superior al 100% de la imagen, todos los píxeles de interés estarán incluidos en la celda. Al contabilizar las celdas ocupadas el valor siempre será 1 –sólo hay una celda– lo que supone que al calcular el logaritmo de 1, el valor resultante para la dimensión fractal será 0 y la pendiente horizontal siempre que el tamaño de celda

5.6.2.4. Suavizado de la recta de regresión

Esta opción ofrece el valor de la dimensión fractal calculada por el método de conteo de celdas –que recordemos es la pendiente de la recta logarítmica– una vez que se han eliminado de la misma aquellos rangos de tamaño de celda en los que no se produce un cambio en el número de celdas ocupadas por los píxeles de interés [figura 5.8]. Estas zonas de meseta afectan al cálculo de la pendiente –dimensión fractal– pero no están reflejando cambios en el patrón en relación con la escala. En el estudio que llevamos a cabo desconocíamos el comportamiento que a este respecto iban a presentar los patrones analizados, por lo que se optó por solicitar esta corrección a la aplicación.

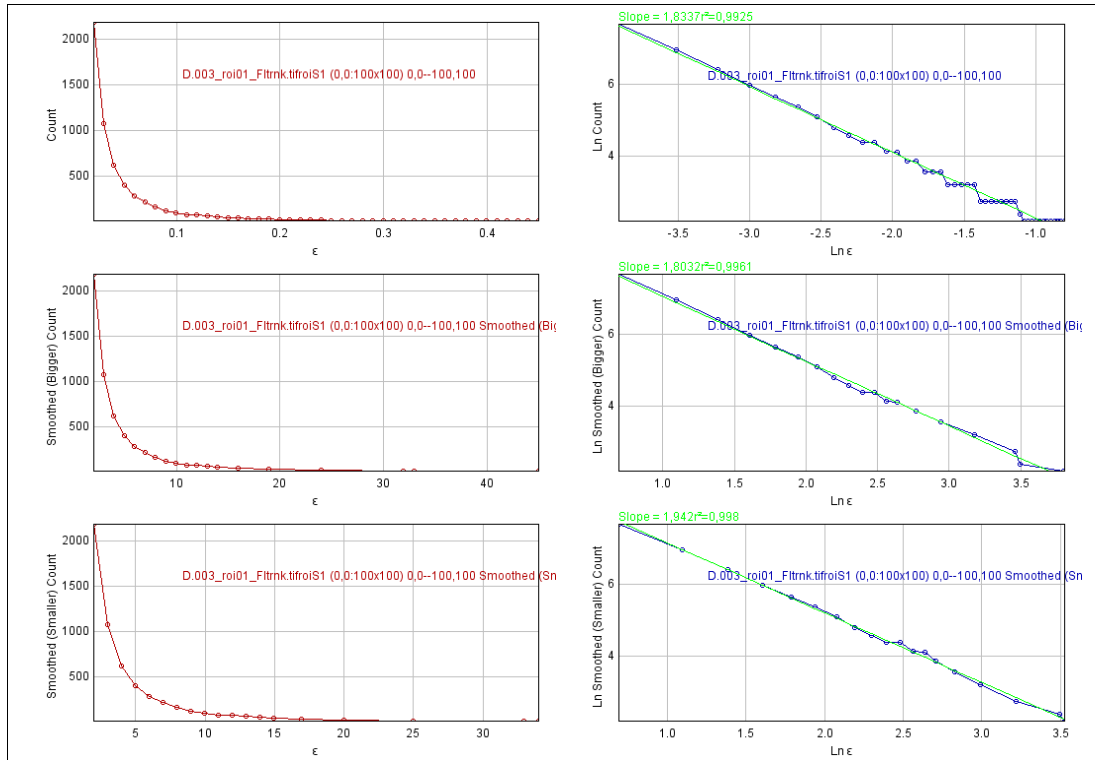
FracLac aborda este suavizado con dos enfoques diferentes: **1)** Dimensión fractal suavizada mayor, donde el proceso comienza por el tamaño de celda más pequeño y el algoritmo mantiene aquellos tamaños de celda que ofrecen recuentos sucesivamente menores hasta alcanzar el tamaño de celda final. **2)** Dimensión fractal suavizada menor, donde el proceso de suavizado se realiza partiendo del mayor tamaño de celda, el algoritmo permitirá aquellos tamaños de celda que ofrezcan recuentos mayores cada vez y eliminará los tramos donde no se produzcan cambios en los recuentos.

En términos sencillos, estos dos algoritmos *revisan* la recta de regresión desde abajo hacia arriba y desde arriba hacia abajo respectivamente.

Por tanto, se obtendrán como resultados tres dimensiones fractales: la correspondiente a la pendiente de la recta sin suavizar, la de la recta suavizada desde arriba y la de la recta suavizada hacia abajo.

sea mayor que la imagen. Además para tamaños de celda ubicados en un rango entre el 20 y el 50% del tamaño de la imagen, se alcanza el límite práctico debido a la resolución de la propia imagen por lo que en general, si se fija un tamaño de celda máximo al 45% de la imagen los resultados son adecuados. No obstante *FracLac* ofrece la opción de suavizado de la recta, con la que se puede corregir la dimensión fractal en el caso de que el tamaño de celda seleccionado sea demasiado grande.

FIGURA 5.8. Dimensión fractal Box-Counting corregida.



En la columna de la **derecha** se representan las tres rectas de regresión logarítmica tras aplicar el método de conteo de celdas sobre una misma imagen. En la columna de la **izquierda** las curvas resultantes de los conteos para cada tamaño de celda. Obsérvese cómo el número de celdas ocupadas se va haciendo más constante a medida que el tamaño de celda aumenta. **Superior**: Es la recta obtenida sin corregir los períodos en los que no hay cambios a pesar de variar la escala. Obsérvese las zonas de meseta a partir de la mitad inferior de la recta. Son regiones en las que el número de celdas ocupadas se mantiene constante aunque se varíe el tamaño de la celda, $DF = 1,804$. **Centro**: suavizado mayor, la corrección comienza desde la parte alta de la recta y se eliminan los tamaños de celda para los que no cambia el recuento. Este filtro tiende a disminuir el valor de la dimensión fractal, $DF = 1,727$. **Inferior**: el suavizado de la recta se inicia por la zona inferior, el algoritmo mantiene aquellos tamaños de celda que ofrecen recuentos cada vez mayores y elimina aquellos tamaños de celda en los que no se registran cambios, $DF = 1,901$.

5.6.3. Variables del análisis fractal/lagunaridad *Box-Counting*

5.6.3.1. Dimensión fractal “Box-counting” (D_{mbx})

Se corresponde con la dimensión fractal *clásica* descrita en el marco teórico. El algoritmo registra el número de celdas de la cuadrícula ocupadas por los píxeles de interés. Como se seleccionaron varios orígenes de colocación inicial de la cuadrícula, la aplicación ofrece la media de la dimensión fractal calculada en cada posición¹⁹⁵.

$$D_{mbx} = \sum_{P=1}^{Parrillas} \frac{DF(P)}{NúmeroP} \quad [26]$$

Donde P es el número de cuadrículas colocadas en orígenes diferentes, y $DF(P)$ es la dimensión fractal para cada una de esas cuadrículas.

$$D_F = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \left(\frac{\log(N(\varepsilon))}{\log(1/\varepsilon)} \right) \quad [27]$$

Donde $N(\varepsilon)$ es el número de celdas ocupadas para un tamaño de celda ε .

5.6.3.2. Dimensión fractal “Box-counting” con corrección

Es la dimensión fractal resultante tras corregir la recta de regresión con el filtro de suavizado.

Como el filtro se puede aplicar con la corrección *hacia arriba* y con la corrección *hacia abajo*, se obtendrán dos nuevos valores para la dimensión fractal; y dado que el procedimiento se repitió para las 20 posiciones de la cuadrícula, se ofrece el valor medio: D_{mbxS} para la dimensión fractal con suavizado menor y D_{mbxB} para la dimensión fractal con suavizado mayor.

¹⁹⁵ Recuérdese que, teóricamente, la dimensión fractal para imágenes 2D, registrará un valor comprendido entre 1 y 2.

5.6.3.3. Lagunaridad "Box-counting" (LACbx)

Aunque en el marco teórico se describió el método de deslizado de celdas para calcular la lagunaridad, *FracLac* al calcular la dimensión fractal con el método de conteo de celdas con distintas posiciones para cuadrícula de análisis, ofrece un parámetro que denominaremos *lagunaridad Bx*. Esta variable nos proporciona información sobre la variabilidad –obsérvese en [29] que la lagunaridad es el coeficiente de variación al cuadrado– del número de píxeles registrados en cada celda cuando se modifica la posición de origen de la cuadrícula de origen [figura 5.9]¹⁹⁶.

Para cada posición de la cuadrícula de análisis, y cada tamaño de celda, cuantifica el *número medio de píxeles por celda* y su *desviación típica* (a diferencia de la dimensión fractal que cuantifica el *número de celdas ocupadas por píxeles*):

$$\lambda_{\varepsilon,g} = CV_{\varepsilon,g}^2 = \left(\frac{\sigma_{\varepsilon,g}}{\mu_{\varepsilon,g}} \right)^2 \quad [28]$$

Donde σ es la desviación estándar y μ la media de píxeles para un tamaño de ε y en una determinada orientación g .

Si en los cálculos se han utilizado distintos tamaños de celda, se obtiene un valor medio para la lagunaridad para cada uno de ellos:

$$\Lambda_g = \bar{\lambda} \quad [29]$$

Si para el inicio del análisis se utilizan múltiples localizaciones –al menos más de dos– de la cuadrícula, entonces $\bar{\Lambda}$ es la lagunaridad media de todas las posiciones y todas las localizaciones de la celda de análisis.

¹⁹⁶ Podría entenderse como un método de deslizado de celdas pero con superposición de las diferentes cuadrículas. En el deslizado de celdas, en cada análisis, se desliza la cuadrícula de análisis a lo largo de la imagen y no se solapa con las de los análisis previos.

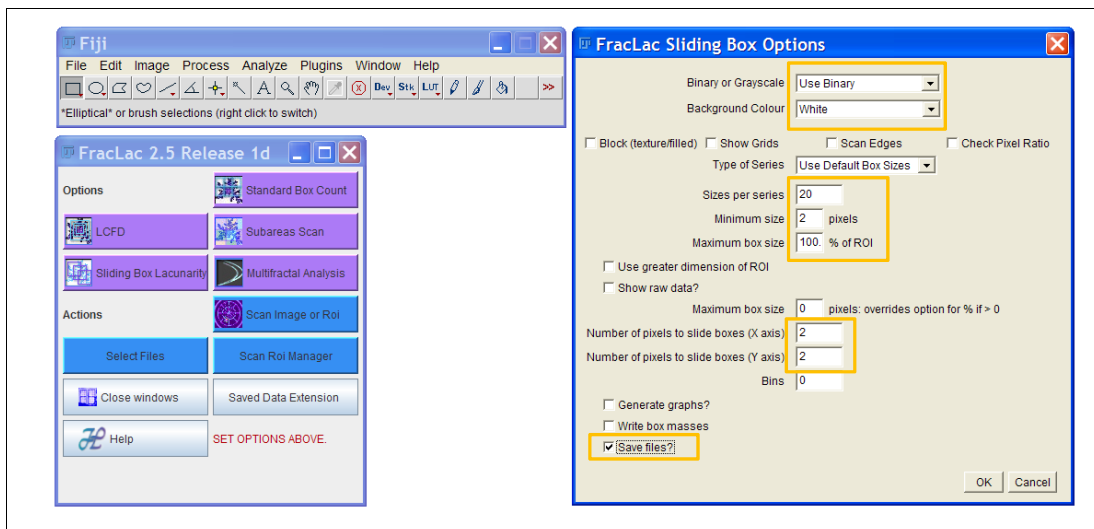
5.6.4. Parámetros previos para el método *Sliding-Box* (con solapado)

Con este método se podrá estimar la dimensión fractal y la lagunaridad desde otro enfoque teórico diferente.

En el método anterior (*Box-counting*) no existía una superposición de las diferentes cuadrículas, en el que nos ocupa ahora (*Sliding-Box*) las diferentes cuadrículas se desplazan ligeramente sobre la imagen.

En la **figura 5.9** se muestran los parámetros de ajustes previos seleccionados para este análisis. En cuanto al tipo de imagen, la selección del color de fondo y de los elementos de interés, nos sirven las mismas consideraciones realizadas en el epígrafe 5.6.2.2

FIGURA 5.9. Parámetros de ajuste para el cálculo de la lagunaridad *Sliding Box*.



Los ajustes previos para el submenú del método *Sliding* se efectuaron sobre el tipo de imagen y el color de fondo, el número de series llevadas a cabo, el tamaño de las cuadrículas y la forma en la que la escala de la misma se incrementaba y la determinación del número de píxeles de desplazamiento de la cuadrícula sobre la imagen, en el eje horizontal y en el vertical. Como en el anterior análisis, la aplicación permite guardar automáticamente todos los recuentos, las variables de interés y una serie de parámetros de control de los procedimientos matemáticos llevados a cabo por el algoritmo.

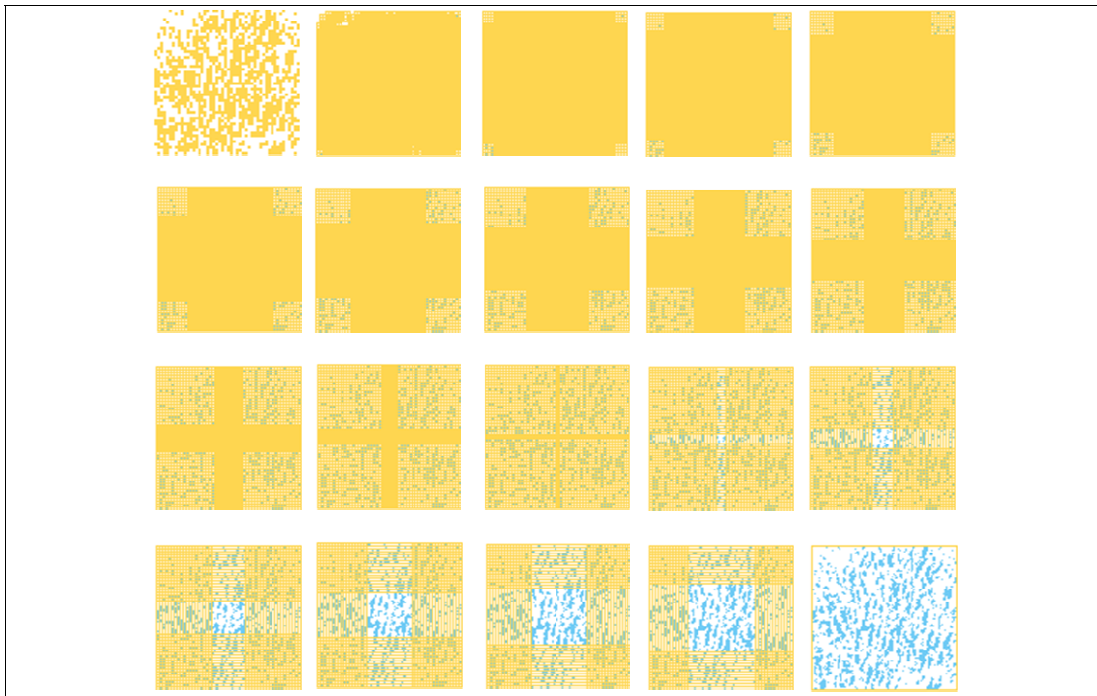
5.6.4.1. Ajustes del tamaño de celda y de desplazamiento de la cuadrícula

En cuanto a los incrementos del tamaño de las celdas de la cuadrícula (escala), se seleccionó un incremento lineal partiendo de un tamaño mínimo de 2 píxeles por celdilla hasta el 45% del tamaño de la imagen. El número de series entre estos dos rangos se fijó en 20.

En el procedimiento de deslizado de celdas se puede ajustar el grado de deslizamiento de la cuadrícula tanto en sentido vertical como horizontal.

Karperien recomienda un deslizado mayor de 5 píxeles para un análisis no exhaustivo y poco costoso en tiempo de computación y un deslizado de 1 píxel para un estudio exhaustivo, aunque costoso en computación. Nosotros establecimos un deslizado de 2 píxeles.

FIGURA 5.10. Cuadrículas del análisis Sliding Box.



El deslizado de la cuadrícula se realizó a intervalos de 2 píxeles en sentido horizontal y vertical. Obsérvese cómo se superponen las distintas ubicaciones de la cuadrícula. Para cada cuadrícula representada se realiza el correspondiente conteo modificando el tamaño de las celdas de la cuadrícula —no visible aquí—, la lagunaridad representa la variación en el número medio de píxeles a lo largo de la imagen. Por este motivo se entiende que es una medida de la invarianza de la imagen, de su heterogeneidad o de su porosidad.

5.6.4.2. Ubicación de la cuadrícula de análisis

En cada ROI se realizó un análisis múltiple con un deslizado de la cuadrícula de 2 px en sentido horizontal y 2 px en sentido vertical. Para cada una de las posiciones se utilizaron 20 tamaños de celda diferentes desde un mínimo de 2 px hasta el 100% del tamaño de la ROI [figuras 5.9 y 5.10]. De esta forma se abarcó un amplio rango de escala para la determinación de la lagunaridad, y aunque aumenta el tiempo de computación, el resultado es más eficiente porque se minimiza la influencia que ejerce la ubicación de la cuadrícula de análisis sobre los valores obtenidos.

5.6.5. Variables del análisis fractal/lagunaridad *Sliding-Box*

5.6.5.1. Dimensión fractal "Sliding Box" (D_{msl})

De forma análoga a cómo ocurría en el método de conteo de celdas aquí se puede obtener un valor de la dimensión fractal. El fundamento teórico es el mismo: se registra el número de celdas ocupadas en cada escala (ϵ) y para cada uno de los deslizados de la cuadrícula. Como en un mismo análisis se realizan sucesivos deslizados, se obtiene una dimensión fractal media. A esta dimensión fractal la abreviaremos como D_{msl} .

5.6.5.2. Lagunaridad "Sliding Box" (LAC_{sl})

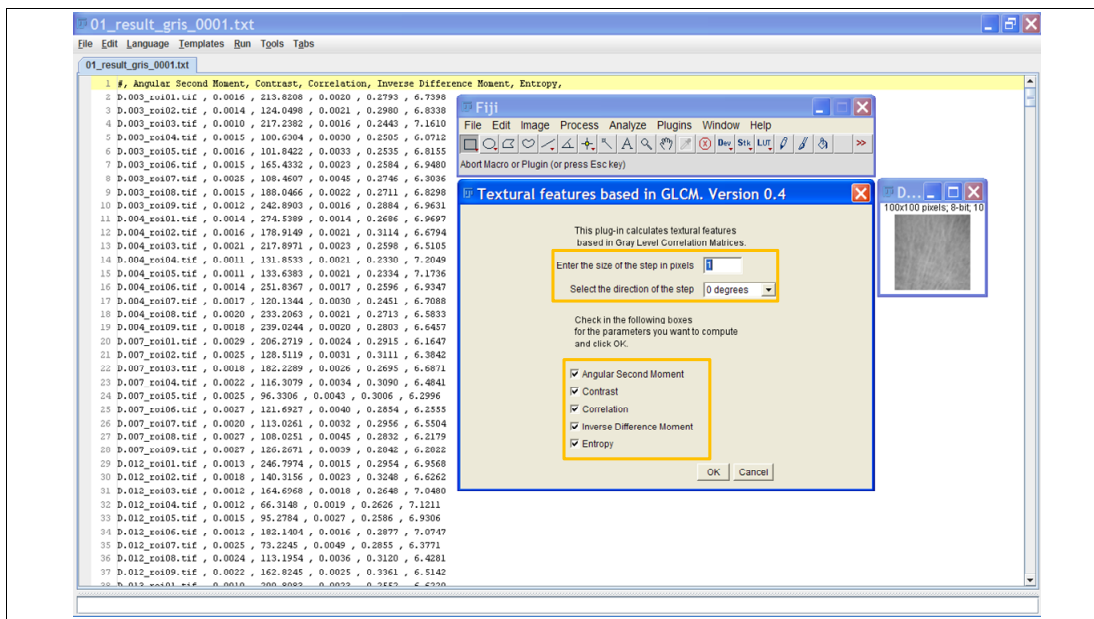
Para el cálculo de la lagunaridad (λ) el algoritmo obtiene los valores medios del número de píxeles y sus desviaciones típicas en una cuadrícula con un tamaño de celda (ϵ). Con ellos calcula el coeficiente de variación y lo eleva al cuadrado. El procedimiento se realiza para cada tamaño de celda por lo que el valor final será una lagunaridad media que denominaremos Λ . Además, como en nuestro análisis se repite el proceso para cada nueva posición de la cuadrícula de análisis, se obtendrá un valor final promedio de las lagunaridades medias ($\bar{\Lambda}$).

5.7. APLICACIÓN *TEXTURE ANALYZER* PARA LAS GLCM

Sobre el paquete de imágenes procesadas con el filtro de suavizado se llevó a cabo el análisis textural con matrices de concurrencia; además se obtuvieron, sobre el histograma de grises, los valores medios de gris (MnH), su dispersión (DtH) y la relación entre ambas mediante el coeficiente de variación (CvH)¹⁹⁷.

Las variables texturales determinadas a partir de las matrices de concurrencia fueron: el **contraste** (CON), la **homogeneidad** (*Inverse Difference Moment*, IDM), la **uniformidad** (*Angular Second Moment*, ASM), la **entropía** (ENT) y la **correlación** (COR) [figura 5.11].

FIGURA 5.11. Análisis textural GLCM con ImageJ.



La aplicación *Texture Analyzer* ofrece la posibilidad de seleccionar el valor de la distancia entre píxeles vecinos (δ) y la orientación o el ángulo (ϑ) en el que se encuentran uno respecto del otro. Con la creación de los *macros* adecuados y la manipulación del código fuente del algoritmo, pueden realizarse series de análisis automatizados de un gran volumen de imágenes. Los resultados se almacenan en formato ASCII con especial atención respecto al formato de numeración y de identificación de los decimales, para evitar incompatibilidades con los programas de análisis estadístico.

¹⁹⁷ Ya quedó claro en el marco teórico que este tipo de variables no las encuadramos dentro de los ATx. Por su sencillez y su claridad las describimos brevemente en este apartado [tabla 5.3]. Conviene recordar que son estadísticos calculados sobre el HGR y no deben equivocarse con los estadísticos del análisis de datos.

TABLA 5.3. Descripción de las variables GLCM y del HGR.

TIPO DE ANÁLISIS	VARIABLE	ECUACIÓN	DESCRIPCIÓN
TEXTURAL GLCM $\vartheta = 0^\circ, 90^\circ, 180^\circ$ y 270° $\delta = 1, 5$ y 10 px	CONTRASTE (CON)	$CON = \sum_{i,j=0}^{n-1} p_{i,j} (i-j)^2$	Medida de las variaciones locales de gris entre píxeles vecinos
	HOMOGENEIDAD (IDM)	$IDM = \sum_{i,j=0}^{n-1} \frac{p_{i,j}}{1+(i-j)^2}$	Medida de la homogeneidad de los niveles de gris en la imagen
	UNIFORMIDAD (ASM)	$ASM = \sum_{i,j=0}^{n-1} (p_{i,j})^2$	Medida sobre la distribución en la imagen de las variaciones de los niveles de gris de píxeles vecinos
	ENTROPÍA (ENT)	$ENTR = \sum_{i,j=0}^{n-1} p_{i,j} (-Ln(p_{i,j}))$	Medida del orden (o desorden) de los patrones de gris entre píxeles vecinos a lo largo de la imagen
	CORRELACIÓN (COR)	$COR = \sum_{i,j=0}^{n-1} p_{i,j} \left[\frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)}{\sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}} \right]$	Medida de la dependencia lineal de los niveles de gris entre píxeles vecinos
HISTOGRAMA DE GRISES	PROMEDIO GRIS (MnH)	$MN = \sum_{i=0}^{n-1} ip_i$	Medida de primer orden. Calculada a partir del histograma de gris y con los valores individuales de cada píxel.
	DISPERSIÓN GRIS (DtH)	$DT = \sqrt{\sum_{i=0}^{n-1} (i-\mu)^2 p_i}$	Medida de primer orden
	VARIACIÓN GRIS (CvH)	$CV = \left(\frac{DT}{Media} \right) \cdot 100$	Medida de primer orden que relaciona la dispersión y los valores medios de gris.

Donde i y j son las intensidades observadas para cada uno de los píxeles de la pareja. n = el número de niveles de gris posibles (256 niveles con un rango del 0 al 255, para una imagen de 8 bit). $p_{i,j}$ = es la probabilidad de que aparezca una determinada pareja de píxeles intensidades de gris i y j respectivamente, separados una distancia δ y una orientación ϑ . μ_i y μ_j son las medias GLCM de los valores de gris i y j pero en relación a su presencia en una determinada pareja. σ_i^2 y σ_j^2 son las varianzas GLCM de los niveles de gris i y j en relación a su aparición en una determinada pareja.

Puesto que el análisis textural debe realizarse fijando de inicio la dirección y la distancia [figura 5.11] entre los pares de píxeles, antes de construir las matrices de concurrencia, se utilizaron las cuatro orientaciones (θ) disponibles en la aplicación (0° , 90° , 180° y 270°) y se seleccionaron tres distancias (δ) entre píxeles (1, 5 y 10 píxeles) que se corresponden con tamaños relativos al total de la imagen del 1, 5 y 10%. Por tanto de las distintas combinaciones de estos parámetros resultaron 12 análisis diferentes [tabla 5.3].

5.8. PROCEDIMIENTOS ESTADÍSTICOS

Como protocolo general, una vez etiquetadas adecuadamente las variables y validados los archivos de datos, se realizaron análisis exploratorios con el objetivo de identificar anomalías y casos extremos, y se generaron gráficos de dispersión y de cajas para todas las variables.

Los cálculos estadísticos se realizaron con el programa *Statistical Package for Social Sciences* (versión 15.0, SPSS Inc., Chicago, Illinois) y el intervalo de confianza se fijó para todas las pruebas en un 95%.

5.8.1. Estadística descriptiva

Se ofrecen para cada variable los valores máximo, mínimo, media y desviación típica, el coeficiente de variación, el error estándar de la media y los límites del intervalo de confianza.

Los datos numéricos se acompañaron de los correspondientes gráficos de barras de error con los intervalos de confianza en cada una de las regiones de interés y para cada uno de los procesados. Además para facilitar la interpretación de las tendencias de las variables a lo largo de las nueve regiones analizadas se muestran los gráficos de perfil.

5.8.2. Análisis de la varianza en FRACLAC, textural GLCM y HGR

Para los análisis de la varianza (ANOVA)¹⁹⁸ hemos seguido los protocolos descritos por Norusis (2004) y Pardo y Ruiz (2005).

Los supuestos teóricos previos para el uso de los modelos ANOVA son: que las variables sigan una distribución normal, y que se cumpla la igualdad de varianzas (Carrasco, 1995; Peña, 2002). Por este motivo se realizaron análisis exploratorios para cada una de las variables independientes en los que se ejecutaron las pruebas de normalidad *Kolmogorov-Smirnov* y de *Shapiro-Wilks* con los correspondientes gráficos *Q-Q*¹⁹⁹. En cuanto al supuesto de igualdad de varianzas, se solicitó la prueba de *Levene*²⁰⁰.

Se optó por un modelo ANOVA factorial mixto de medidas repetidas con dos factores inter-sujetos²⁰¹, sexo y lateralidad (con dos niveles cada uno) y, en el caso de las variables procedentes del análisis FRACLAC y del HGR, un factor intra-sujeto de medidas repetidas que se corresponde con la región de análisis (existirán, pues, tantas variables como regiones de interés)²⁰². En las variables procedentes

¹⁹⁸ Los análisis de la varianza permiten crear modelos para interpretar los datos. Se basan en un modelo lineal general que permite explicar el comportamiento de una variable dependiente –cuantitativa– a partir de una o más variables independientes o predictoras –categóricas– (Armitage y Berry; 1997; Dowdy *et al.* 2003; Foster *et al.* 2006; Huberty y Olejnik, 2006).

¹⁹⁹ Los resultados de estas pruebas fueron tenidos en consideración con muchas precauciones. La toma de decisión final se hizo tras analizar los gráficos de normalidad puesto que, según Pardo y Ruiz (2005), las pruebas de normalidad pueden ser sensibles a pequeñas desviaciones de la normalidad. Se prestó especial atención a la asimetría de las variables, que es el parámetro de normalidad que más parece afectar a los modelos ANOVA. En todo caso las ausencias de normalidad quedan compensadas por el tamaño muestral: la mayoría de los autores consideran que las pruebas paramétricas son buenos modelos aunque no exista normalidad siempre que el tamaño muestral sea grande –desde el punto de vista estadístico $n > 30$ y $n > 50$ para otros–, y se trate de variables continuas.

²⁰⁰ También para Pardo y Ruiz (2005) este criterio tiene menos relevancia si los subgrupos que participan en el modelo poseen tamaños similares.

²⁰¹ De efectos fijos. No cabe duda porque vienen dados por la propia naturaleza de los factores.

²⁰² Téngase en cuenta que el protocolo debe hacerse para cada una de las variables dependientes por separado.

del análisis textural GLCM deben añadirse dos factores intra-sujetos más: la distancia entre píxeles (3 niveles) y el ángulo entre píxeles (4 niveles)²⁰³.

En consonancia con las últimas recomendaciones de editores revistas científicas (APA, 2001) y distintos autores especializados (Cohen, 1990; Olejnik y Algina, 2003; Pierce *et al.*, 2004), se aporta para cada factor el **tamaño del efecto** mediante el estadígrafo η^2 .

Se considerarán tamaños del efecto²⁰⁴ **pequeños** cuando $\eta^2 \approx 0,02$, **moderados** para $\eta^2 \approx 0,15$ y **grandes** si $\eta^2 \approx 0,35$.

Se realizaron comparaciones múltiples por parejas entre los factores *a posteriori* con la corrección de *Bonferroni*. Se contrastaron así las diferencias de los subgrupos para cada uno de sus niveles a través de un comando de sintaxis²⁰⁵ y los gráficos de perfil para la interacción²⁰⁶.

En los modelos de medidas repetidas se asume que las varianzas de las diferencias entre cada dos niveles del factor que se repite son iguales. Para evaluar esta premisa se utilizó el *contraste de esfericidad de Mauchly*²⁰⁷ que, en caso de no ser

²⁰³ Recuérdese que las variables texturales se calcularon para $\delta = 1, 5$ y 10 px y $\theta = 0, 90, 180$ y 270° .

²⁰⁴ Moncada *et al.* (2002) y García-Pérez *et al.* (2006) la describen como una estimación del tamaño del efecto, y concretamente en SPSS, es la proporción de la varianza en la variable dependiente explicada por las diferencias entre los grupos o factores; en otras palabras, el grado en que cada factor afecta a la variable dependiente.

²⁰⁵ En SPSS pueden realizarse pruebas *post hoc* si las variables dependientes no tienen más de dos niveles. Para poder efectuar la comparación por parejas con la *corrección de Bonferroni* se añadió la línea complementaria de sintaxis:

/EMMEANS = TABLES (SEX*LAT) COMPARE (SEX) ADJ (BONFERRONI) .

El método se basa en la prueba *t* de *Student* para las comparaciones por pares entre las medias de grupos, pero controla la tasa de error global dividiendo la significación (α) entre el número de comparaciones (k) llevadas a cabo. La comparación se realiza con un nivel de significación $\alpha_c = \alpha/k$. De esta forma se corrige el nivel crítico por el hecho de que se están realizando múltiples comparaciones (Carrasco, 1995; Pardo, 2002; Norusis, 2004).

²⁰⁶ Estos gráficos ayudan a la interpretación de las interacciones entre dos factores. Se representan las medias de la variable dependiente calculadas para cada subgrupo resultante de combinar cada nivel de un factor –sexo– con cada nivel del otro factor (lateralidad). No se mostrarán en los resultados a menos que el tamaño del efecto de los factores sea importante.

²⁰⁷ Que las varianzas de las puntuaciones entre cada dos niveles sean iguales (Pardo y Ruiz, 2005).

significativo, permite asumir la premisa anterior. En el caso de no cumplirse la esfericidad se solicitó la corrección de *Greenhouse-Geisser*²⁰⁸.

Por tratarse de un modelo mixto debe establecerse un supuesto adicional: que las varianzas de las medidas repetidas sean iguales en todos los subgrupos definidos por los factores inter-sujetos. Este supuesto se comprobó con el contraste de *Box* y con el de *Levene*²⁰⁹.

Como complemento para la toma de decisiones el programa de análisis utilizado ofrece los contrastes multivariados²¹⁰. En la **figura 5.12** se expone el algoritmo de decisión.

Las hipótesis estadísticas que se contrastan son de diversa índole, pero puede generalizarse las hipótesis estadísticas nulas de que no existen diferencias entre los valores medios de las variables estudiadas ni en cuanto a cada uno de los factores intra-sujetos (región de interés), ni en cuanto a cada uno de los factores inter-sujetos (sexo, lateralidad y su posible interacción)²¹¹.

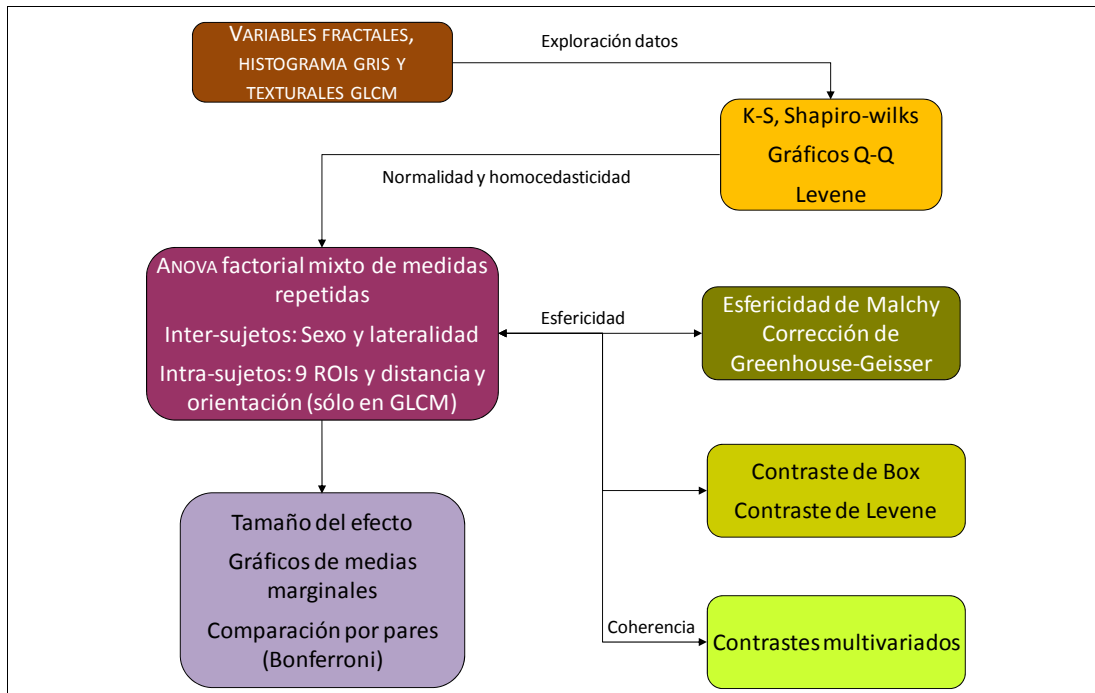
²⁰⁸ Esta prueba realiza una estimación de un coeficiente con el que corregir el valor del estadístico *F* univariado de la ANOVA. En caso de no cumplirse la esfericidad se tendrá en cuenta el valor de la significación y del tamaño del efecto ofrecido por este contraste.

²⁰⁹ Si el contraste de *Box* es significativo se rechaza la igualdad de varianzas-covarianzas entre grupos y se recurre a los estadígrafos multivariantes que no necesitan asumir esta premisa. La prueba de *Levene* contrasta para cada nivel del factor intra-sujetos la igualdad de varianzas. En caso de no cumplirse se recurre a los estadígrafos multivariados.

²¹⁰ La aproximación multivariada es más conservadora que la univariada. Con muestras pequeñas, si se incumplen los supuestos, es mejor usar la aproximación univariada corregida. En cualquier caso, aunque la aproximación multivariada es más conservadora, en nuestros análisis las decisiones condujeron al mismo punto, tanto con un enfoque como con el otro.

²¹¹ En el análisis textural GLCM, adicionalmente, se contrasta si existen diferencias en cuanto a la distancia entre píxeles y la orientación.

FIGURA 5.12. Algoritmo de decisión y pruebas estadísticas con el modelo mixto ANOVA factorial de medidas repetidas.



El modelo ANOVA es similar en los tres bloques de variables (fractales, histograma y texturales), pero con las variables texturales GLCM debe tenerse en cuenta, además del factor ROI, otros dos factores intra-sujetos: la distancia y la orientación entre las parejas de píxeles.

5.8.3. Procedimiento de análisis multivariante con funciones discriminantes descriptivo

El análisis multivariante discriminante (AMD) pertenece a un conjunto de técnicas estadísticas avanzadas denominadas genéricamente análisis multivariantes (Gutiérrez, 2009)²¹². Dicho análisis permite determinar si existen diferencias en

²¹² En este contexto la terminología puede variar e incluso resultar equívoca: multivariante, multidimensional, MANOVA –*Multivariate Analysis of Variance*– técnicas de reconocimiento de patrones (Foster *et al.* 2006; Huberty y Olejnik, 2006; Hernández-Sampieri *et al.*, 2008). En la actualidad y en algunas áreas el desarrollo avanzado de estos métodos –gracias entre otros motivos al aumento de poder de computación–, se conocen como *técnicas de reconocimiento de patrones* o *minería de datos (Data Mining)*. Se basan en la extracción de información previamente desconocida potencialmente útil y que reside de manera implícita en los datos (Larese, 2006; Talavera y Rodríguez, 2008; Gentle, 2009).

un elevado número de variables entre dos o más grupos (por ejemplo, las regiones de interés definidas en el fémur proximal). Es posible además determinar cuál o cuáles de esas variables cuantifican o predicen mejor las diferencias entre un grupo y otro y, por último, ofrece la posibilidad de crear modelos con los que clasificar a un sujeto²¹³ en un grupo u otro (Huberty, 1994; Peña, 2002; Norusis, 2004; Pérez, 2008; Raykow y Marcoulile, 2008).

El AMD es una técnica capaz de aprovechar las relaciones existentes entre una gran cantidad de variables independientes para maximizar la capacidad de discriminación. El objetivo último es encontrar la combinación lineal de las variables independientes que mejor permitan diferenciar entre sí a los grupos (Pardo, 2002).

En este trabajo los AMD se orientaron a una exploración de las variables más discriminantes y a la comparación del poder discriminante de las distintas técnicas de análisis de imagen utilizadas [figura 5.13].

En cada uno de los AMD se introdujeron las variables por el método de *inclusión forzosa*, independientemente de que fuesen o no significativas a nivel univariante, puesto que es posible que variables no significativas a nivel univariante puedan aportar discriminación a nivel multivariante. El número total de casos fue de 900 procedentes de las 9 regiones de análisis en los 100 especímenes.

Se solicitó la prueba M de *Box* para el contraste de la hipótesis nula de igualdad de las matrices de varianzas-covarianzas poblacionales²¹⁴.

En cuanto a los criterios de clasificación, la probabilidad *a priori* de pertenecer a cualquiera de los grupos era igual en los 9 grupos (11,1%). La clasificación *a posteriori* se realizó en función del resultado de la prueba M de *Box*²¹⁵. En el caso

²¹³ Por ejemplo las funciones creadas por Alemán *et al.* (1997) y usadas en esta tesis para clasificar a los fémures según el sexo (desconocido) a partir de una serie de variables conocidas.

²¹⁴ Unos de los supuestos del análisis discriminante es que todos los grupos proceden de la misma población y por tanto presentan similar variabilidad. Aunque muchos analistas critican este contraste por ser muy sensible a pequeñas desviaciones de la normalidad multivariante y a tamaños muestrales grandes.

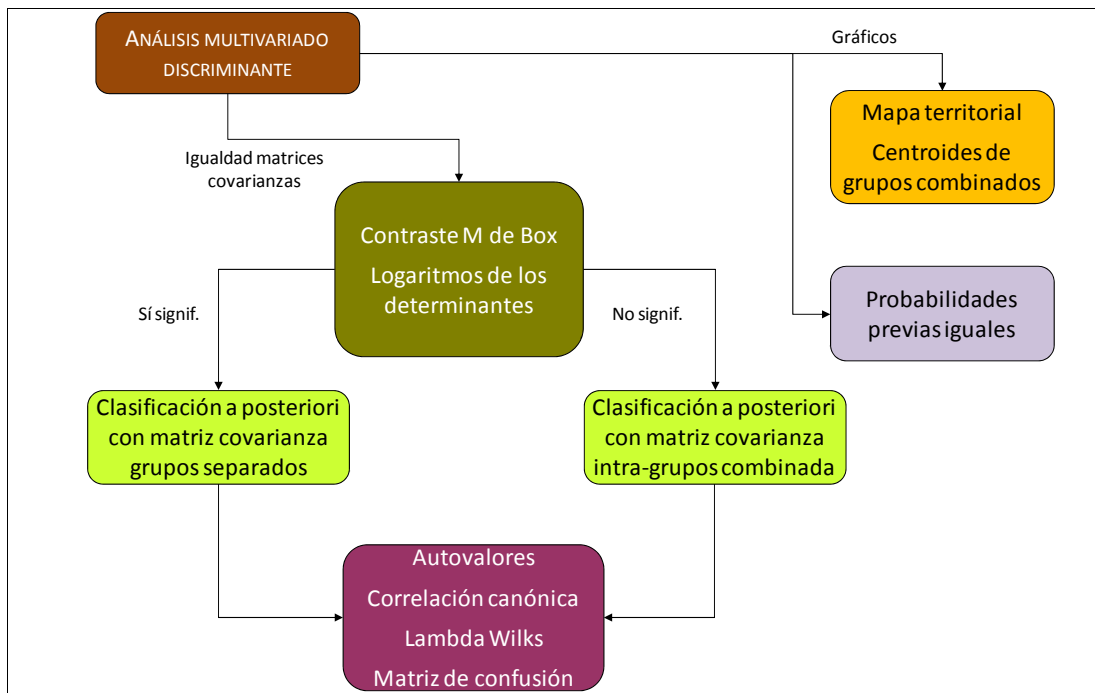
²¹⁵ La probabilidad de clasificación de un determinado caso se realiza a partir de la matriz de varianzas-covarianzas combinada, sin tener en cuenta la variabilidad de las funciones dentro de cada grupo –contraste M no significativo– o a partir de la matriz de

de que este contraste resultase significativo, se realizó el mismo análisis discriminante pero usando, en el proceso de clasificación, las matrices de covarianzas por separado para cada grupo. Siempre que las diferencias en las tasas de clasificación no fueran muy evidentes, se prefirió el uso de las matrices intragrupos en la clasificación porque permite la validación cruzada.

Se solicitó un resumen de los resultados para cada caso –no se mostrarán en los resultados pero ayudarán a la interpretación– y una matriz de confusión donde se mostrarán los resultados de la clasificación y la idoneidad del modelo discriminante.

Finalmente se generaron gráficos con la representación de los centroides y las puntuaciones bidimensionales para cada caso, así como un mapa territorial.

FIGURA 5.13. Algoritmo de decisión y pruebas estadísticas en el Análisis Discriminante Multivariado.

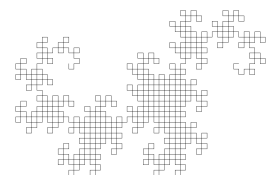


El AMD se realizó con los tres bloques de variables por separado: histograma de gris, variables texturales GLCM y variables fractales y de lagunaridad (para los dos procesados de imagen distintos).

varianzas-covarianzas dentro de ese grupo –prueba *M* significativa– (Pardo, 2002; Noru-sis, 2004; Huberty y Olejnik, 2006; Pérez, 2008).

Capítulo VI

**RESULTADOS: ANÁLISIS DEL
HISTOGRAMA DE GRIS**



Capítulo 6

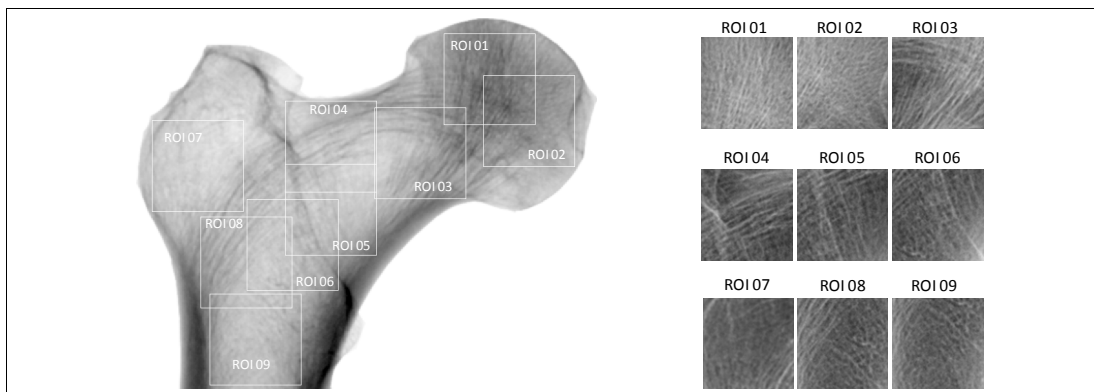
RESULTADOS DEL ANÁLISIS DEL HISTOGRAMA DE GRIS

En este capítulo se presentarán y discutirán los resultados relativos al análisis de la varianza de las variables obtenidas a partir del HGR y, posteriormente, los resultados relativos al análisis multivariante discriminante (AMD) exploratorio de estas variables.

6.1. ANÁLISIS DE LA VARIANZA RELATIVOS AL HISTOGRAMA DE GRIS

Recordemos que se determinaron tres variables: promedio del nivel de gris (MnH), dispersión del nivel de gris (DtH) y variación del nivel de gris (CvH) y que estos parámetros se calcularon en función de los valores de gris individuales de cada píxel y, en consecuencia, no ofrecen información respecto a la relaciones con píxeles vecinos por lo que, estrictamente, no deben considerarse parámetros texturales.

FIGURA 6.1. Rx de referencia y ROI procesados en escala de gris.



Se muestra uno de los especímenes analizados con las 9 nueve regiones de interés. La imagen radiográfica de la **izquierda** se ha invertido para mejorar el contraste. En las ROI se aplicó un filtro gaussiano para la eliminación de ruido. Téngase en cuenta al realizar interpretaciones visuales que el ejemplo elegido no siempre será representativo de lo mostrado por los datos

En la **figura 6.1** se representan las regiones de análisis sobre una Rx de un espécimen para facilitar la interpretación del comportamiento de las variables expresadas **figura 6.2** con los diagramas de barras y de perfil para cada una de las nueve regiones de interés²¹⁶.

6.1.1. Promedio del nivel de gris

La prueba ANOVA mostró que existían diferencias significativas ($F=394,69$; $p<0,001$) en este parámetro para las diferentes regiones de interés (ROI) con tamaño de efecto grande ($\eta^2= 0,804$), lo que nos indica la pertenencia a una región u otra explica más del 80% de la varianza encontrada.

En cuanto a los factores sexo y lateralidad se encontró que el sexo no influía significativamente en la variación de los niveles medios de gris ($F_{\text{sex}}=2,38$; $p=0,062$), mientras que la lateralidad sí tuvo un efecto significativo ($F_{\text{lat}}= 3,98$; $p=0,006$). La interacción entre ambos factores no fue estadísticamente significativa ($F_{\text{sex-lat}}=1,23$; $p=0,298$). Aunque las tendencias fueron similares en relación al sexo y a la lateralidad, se encontraron diferencias significativas en relación al sexo para la ROI 07 [Anexo I, tabla I.3] y en relación a la lateralidad para la ROI 03 y para la ROI 09 [Anexo I, tabla I.4]²¹⁷.

No obstante, el tamaño del efecto fue pequeño para ambos factores ($\eta^2_{\text{sex}}=0,024$ y $\eta^2_{\text{lat}}=0,040$) y homogénea la variación del nivel de gris en relación a ellos. Por tanto, las comparaciones dos a dos entre las distintas regiones de interés se mostrarán sin segmentar.

En términos generales, los niveles medios de intensidad de gris fueron considerablemente mayores en las ROI que involucran a la cabeza femoral (ROI 01, 02 y 03) respecto a las otras regiones.

²¹⁶ Los estadísticos descriptivos pueden consultarse en el Anexo I, tabla I.1.

²¹⁷ Puede ocurrir, como es el caso de esta variable y alguna de las descritas más adelante, que el modelo ANOVA no muestre significación para algunos de los factores y posteriormente en las comparaciones dos a dos, sí se encuentren diferencias significativas en alguna ROI concreta. De ser así, se señalarán y se remitirá al lector a las correspondientes tablas en los anexos.

En la **tabla 6.1** se muestran los contrastes dos a dos²¹⁸ entre las distintas ROI, donde puede comprobarse que se encontraron diferencias significativas en el nivel medio de gris entre todas las regiones, excepto en las que se encontraban más solapadas como la ROI 04 y 05.

Si bien es cierto que existen claras diferencias entre regiones con mayor superposición de trabéculas respecto a aquellas en las que la densidad trabecular es menor, debe subrayarse que esta variable no aporta información sobre la estructura de las zonas analizadas. Nótese, por ejemplo, que entre ROI 05, ROI 07 y ROI 08 existen pocas similitudes estructurales y sin embargo el promedio no es significativamente distinto.

6.1.2. Dispersión del nivel de gris

La prueba ANOVA mostró que existían diferencias significativas en este parámetro para las diferentes regiones de interés un tamaño del efecto medio-alto ($\eta^2=0,323$) que explica aproximadamente el 32% de la varianza encontrada ($F=45,71$; $p<0,001$). En la **figura 6.2** se muestran los diagramas de barras correspondientes y la evolución a lo largo de las ROI.

En cuanto a los factores sexo y lateralidad no afectaron significativamente al modelo, ni por separado ($F_{\text{sex}}=1,70$; $p=0,146$; $F_{\text{lat}}=0,73$; $p=0,582$) ni en cuanto al efecto de su interacción ($F_{\text{sex-lat}}=0,84$; $p=0,511$), pero se encontraron diferencias según el sexo en ROI 04 [Anexo I, tabla I.7] y según la lateralidad en ROI 01 y 03 [Anexo I, tabla I.8]. Como el efecto de estos factores no fue significativo los obviaremos en el resto de contrastes.

En la variable dispersión del nivel gris se detectaron unos valores más elevados para ROI 02 y 03, correspondientes a las regiones de entrecruzamiento del haz cefálico y el haz arciforme, y aunque entre sí no mostraron diferencias significativas, sí lo hicieron con la práctica totalidad de las demás regiones. La menor dispersión se localizó en ROI 07, que es la región trocantérea donde no se suelen percibir haces trabeculares y por lo tanto los niveles de gris no se alejan demasiado de la media.

²¹⁸ Los detalles de estos contrastes pueden consultarse en el Anexo I, tabla I.5.

Parece que la existencia de unos mayores niveles de dispersión de gris está vinculada a las zonas en las que mayor entrecruzamiento trabecular se produce.

En la **tabla 6.1** se muestran las correspondientes comparaciones dos a dos²¹⁹. Es de interés resaltar que regiones con un *aspecto* considerablemente diferente, como ROI 01 y ROI 05, 06 y 09, no presentan diferencias significativas en cuanto a su dispersión de gris y que zonas como ROI 04 y 08, más *similares*, difieren significativamente.

6.1.3. Variación del nivel de gris

Esta variable representa el coeficiente de variación en las distintas regiones analizadas y se interpreta como la relación de la dispersión y la media.

Los resultados de la ANOVA muestran que la variable difiere significativamente de unas regiones a otras ($F=50,55$; $p<0,001$) con un tamaño del efecto medio-grande ($\eta^2=0,345$).

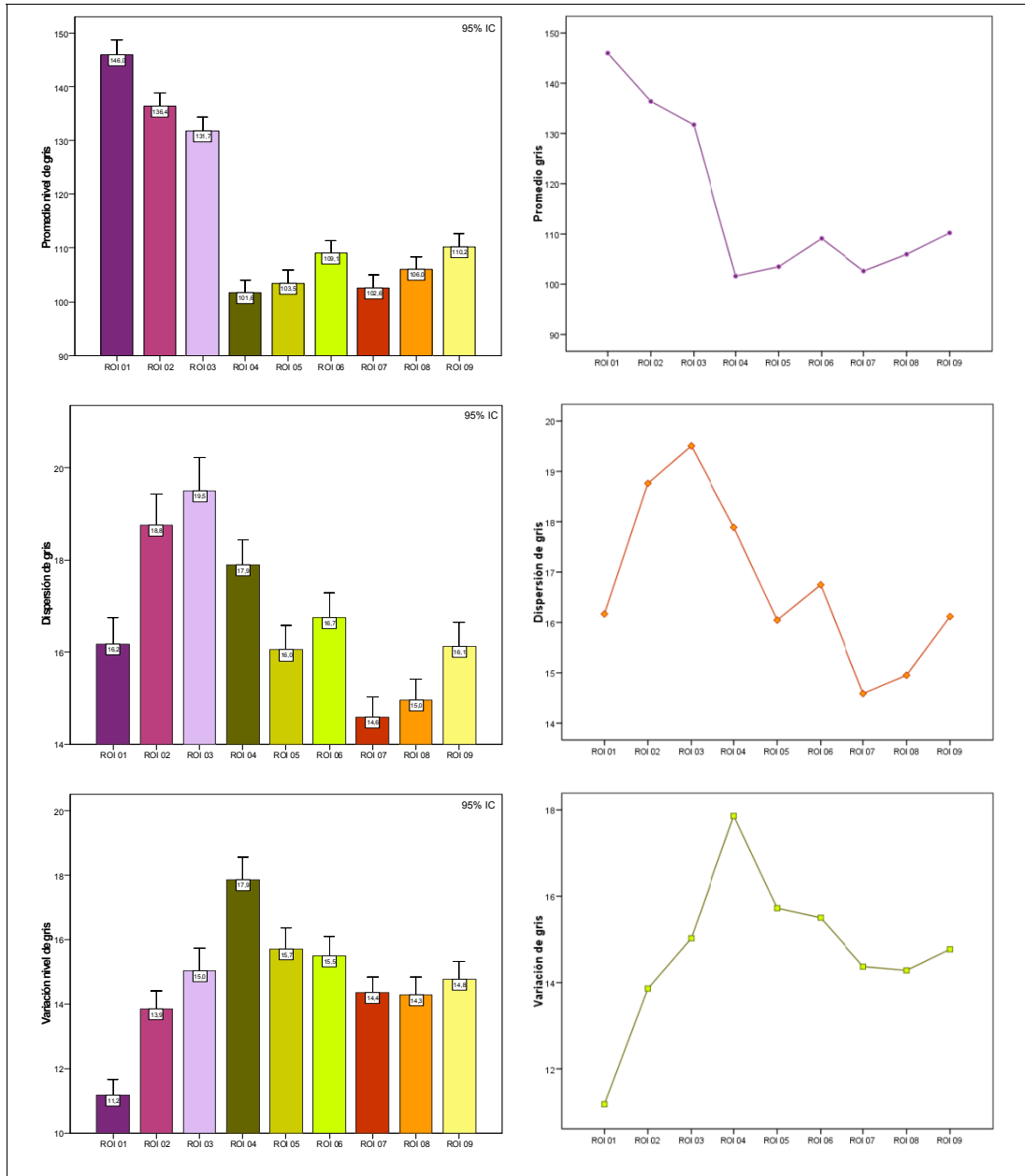
No se encontraron influencias estadísticamente significativas para los factores sexo ($F_{\text{sex}}=2,21$; $p=0,065$), lateralidad ($F_{\text{lat}}=1,44$; $p=0,220$) y su interacción ($F_{\text{sex-lat}}=1,06$; $p=0,378$). Aunque la variación de gris fue diferente en hombres y mujeres en ROI 01 [Anexo I, tabla I.11], y en la lateralidad para ROI 01 y 03 [Anexo I, tabla I.12]

En la **figura 6.2** pueden observarse unos valores medios relativamente similares a lo largo de las nueve regiones si exceptuamos las zonas ROI 01 y ROI 04, que mostraron, respectivamente la menor y mayor variación de gris, con diferencias significativas entre ellas y con el resto de zonas [**tabla 6.1**].

La región ROI 04 situada en la parte central del cuello femoral recoge la parte media del haz arciforme y la porción superior del triángulo de Ward; región en la que se detectó el promedio más bajo de gris y una dispersión relativamente elevada. Por el contrario, ROI 01 mostró el promedio de gris más elevado con una dispersión relativamente baja, explicadas por una gran superposición trabecular en la parte superior del haz cefálico.

²¹⁹ Detalles en Anexo I, tabla I.9.

FIGURA 6.2. Barras y perfiles de las variables del HGR.



Las barras representan los valores medios de la variable para cada una de las regiones de interés. Los bigotes de las barras representan el intervalo de confianza al 95%.

Tabla 6.1. Resumen de la significación estadística de las comparaciones dos a dos entre las regiones de interés de las variables del HGR.

REGIÓN DE INTERÉS		PROMEDIO GRIS TE=80	DISPERSIÓN GRIS TE=32	VARIACIÓN GRIS TE=34
I	J			
01	02	++	++	++
	03	++	++	++
	04	++	++	++
	05	++	o	++
	06	++	o	++
	07	++	++	++
	08	++	+	++
	09	++	o	++
	02	03	++	o
04		++	o	++
05		++	++	++
06		++	++	++
07		++	++	o
08		++	++	o
09		++	++	o
03	04	++	++	++
	05	++	++	o
	06	++	++	o
	07	++	++	o
	08	++	++	o
	09	++	++	o
04	05	o	++	++
	06	++	+	++
	07	o	++	++
	08	++	++	++
	09	++	++	++
05	06	++	o	o
	07	o	++	+
	08	o	+	++
	09	++	o	o
06	07	++	++	++
	08	++	++	++
	09	o	o	o
07	08	++	o	o
	09	++	++	o
08	09	++	++	+

Se muestra una tabla de doble entrada donde **o**: es no significativo ($p \geq 0,05$); **+** es significativo ($0,01 \leq p < 0,05$) y **++** es altamente significativo ($p < 0,01$). **TE**: tamaño del efecto en %.

6.2. ANÁLISIS MULTIVARIANTE DISCRIMINANTE DEL HISTOGRAMA DE GRIS

Con el objeto de conocer el poder diferenciador de las variables vinculadas al HGR en conjunto se utilizó un modelo de funciones discriminantes descriptivo.

Se introdujeron las tres variables (*MnH*, *DtH*, *CvH*) por el método de inclusión forzosa y se obtuvieron tres funciones discriminantes que consiguieron explicar el total de la varianza encontrada entre las diferentes regiones²²⁰.

Tabla 6.2. Autovalores de las funciones discriminantes del HGR.

FUNCIÓN	AUTOVALOR (a)	% DE VARIANZA	% ACUMULADO	CORRELACIÓN CANÓNICA
1	1,867	82,7	82,7	0,807
2	0,249	11,0	93,7	0,447
3	0,141	6,3	100,0	0,352

(a) Se han empleado las 3 primeras funciones discriminantes canónicas en el análisis.

En la **tabla 6.2** puede observarse que solamente con la primera función discriminante se consigue explicar aproximadamente un 83% de la variabilidad encontrada entre grupos; así mismo el coeficiente de correlación canónica es elevado ($\approx 0,81$) y por tanto la **primera función** será efectiva para diferenciar entre regiones. Las **funciones 2** y **3** mostraron similares fuerzas clasificatorias entre ellas aunque más bajas que la **función 1**; aún así todas las funciones resultaron ser estadísticamente significativas [Anexo I, tabla I.16].

En la **tabla 6.3** puede comprobarse que el *promedio de gris* (*MnH*) presenta una muy fuerte correlación (0,94) con la **función 1** lo que indica que será esta variable la que más peso tendrá en el poder clasificatorio de dicha función. Respecto a la **función 2** es la *dispersión de gris* (*DtH*) la presenta una correlación fuerte e inversa (-0,89) y para la **función 3** es la variable *variación de gris* (*CvH*), correlacionada de una forma moderadamente alta (0,69).

²²⁰ En el Anexo I, tablas I.14 a I.17, se muestran los contrastes accesorios para la interpretación de los análisis discriminantes.

Tabla 6.3. Coeficientes estandarizados y matriz de la estructura de las funciones discriminantes del HGR.

VARIABLES	FUNCIÓN		
	1	2	3
<i>Promedio de gris</i>	1,629 (0,944)*	1,327 (0,065)	1,921 (-0,325)
<i>Dispersión de gris</i>	-0,844 (0,219)	-2,791 (-0,880)*	-3,009 (0,422)
<i>Variación de gris</i>	1,275 (-0,277)	2,319 (-0,665)	4,170 (0,694)*

Sin paréntesis los coeficientes estandarizados de las funciones. Entre paréntesis las correlaciones intra-grupo combinadas entre las variables discriminantes y las funciones discriminantes canónicas tipificadas.
* Mayor correlación absoluta entre cada variable y cualquier función discriminante.

Aunque la prueba *M* de *Box* resultó ser significativa finalmente se optó por calcular las matrices de confusión a partir de las matrices de covarianzas intra-grupos en lugar de por grupos separados, porque las tasas de acierto entre un método y otro fueron similares (31,0% y 31,6% respectivamente). Al optar por el primero de ellos podrán realizarse las validaciones cruzadas²²¹.

La matriz de confusión ofreció unos porcentajes de acierto de acierto global del 31% y del 30,9% para la validación cruzada [tabla 6.4]. Debe tenerse en cuenta que estos porcentajes se refieren a la clasificación de las nueve regiones analizadas. Pero conviene recordar que, para cada una de las zonas, la probabilidad *a priori* de pertenecer a un grupo es del 11,1% y esta debe ser la referencia en el momento de evaluar la bondad del modelo discriminante.

Si nos atenemos a la información contenida en la tabla 6.5, puede advertirse que ROI 01 fue la región en la que se consiguió una mayor tasa de aciertos (68%) y que el 19% se clasificaron en la zona adyacente ROI 02 (recuérdese que esta zona seguía a la 01 en la variable *MnH*).

La ROI 02 fue clasificada correctamente el 25% con porcentajes de clasificación erróneos en las zonas adyacentes (27 y 37% en ROI 01 y 03, respectivamente).

Con ROI 03 las funciones discriminantes clasificaron correctamente al 44% de los casos y, como en las dos zonas anteriores, la práctica totalidad de los casos incorrectamente clasificados se localizaron en las zonas 01 y 02.

²²¹ En la validación cruzada se realiza la clasificación de cada caso tras dejarlo fuera del cálculo de la función.

En consecuencia puede afirmarse que, las tasas de acierto en la clasificación de las zonas de interés ubicadas en la cabeza femoral, fueron buenas –entre aproximadamente 2 y 6 veces lo esperado por el azar– y que la mayor parte de los casos clasificados erróneamente se ubicaron en una de las zonas adyacentes. Obviamente las tres regiones referidas son muy diferentes en *aspecto* o, si se prefiere, la textura y la información contenida en el HGR no recoge estas características.

En las ROI 04 y ROI 07 se obtuvieron un 46 y 44% de aciertos respectivamente y los casos clasificados correctamente tuvieron un reparto más o menos homogéneo por el resto de zonas.

Debe destacarse el bajo porcentaje de aciertos con ROI 06 (7%), con unos altos porcentajes de errores ubicados en las zonas 04, 07 y 09.

Las ROI 05, 08 y 09 mostraron unas tasas de acierto cercanas a las esperadas por el azar.

Podemos concluir, por una parte, que las funciones discriminantes generadas a partir de las variables obtenidas a partir de la información contenida en el HGR, clasifican relativamente bien a las regiones de la cabeza femoral –son las tres zonas que presentan unas intensidades de gris mayores– del resto de zonas; y por otra, que las funciones no son buenas discriminantes entre las regiones que ocupan el cuello femoral en sus distintas porciones y las zonas trocántreas.

En la **figura 6.3** se muestra el comportamiento discriminante del modelo mediante un gráfico de dispersión con los centroides obtenidos a partir de las dos primeras funciones discriminantes para cada una de las ROI. Puede notarse claramente el alto grado de superposición existente, lo que demuestra el relativamente bajo poder discriminante del modelo.

La **función 1** separa las tres primeras zonas del resto y la **función 2** separa la zona 01 de la 02 y de la 03 [véanse las diferencias entre los centroides para cada una de las funciones en el Anexo I, tabla I.17].

En la **figura 6.4** se representa el mapa territorial en relación a las puntuaciones discriminantes de las dos primeras funciones donde se delimita, con bastante nitidez, el área correspondiente a ROI 01 y no tanto las relativas a las demás zonas.

Probablemente si se generase un nuevo modelo con menos áreas de interés, las regiones quedarían mejor definidas.

FIGURA 6.3. Dispersión con los centroides por ROI del HGR.

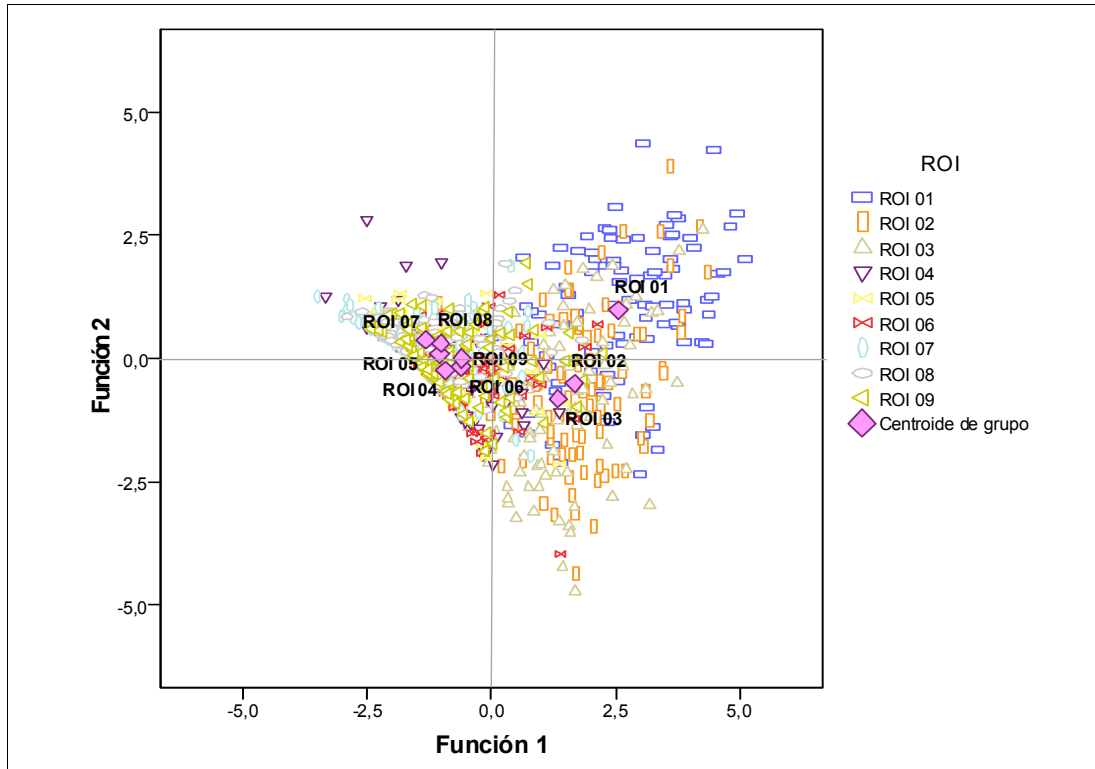
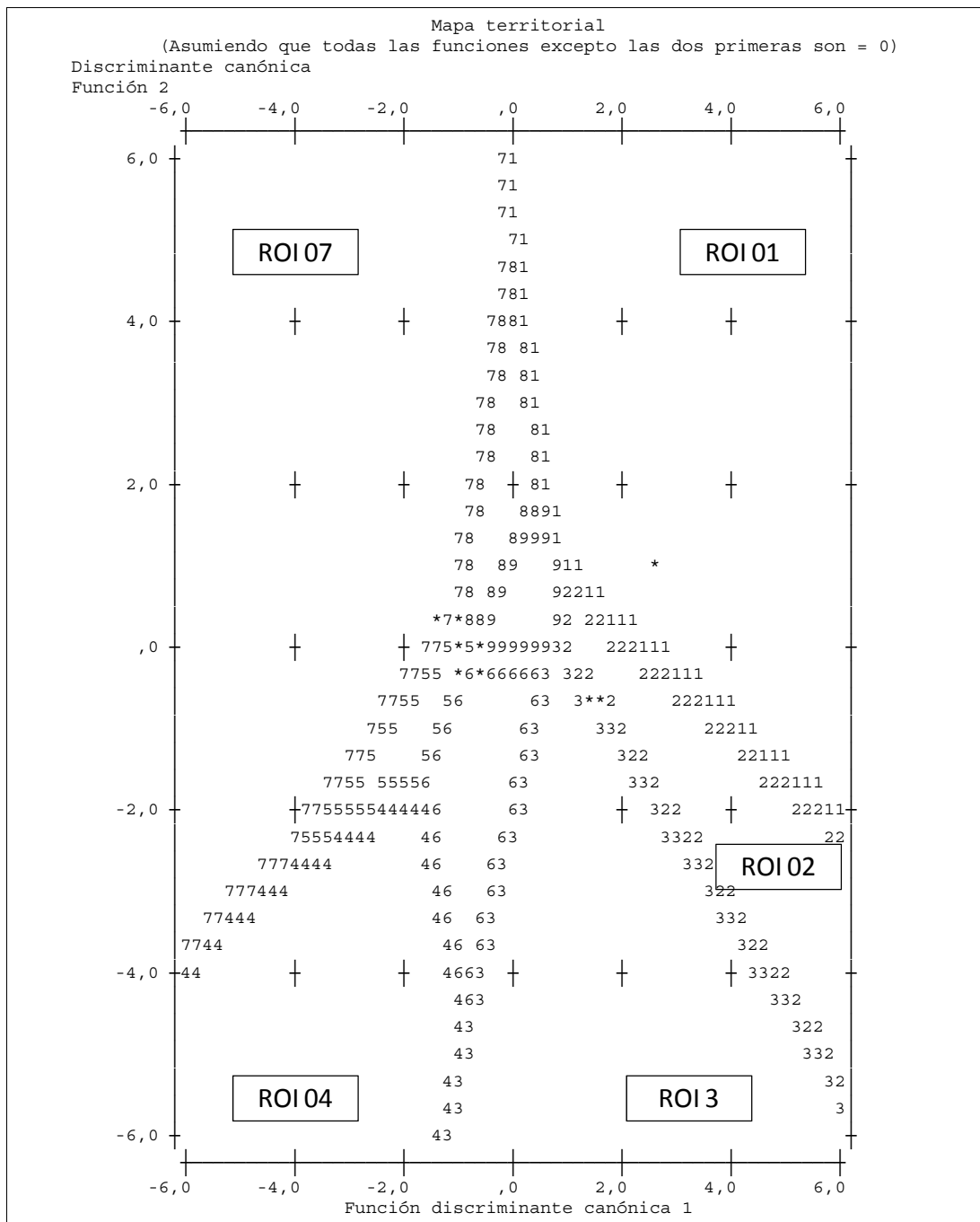


Tabla 6.4. Clasificación discriminante con las variables del histograma.

	ROI	Grupo de pertenencia pronosticado ^(b, c)									Total
		01	02	03	04	05	06	07	08	09	
Original (Recuento) Validación cruzada ^(a)	01	68	19	7	0	1	0	1	0	4	100
	02	27	25	37	0	0	2	1	1	7	100
	03	18	22	44	5	0	2	0	0	9	100
	04	0	1	7	46	8	12	16	5	5	100
	05	0	1	4	28	14	8	22	10	13	100
	06	1	2	6	23	6	7	18	5	32	100
	07	0	0	4	8	11	6	44	18	9	100
	08	0	4	1	14	4	4	39	15	19	100
	09	1	8	6	18	6	9	18	18	16	100

(a) En la validación cruzada cada caso se clasifica mediante las funciones derivadas a partir del resto de los casos. (b) Clasificados correctamente el **31,0%** de los casos agrupados originales. (c) Clasificados correctamente el **30,9%** de los casos agrupados validados mediante validación cruzada.

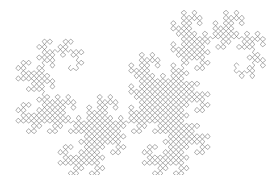
FIGURA 6.4. Mapa territorial discriminante del HGR.



La numeración del mapa se refiere a cada una de las ROI y los asteriscos representan a los centroides.

Capítulo VII

**RESULTADOS: ANÁLISIS FRACTAL Y DE
LAGUNARIDAD**



Capítulo 7

RESULTADOS DEL ANÁLISIS FRACTAL Y DE LAGUNARIDAD

El capítulo se ha organizado de modo que en primer lugar mostraremos los resultados de los ANOVA de las variables fractales derivadas de los dos métodos de conteo de celdas²²², seguidos de la descripción de las variables de lagunaridad.

Se mostrarán los resultados sobre cada una de las variables de forma simultánea para los dos procesados llevados a cabo²²³.

Finalmente se expondrán los resultados de los análisis discriminantes para cada uno de los métodos.

7.1. ANÁLISIS DE LA VARIANZA DE LAS DIMENSIONES FRACTALES

Las variables²²⁴ obtenidas son: la dimensión fractal *estándar* (D_{mbx}), dimensión fractal con suavizado mayor (D_{mbxB}) y dimensión fractal con suavizado menor (D_{mbxS}) con el método de conteo de celdas sin solapamiento (*Box-counting*) y una dimensión fractal (D_{msl}) con el método de conteo de celdas con solapamiento (*Sliding-box*).

Todas ellas cuantifican la complejidad de la imagen analizada en el sentido de *cuánto* rellena el espacio. Como ya se explicó en el correspondiente apartado de material y método, en las dimensiones fractales suavizadas, el algoritmo ha calculado la dimensión fractal a partir de la recta de regresión una vez eliminada las

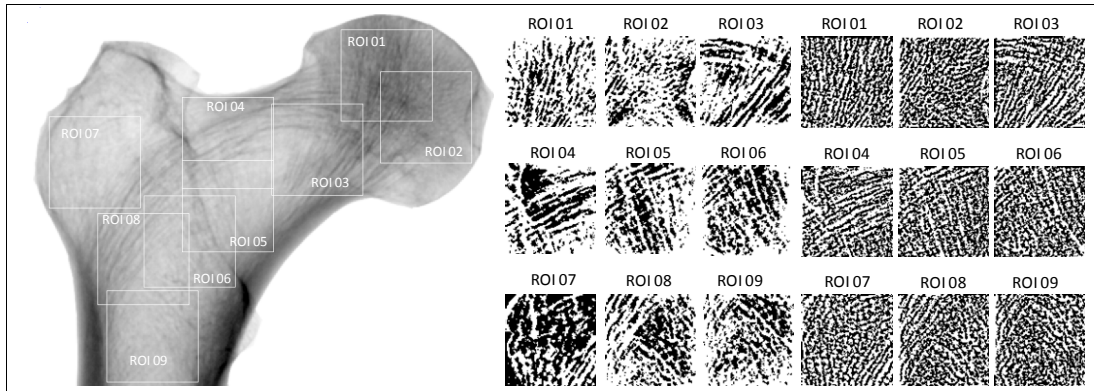
²²² Recuérdese que la diferencia radica en que en el *Box-counting* la cuadrícula de análisis se ubica en diferentes posiciones sin solapamiento, mientras que en el *Sliding-Box* sí que existe un solapamiento entre las distintas posiciones.

²²³ El procesado *Unsharp Mask* (UM) consistió en la aplicación de una máscara, una sustracción del fondo y una binarización; el procesado *Filter Rank* (FR) en un filtro de rango y una binarización.

²²⁴ Las abreviaturas de las variables irán seguidas de una letra *u* para el procesado UM y de una letra *f* para el procesado FR.

zonas de *meseta* donde no se producen variaciones en el recuento de celdas ocupadas.

FIGURA 7.1. Rx de referencia y ROI procesados Unsharp Mask y Filter Rank.



Se muestra uno de los especímenes analizados con los 9 nueve regiones de interés. La imagen radiográfica de la **izquierda** se ha invertido para mejorar el contraste. En el **centro** las ROI binarizadas tras el procesado UM, a la **derecha** binarizadas tras el procesado FR. Téngase en cuenta a la hora de realizar interpretaciones visuales que el ejemplo elegido no siempre será representativo de lo mostrado por los datos.

Tras una primera observación puede notarse que, las diferencias en las dimensiones fractales (DF) entre la distintas regiones, son más acusadas con el procesado UM que con el FR [figuras 7.2 a 7.5]²²⁵.

En segundo lugar, la fractalidad es, en general, elevada para todas las regiones y procesados (>1,7 teniendo en cuenta que los valores posibles oscilan entre 1, dimensión de una recta y 2, dimensión de un plano). Los valores DF de las dos regiones de la cabeza (ROI 01 y 02) así como ROI 03 –correspondiente a la región de cruzamiento del haz cefálico y el arciforme–, son considerablemente mayores que en el resto de regiones, mientras que ROI 04 es la que presenta dimensiones fractales menores, al menos en las relacionadas con el método de conteo de celdas con superposición de las cuadrículas.

Como intuíamos, las dimensiones suavizadas (D_{mbxB} y D_{mbxS}) ofrecen diferentes valores de la DF aunque los patrones de diferencias entre regiones se mantienen más o menos estables. El suavizado mayor, realizado desde la zona

²²⁵ Las tablas de estadísticos descriptivos pueden consultarse en el Anexo II, tabla II.1 y tabla II.2.

alta de la recta de regresión a la zona baja, tiende a *aplanar* la recta de regresión y por ello, ofrece valores de DF menores; mientras que el suavizado menor, realizado desde la zona baja de la recta de regresión hacia arriba, tiende a *inclinarse* la recta de regresión y en consecuencia los valores de la DF son mayores.

La dimensión fractal obtenida a partir del método con superposición de celdas (*Dmsl*) ofrece, en los dos procesados, valores de dimensión fractal más elevados que el resto de dimensiones –todas calculadas con el método de no solapado de celdas– y unas tendencias de la dimensión, según la zona analizada, diferentes a las obtenidas mediante el conteo de celdas estándar.

7.1.1. Variable Dimensión Fractal “Box-Counting” (*Dmbx*)

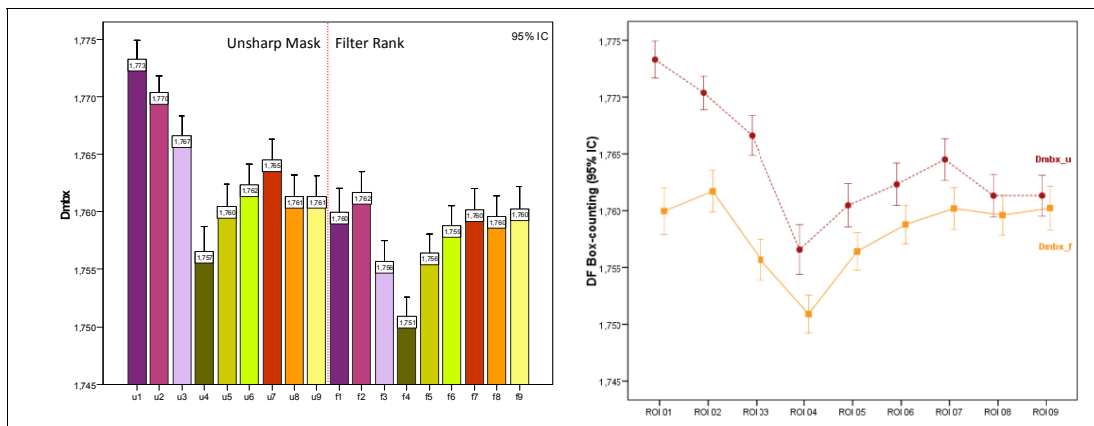
Más concretamente, para la variable *Dmbx_u* la prueba ANOVA mostró diferencias significativas ($F=37,57$; $p<0,001$) en las ROI con un tamaño del efecto moderado-alto que explicaría alrededor del 30% de la varianza ($\eta^2=0,281$). Los factores sexo y lateralidad no influyeron significativamente ($F_{\text{sex}}=1,60$; $p=0,133$; $F_{\text{lat}}=1,06$; $p=0,385$; $F_{\text{sex-lat}}=1,58$; $p=0,139$) en el modelo general y tampoco de forma particular en ninguna de las regiones de análisis [Anexo II, tablas II.3 y II.4].

Esta misma variable, pero con el otro procesado, *Dmbx_f*, también mostró diferencias significativas en cuanto a la ROI ($F=14,64$; $p<0,001$) con un tamaño del efecto moderado ($\eta^2=0,132$). No lo hizo respecto al sexo ($F_{\text{sex}}=1,95$; $p=0,063$) y sí respecto a la lateralidad ($F_{\text{lat}}=2,76$; $p=0,010$), con un tamaño del efecto en este último caso muy bajo ($\eta^2_{\text{lat}}=0,027$). Particularmente, aparecieron diferencias significativas según el sexo en ROI 01, 06 y 07 –que se corresponden con el haz principal cefálico y las regiones ubicadas entre los dos trocánteres– y en ROI 03 y 09 para la lateralidad [Anexo II, tablas II.6 y II.7].

Por tanto, los factores sexo y lateralidad no afectan de forma evidente a la variable *Dmbx* en ninguno de los dos procesados por lo que, en posteriores cálculos, no serán tenidos en cuenta.

Como puede observarse en la **figura 7.2** el comportamiento de la *Dmbx* en los dos procesados a lo largo de las regiones de análisis fue similar, aunque con valores significativamente mayores en el procesado UM²²⁶.

FIGURA 7.2. Barras y perfiles de la dimensión fractal “Box-counting”.



Las barras representan los valores medios de la variable para cada una de las regiones de interés –en el eje de abscisas– y en los dos procesados. **(u)**: procesado *Unsharp Mask*; **(f)**: procesado *Filter Rank*. Los bigotes de las barras y de los perfiles representan el intervalo de confianza al 95%.

Con el procesado UM, destaca la zona 04 que presentó una dimensión fractal significativamente menor a todas las demás regiones. Por el contrario, la zona 01 mostró una dimensión fractal significativamente mayor a todas las regiones excepto con ROI 02. Las ROI 02, 03 y 04 también mostraron valores significativamente mayores que el resto de zonas que las siguen (con alguna excepción que puede consultarse en la **tabla 7.1**). Las áreas 05 a 09 no mostraron diferencias significativas entre ellas.

Las tendencias de los valores medios con el procesado FR en las áreas de interés fueron similares a excepción de ROI 04 que presentó una DF significativamente menor que el resto de zonas.

²²⁶ No se realizaron los contrastes estadísticos para testar esta hipótesis pero puede deducirse fácilmente, a partir del gráfico de barras de la **figura 7.2**, que no existe solapamiento entre los intervalos de confianza, excepto para ROI 08 y ROI 09. En el gráfico de perfil puede observarse que la distancia entre estas dos zonas, según el procesado, es menor que en el resto de zonas.

7.1.2. Variable Dimensión Fractal con suavizado mayor (DmbxB)

En el caso de la dimensión fractal suavizada desde arriba para el procesado UM (*DmbxB_u*), se encontró que difería significativamente entre las regiones analizadas ($F=64,86$; $p<0,001$) con un tamaño del efecto alto ($\eta^2=0,403$) y mostraron diferencias, significativas el factor sexo ($F_{\text{sex}}=2,29$; $p=0,029$), pero no la lateralidad ($F_{\text{lat}}=0,97$; $p=0,450$) ni la interacción entre ambos ($F_{\text{sex-lat}}=1,23$; $p=0,286$). Las diferencias según el sexo, se localizaron concretamente en ROI 08; incluso así el tamaño del efecto para el factor sexo fue muy bajo ($\eta^2_{\text{sex}}=0,023$) [Anexo II, tablas II.11 y II.12].

Con el segundo de los procesados (*DmbxB_f*) la variable también tomó valores significativamente distintos según la región de análisis ($F = 25,88$; $p<0,001$) con un tamaño del efecto moderado ($\eta^2=0,212$); no lo hizo respecto al sexo ($F_{\text{sex}}=1,46$; $p=0,192$) y sí respecto a la lateralidad ($F_{\text{lat}}=2,88$; $p=0,010$), con un tamaño del efecto en este último caso muy bajo ($\eta^2=0,029$). En este caso se encontraron diferencias en ROI 01 respecto al sexo, y en ROI 04 y 07 respecto a la lateralidad [Anexo II, tablas II.13 y II.14].

La tendencia, en cuanto a los valores de F señalada en el anterior epígrafe, se mantiene también para esta variable y la calculada sobre el procesado UM explicó mayor porcentaje de la varianza presente entre las diferentes regiones.

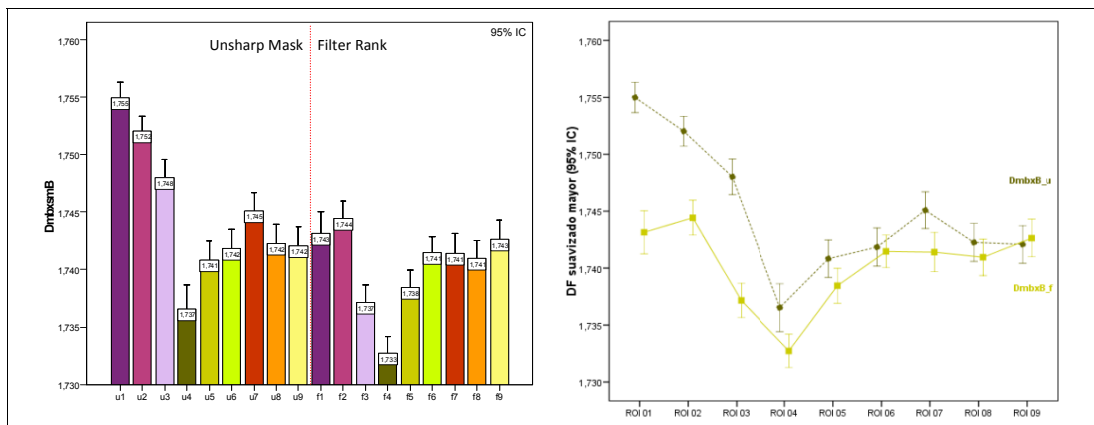
En la *DmbxB* los factores sexo y lateralidad tampoco mostraron covarianzas significativamente distintas o, si lo hicieron, los tamaños del efecto fueron muy bajos y tampoco se tuvieron en cuenta en posteriores análisis.

De un estudio más detallado de las comparaciones por pares de ROI [tabla 7.1] se observa que, en el procesado UM, se encontraron más diferencias significativas entre las diferentes regiones de interés, de forma que los valores medios de la *DmbxB* fueron significativamente distintos entre las nueve regiones, con las excepciones de los pares 03-07, 05-06, 05-08, 05-09, 07-09 y 08-09.

Con el procesado FR las pautas fueron similares pero el poder discriminatorio entre los pares de ROI fue menor. Destaca la ROI 04 que fue significativamente menor respecto a las demás regiones y la ROI 03 que también lo fue excepto con la ROI 05.

Debe considerarse también que, como con la *Dmbx*, la ROI 02 fue la que presentó un mayor valor medio –aunque sólo significativamente mayor que ROI 03, 04 y 05–; la máxima aproximación en los valores de *DmbxB* entre los dos procesados se produjo en ROI 09.

FIGURA 7.3. Barras y perfiles de la dimensión fractal con suavizado mayor.



Las barras representan los valores medios de la variable para cada una de las regiones de interés –en el eje de abscisas– y en los dos procesados. (**u**): procesado *Unsharp Mask*; (**f**): procesado *Filter Rank*. Los bigotes de las barras y de los perfiles representan el intervalo de confianza al 95%.

7.1.3. Variable Dimensión Fractal con suavizado menor (*DmbxS*)

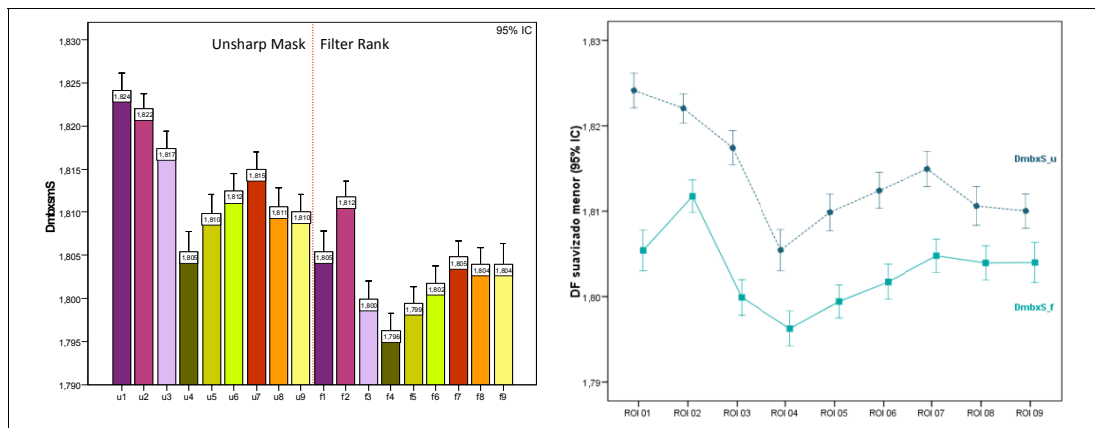
La dimensión fractal, tras el suavizado menor y en relación al primer procesado (*DmbxsmS_u*), mostró ser estadísticamente diferente en las ROI ($F=38,23$; $p<0,001$) con un tamaño del efecto moderadamente alto ($\eta^2=0,285$). Aunque ni el factor sexo ($F_{\text{sex}}=0,82$; $p=0,582$) ni el factor lateralidad ($F_{\text{lat}}=1,793$; $p=0,075$) mostraron influir de forma significativa, sí se encontraron diferencias significativas entre hombres y mujeres en ROI 02 y entre lateralidad izquierda y derecha en ROI 03 [Anexo II, tablas II.18 y II.19].

En cuanto a la variable respecto del segundo procesado (*DmbxS_f*) también se encontraron diferencias significativas en cuanto a la ROI ($F=20,28$; $p<0,001$) pero con un tamaño del efecto ligeramente más moderado que en el caso anterior ($\eta^2=0,174$). Tampoco fue detectada significación estadística en los factores sexo ($F_{\text{sex}}=1,60$; $p=0,122$) ni lateralidad ($F_{\text{lat}}=1,89$; $p=0,072$) pero sí de forma individual en

ROI 06 y 07 para el sexo y en ROI 05 y 06 en la lateralidad [Anexo II, tablas II.20 y II.21].

Al igual que ocurría con las variables anteriores, la potencia para encontrar diferencias entre las diferentes regiones fue mayor en el procesado UM que en el procesado FR –relativamente moderadas en ambos casos–, y los factores sexo y lateralidad no mostraron covarianzas estadísticamente significativas (no se tuvieron en cuenta en los análisis posteriores).

FIGURA 7.4. Barras y perfiles de la dimensión fractal con suavizado menor.



Las barras representan los valores medios de la variable para cada una de las regiones de interés –en el eje de abscisas– y en los dos procesados. **(u)**: procesado *Unsharp Mask*; **(f)**: procesado *Filter Rank*. Los bigotes de las barras y de los perfiles representan el intervalo de confianza al 95%.

La *DmbxS* mostró las mayores diferencias entre procesados de las tres dimensiones fractales *Box-counting*. Más concretamente, el procesado UM es de destacar que las ROI 01 y 02 fueron significativamente mayores que las demás regiones (aunque no entre ellas). La ROI 04, como en los casos anteriores, presentó los valores de dimensión fractal más bajos, de forma significativa respecto de todas las zonas excepto ROI 05, 08 y 09.

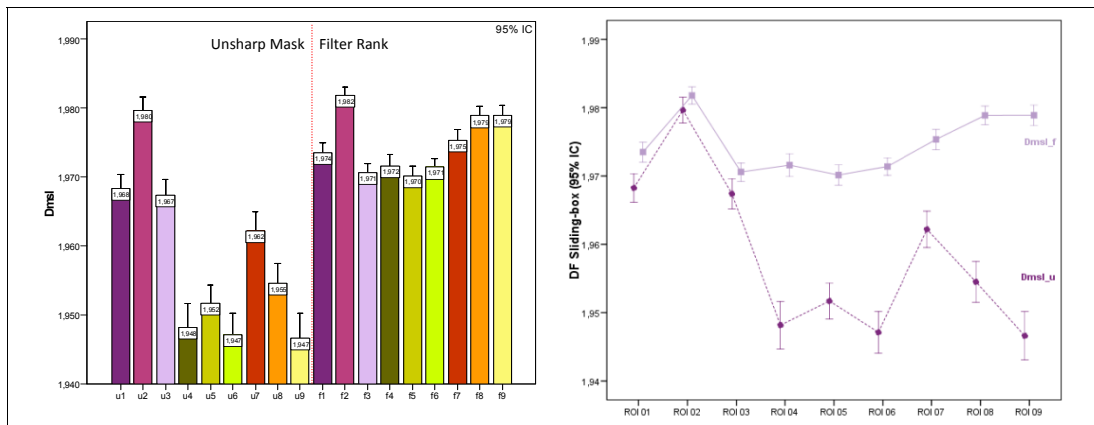
Con el procesado FR las tendencias fueron similares a las detectadas para la *Dmbx* y *DmbxB*, no obstante se encontraron significaciones que no aparecían en las otras variables, en especial la ROI 02 que mostró dimensiones significativamente mayores que las otras regiones.

7.1.4. Variable Dimensión Fractal “Sliding-box” (Dmsl)

En el procesado UM, la dimensión fractal calculada con el método de superposición de cuadrículas, mostró valores significativamente diferentes según la región de interés ($F=70,366$; $p<0,001$) en las ROI con un tamaño del efecto grande ($\eta^2=0,423$) mayor que en las otras tres DF descritas anteriormente. Los factores sexo y lateralidad no influyeron significativamente ($F_{\text{sex}}=1,41$; $p=0,205$; $F_{\text{lat}}=1,28$; $p=0,262$; $F_{\text{sex-lat}}=1,19$; $p=0,306$). A nivel individual, se encontraron diferencias significativas en ROI 01 y 02 para la lateralidad. Ninguna de las regiones difirió de forma estadísticamente significativa en cuanto a sexo [Anexo II, tablas II.25 y II.26].

Con respecto al comportamiento de esta variable con el procesado FR, la ANOVA ofreció resultados significativos para las ROI ($F=39,91$; $p<0,001$) con un tamaño del efecto moderadamente alto ($\eta^2=0,294$). No lo hizo respecto al sexo ($F_{\text{sex}}=1,00$; $p=0,424$) y sí respecto a la lateralidad ($F_{\text{lat}}=4,41$; $p<0,001$) con un tamaño del efecto en este último caso muy bajo ($\eta^2_{\text{lat}}=0,044$). Las diferencias individuales se encontraron en ROI 08 (sexo) y en ROI 02 (lateralidad) [Anexo II, tablas II.27 y II.28]. Como en los casos anteriores, estos dos factores se excluirán de los análisis.

FIGURA 7.5. Barras y perfiles de la dimensión fractal “Sliding-box”.



Las barras representan los valores medios de la variable para cada una de las regiones de interés –en el eje de abscisas– y en los dos procesados. (**u**): procesado *Unsharp Mask*; (**f**): procesado *Filter Rank*. Los bigotes de las barras y de los perfiles representan el intervalo de confianza al 95%.

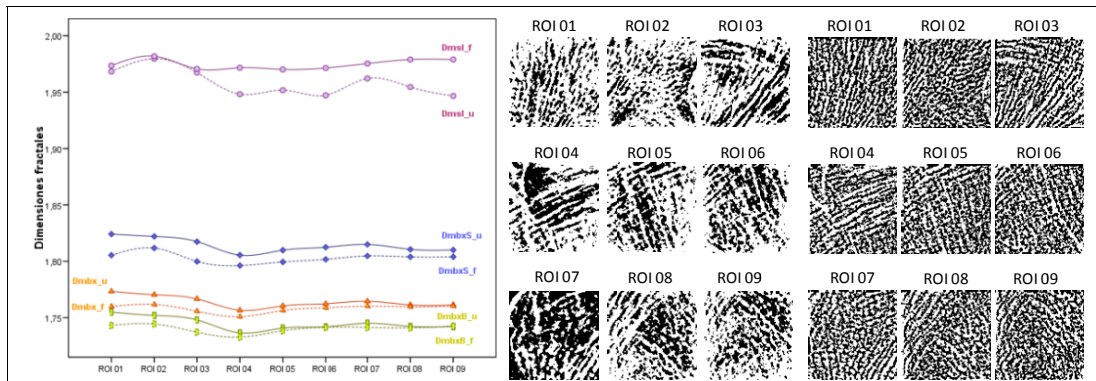
De las cuatro variables fractales, fue *Dmsl* sobre el procesado UM la que mostró un mayor porcentaje de variabilidad explicada por la zona de análisis (42% y seguida de cerca por la *DmbxB* con un 40%). La DF media en ROI 02 fue significativamente mayor que en el resto de zonas y, a diferencia de la DF *box-counting*, fueron las ROI 04, 05 y 09 las que presentaron valores más bajos sin diferencias significativas entre ellas pero sí con las otras zonas.

Respecto al procesado FR las tendencias fueron diferentes, en general con menores diferencias entre las zonas, si bien ROI 02 siguió presentando los valores más altos de forma significativa.

Las dimensiones más bajas correspondieron con ROI 03 a 06. Difirieron de forma significativa con las otras zonas (ROI 01, 02, 07-09) pero no entre ellas.

Como ocurría con el procesado UM, en el procesado FR la variable *Dmsl* fue la que presentó un mayor tamaño del efecto y por tanto de variabilidad explicada (29%, similar a la de las variables *Dmbx_u* y *DmbxS_u*).

FIGURA 7.6. Tendencias de las dimensiones fractales en las áreas de interés.



Se representan con los mismos colores las dimensiones fractales para los dos procesados. Cada color representa a una de las cuatro dimensiones fractales calculadas. Nótese que las diferencias entre ROI para una misma dimensión pueden quedar suavizadas por lo que el gráfico debe leerse en términos de tendencias y no de valores.

En resumen y en primer lugar: aunque no se realizaron contrastes para comparar las variables según el procesado utilizado, puede observarse que los valores *F* son sensiblemente mayores en el procesado UM que el FR, así como el tamaño de los efectos para los cuatro tipos de dimensión fractal calculados; en

consecuencia, las diferencias entre las diferentes regiones son más acusadas con el primer procesado que con el segundo lo que sugiere que los valores medios de las dimensiones fractales, y su capacidad discriminativa, son sensibles a los métodos de filtrado y umbralizado de las imágenes [tabla 7.1 y figura 7.6].

En segundo lugar, los patrones de variación para las dimensiones fractales basadas en el método *box-counting* fueron análogos, tanto entre procesados como entre variables. No ocurre así en la dimensión fractal basada en el método *sliding-box* en la que, no solamente los patrones observados en los ROI intermedios son diferentes, sino que, además, los valores medios obtenidos para el procesado FR fueron mayores que para el UM, a diferencia de lo encontrado para las dimensiones fractales *box-counting*. Esto nos permite sugerir que el método a partir del cual se calcula la dimensión fractal es determinante en la capacidad discriminativa entre zonas y que quizá las DF obtenidas por uno u otro método estén caracterizando propiedades fractales diferentes.

Tabla 7.1. Resumen de la significación estadística de las comparaciones dos a dos entre las regiones de interés de las variables de dimensión fractal.

REGIÓN DE INTERÉS		PROCESADO UNSHARP MASK				PROCESADO FILTER RANK			
I	J	Dmbx Te=28	DmbxB Te=40	DmbxS Te=29	Dmsl Te=42	Dmbx Te=13	DmbxB Te=21	DmbxS Te=17	Dmsl Te=29
01	02	o	+	o	++	o	o	++	++
	03	++	++	++	o	+	++	++	++
	04	++	++	++	++	++	++	++	o
	05	++	++	++	++	o	++	++	o
	06	++	++	++	++	o	o	o	o
	07	++	++	++	o	o	o	o	o
	08	++	++	++	++	o	o	o	++
	09	++	++	++	++	o	o	o	++
	02	03	o	++	+	++	++	++	++
04		++	++	++	++	++	++	++	++
05		++	++	++	++	++	++	++	++
06		++	++	++	++	o	o	++	++
07		++	++	++	++	o	o	++	++
08		++	++	++	++	o	o	++	++
09		++	++	++	++	o	o	++	+
03	04	++	++	+	++	++	++	o	o
	05	+	++	++	++	o	o	o	o
	06	++	++	++	++	o	++	o	o
	07	o	o	o	o	++	++	++	++
	08	++	++	++	++	+	+	+	++
	09	+	++	++	++	o	++	o	++
04	05	+	++	o	o	++	++	o	o
	06	+	++	++	o	++	++	+	o
	07	++	++	++	++	++	++	++	++
	08	o	++	o	o	++	++	++	++
	09	o	++	o	o	++	++	++	++
05	06	o	o	o	o	o	++	o	o
	07	o	+	+	++	++	+	++	++
	08	o	o	o	o	o	o	+	++
	09	o	o	o	o	o	++	o	++
06	07	o	+	o	++	o	o	o	++
	08	o	+	o	o	o	o	o	++
	09	o	+	o	o	o	o	o	++
07	08	o	+	++	++	o	o	o	++
	09	o	o	++	++	o	o	o	++
08	09	o	o	o	++	o	o	o	o

Se muestra una tabla de doble entrada donde o es no significativo ($p \geq 0,05$); + es significativo ($0,01 \leq p < 0,05$) y ++ es altamente significativo ($p < 0,01$). Te: Tamaño del efecto (en %).

7.2. ANÁLISIS DE LA VARIANZA DE LAS LAGUNARIDADES

En cuanto a las variables relacionadas con la lagunaridad se obtuvieron dos: la lagunaridad a partir del método sin solapamiento de celdas (*Box-counting*) y que abreviaremos como *LACbx* y la lagunaridad a partir del método con solapamiento de celdas (*Sliding-box*) que denominaremos *LACsl*; cada una de ellas para los dos procesados ya referidos. Recuérdese que la lagunaridad o *porosidad* cuantifica *cómo* rellena el espacio la estructura analizada. Cuanto más heterogénea sea la imagen en cuanto a su porosidad, más elevada será la lagunaridad.

En la **figuras 7.7 y 7.8** se muestran los correspondientes diagramas de barras para estas dos variables en sus dos procesados. En el Anexo II, tabla II.31 se detallan los estadísticos descriptivos.

Los patrones de medias según la región son diferentes en función del método con el que se ha calculado la lagunaridad, por tanto, el comportamiento del parámetro en las diferentes regiones de análisis está fuertemente relacionado con el método con el que se estimó.

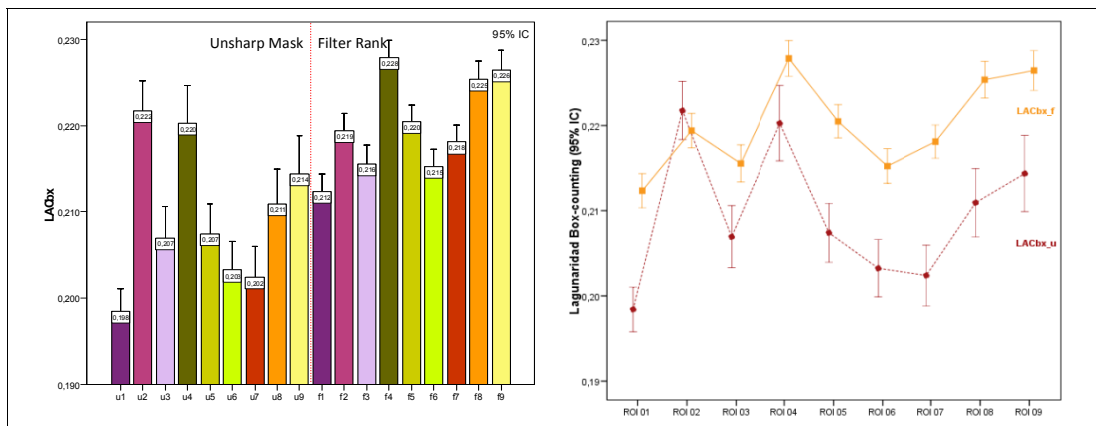
7.2.1. Variable Lagunaridad “Box-Counting” (LACbx)

La ANOVA muestra que este parámetro con el procesado UM fue significativamente distinto en función de la región de interés ($F=18,63$; $p<0,001$) con un tamaño del efecto moderado ($\eta^2=0,163$) sin influencias significativas del factor sexo ($F_{\text{sex}}=0,61$; $p=0,727$) pero sí del factor lateralidad ($F_{\text{lat}}=2,770$; $p<0,011$). El efecto en el factor lateralidad fue bajo ($\eta^2=0,028$). La interacción entre estos factores no fue significativa. En cuanto a las diferencias según las regiones de interés, ROI 01 fue significativamente diferente en relación al sexo y ROI 03 y ROI 06 lo fueron en relación a la lateralidad [Anexo II, tablas II.33 y II.34].

Los resultados para el procesado FR fueron mayores en cuanto a las diferencias según la ROI ($F=27,24$; $p<0,001$) con un efecto moderado-alto ($\eta^2=0,221$). Tampoco el factor sexo fue significativo ($F_{\text{sex}}=1,37$; $p=0,208$) y sí lo fue el factor lateralidad ($F_{\text{lat}}=2,30$; $p=0,020$), sin que la interacción fuese significativa entre estos dos factores. No obstante, como ocurría en alguna de las variables anteriormente descritas, los tamaños de los efectos de estos dos factores fueron bajos ($\eta^2_{\text{sex}}=0,014$

y $\eta^2_{lat}=0,023$). En los contrastes de forma individualizada por zonas, ROI 02 y ROI 06 fueron diferentes por sexo y ROI 03 y ROI 08 lo fueron por lateralidad [Anexo II, tablas II.35 y II.36].

FIGURA 7.7. Barras y perfiles de lagunaridad “Box-Counting”.



Las barras representan los valores medios de la variable para cada una de las regiones de interés –en el eje de abscisas– y en los dos procesados. **(u)**: procesado *Unsharp Mask*; **(f)**: procesado *Filter Rank*. Los bigotes de las barras y de los perfiles representan el intervalo de confianza al 95%.

Si consideramos las comparaciones dos a dos con el procesado UM se encontró que ROI 01 fue significativamente menor que en el resto de zonas excepto respecto a ROI 06 y 07. Las ROI 02 y 04 mostraron los valores de lagunaridad significativamente mayores que el resto de zonas con la excepción de ROI 09.

En el procesado FR las tendencias fueron similares, quizá con valor mínimo en ROI 01 menos acusado, aunque significativo con las demás zonas, excepto con ROI 03 y 06. La máxima lagunaridad correspondió en este caso a ROI 04 significativamente mayor en relación al resto de ROI con la excepción de ROI 08 y 09.

En general los valores de *LACbx* fueron mayores con el procesado FR que con el UM y, de forma más evidente, en aquellas zonas donde la lagunaridad fue menor.

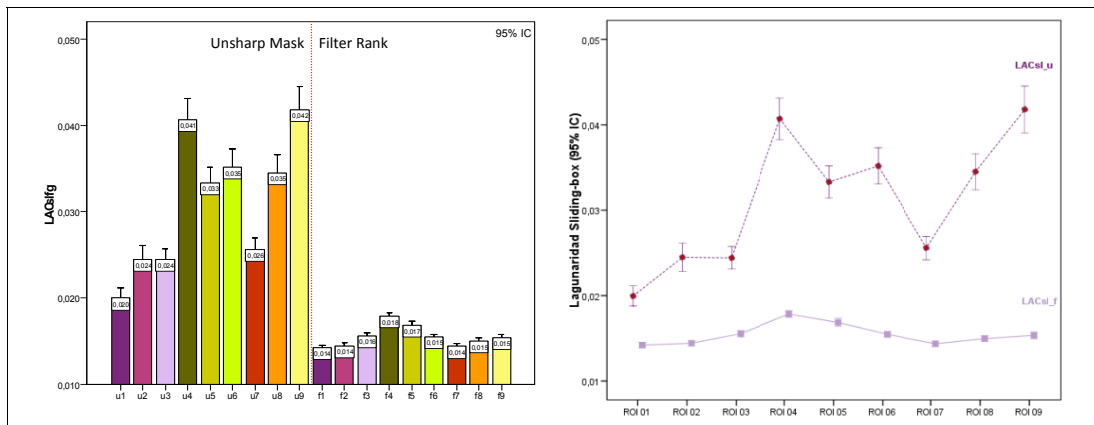
7.2.2. Variable Lagunaridad “Sliding-box” (LACsl)

Los resultados de esta variable en relación al procesado UM muestran valores estadísticamente diferentes según la región analizada ($F=68,127$; $p<0,001$), con un tamaño del efecto grande y considerablemente más elevado que en la variable anteriormente descrita ($\eta^2=0,415$). Los factores sexo y lateralidad no parecen influir de forma significativa ($F_{\text{sex}}=0,419$; $p=0,833$; $F_{\text{lat}}=2,217$; $p=0,062$). Tomados de forma individual se encontraron diferencias por lateralidad en ROI 06 y ROI 07 [Anexo II, tablas II.40 y II.41].

Con el procesado FR también la lagunaridad fue significativamente diferente en relación a las ROI ($F=57,739$; $p<0,001$) con un efecto grande aunque ligeramente menor que en el procesado anterior ($\eta^2=0,376$). El factor sexo no influyó de forma significativa ($F_{\text{sex}}=1,1913$; $p=0,094$) pero sí la lateralidad ($F_{\text{lat}}=2,834$; $p=0,017$).

El tamaño del efecto en este último caso también fue bajo ($\eta^2_{\text{lat}}=0,029$). Sí se detectaron diferencias en ROI 07 para el sexo, y en ROI 02 para la lateralidad [Anexo II, tablas II.42 y II.43].

FIGURA 7.8. Barras y perfiles de lagunaridad “Sliding-box”.



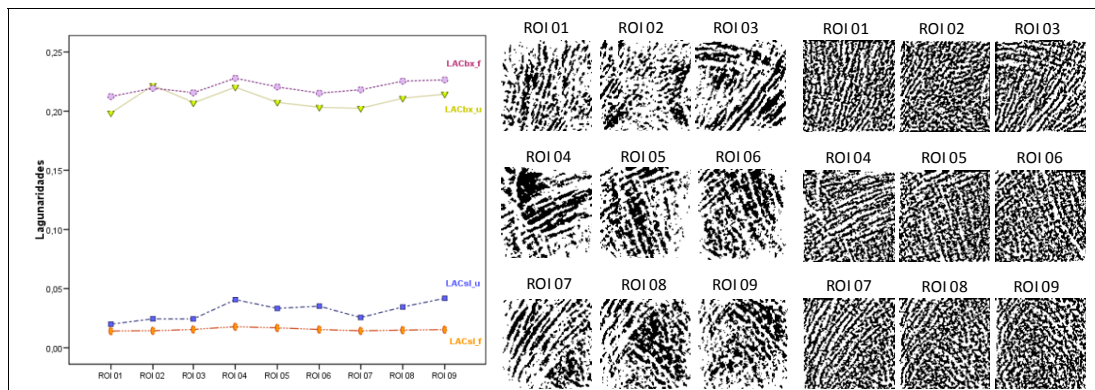
Las barras representan los valores medios de la variable para cada una de las regiones de interés –en el eje de abscisas– y en los dos procesados. **(u)**: procesado *Unsharp Mask*; **(f)**: procesado *Filter Rank*. Los bigotes de las barras y de los perfiles representan el intervalo de confianza al 95%.

Para el procesado UM a la vista del gráfico de perfil de la **figura 7.8**, puede apuntarse que el valor máximo de lagunaridad correspondió a la ROI 09 – significativamente mayor que en el resto de zonas excepto con ROI 04–, mientras

que el valor mínimo se localizó en ROI 01 que fue significativamente menor que en el resto de zonas.

En el procesado FR los valores de lagunaridad fueron significativamente menores que con el procesado UM. Las tres zonas en las que se registraron valores significativamente menores fueron ROI 01, 02 y 07 (sin diferencias entre ellas). Las zonas 03, 04 y 05 mostraron valores significativamente mayores que el resto de zonas; ROI 04 fue la región que mostró valores más altos de lagunaridad.

FIGURA 7.9. Tendencias de las lagunaridades en las áreas de interés.



Cada color pertenece a una de las cuatro lagunaridades (dos con cada procesado). Nótese que las diferencias entre ROI para una determinada variable pueden quedar suavizadas por la escala, por lo que el diagrama debe interpretarse en términos comparativos *entre* las cuatro variables.

La lagunaridad calculada por el método de deslizado de celdas (*Sliding-box*) en los dos procesados explica un porcentaje elevado de la varianza (en torno al 40%), mientras que la lagunaridad obtenida por el método de conteo de celdas sin solapamiento (*Box-counting*) explicó, en menor medida, la variabilidad entre zonas de interés.

Las ROI 04 y 09 fueron las que presentaron mayores lagunaridades; respectivamente se corresponden con las regiones de la parte superior del cuello femoral –aproximadamente en el centro del haz arciforme– y con la zona inferior del tercio proximal (a la altura del trocánter menor). En el sentido opuesto ROI 01 fue la región en la que se registraron valores menores; es la zona de mayor densidad trabecular y por tanto la imagen radiográfica se satura más y los procedimientos de segmentación y filtrado ofrecen una imagen homogénea.

Tabla 7.2. Resumen de la significación estadística de las comparaciones dos a dos entre las regiones de interés de las variables de lagunaridad.

REGIÓN DE INTERÉS		PROCESADO UNSHARP MASK		PROCESADO FILTER RANK	
I	J	LACBX TE=16	LACSL TE=42	LACBX TE=22	LACSL TE=38
01	02	++	++	++	0
	03	++	++	0	++
	04	++	++	++	++
	05	++	++	++	++
	06	0	++	0	++
	07	0	++	++	0
	08	++	++	++	++
	09	++	++	++	++
02	03	++	0	0	++
	04	0	++	++	++
	05	++	++	0	++
	06	++	++	0	++
	07	++	0	0	0
	08	++	++	+	0
	09	0	++	++	+
03	04	++	++	++	++
	05	0	++	+	++
	06	0	++	0	0
	07	0	0	0	++
	08	0	++	++	0
	09	0	++	++	0
04	05	++	++	++	++
	06	++	+	++	++
	07	++	++	++	++
	08	0	++	0	++
	09	0	0	0	++
05	06	0	0	+	++
	07	0	++	0	++
	08	0	0	0	++
	09	0	++	++	++
06	07	0	++	0	++
	08	0	0	++	0
	09	++	++	++	0
07	08	0	++	++	+
	09	+	++	++	++
08	09	0	++	0	0

Se muestra una tabla de doble entrada donde 0: es no significativo ($p \geq 0,05$); + es significativo ($0,01 \leq p < 0,05$) y ++ es altamente significativo ($p < 0,01$). TE: Tamaño del efecto (en %).

7.3. ANÁLISIS MULTIVARIANTE DISCRIMINANTE DE LAS VARIABLES FRACTALES Y LAGUNARIDAD

En este apartado se mostrarán los análisis multivariantes discriminantes (AMD) para las variables de dimensión fractal y de lagunaridad. Finalmente, las variables más discriminantes se combinarán con las más discriminantes obtenidas del estudio realizado sobre el HGR.

Solamente se mostrarán los resultados obtenidos sobre el procesado *Unsharp Mask* porque las variables fractales y de lagunaridad, calculadas estas imágenes, poseían unos mayores tamaños del efecto tal y como se ha visto en los análisis de las varianzas; parece que las diferencias entre las distintas áreas de interés se atenuaron con el procesado *Filter Rank*²²⁷.

7.3.1. AMD de la dimensiones fractales

En este análisis se introdujeron –por el método de inclusión forzosa– las cuatro variables de dimensión fractal desarrolladas anteriormente (*Dmbx*, *DmbxB*, *DmbxS* y *Dmsl*) y calculadas sobre las imágenes con procesado *Unsharp Mask* para finalmente obtener cuatro funciones discriminantes²²⁸.

En la **tabla 7.3** puede observarse que con la **función discriminante 1** queda explicada el 80% de la varianza encontrada y que junto a la **función 2** queda explicada $\approx 99\%$ de la varianza. El coeficiente de correlación canónica de la **función 1** fue moderado (0,65) y lo fue aún más el de la **función 2** (0,38), aunque ambas funciones fueron significativas [Anexo II, tabla II.48] el modelo en conjunto discriminará de forma limitada.

²²⁷ Aunque no se muestran los análisis multivariantes discriminantes también se realizaron con las variables calculadas sobre el procesado *Filter Rank* y, como era de esperar tras los resultados mostrados por los análisis de la varianza, el poder discriminante fue considerablemente peor que el logrado con el procesado *Unsharp Mask*.

²²⁸ En el Anexo II, tablas II.43 a II.46 se muestran los contrastes accesorios para la interpretación de los análisis discriminantes.

Tabla 7.3. Autovalores de las funciones discriminantes para dimensiones fractales.

FUNCIÓN	AUTOVALOR (a)	% DE VARIANZA	% ACUMULADO	CORRELACIÓN CANÓNICA
1	0,741	80,0	80,0	0,652
2	0,173	18,7	98,6	0,384
3	0,012	1,3	99,9	0,107
4	0,001	0,1	100,0	0,030

(a) Se han empleado las 4 primeras funciones discriminantes canónicas en el análisis.

Las **funciones 3 y 4** ofrecieron coeficientes de correlación canónica muy bajos y no fueron significativas (los valores de la λ de Wilks se situaron cercanos a la unidad, Anexo II, tabla II.48).

Tabla 7.4. Coeficientes estandarizados y matriz de la estructura de las funciones discriminantes para las dimensiones fractales.

VARIABLES	FUNCIÓN			
	1	2	3	4
<i>Dmsl</i>	0,521 (0,885)*	1,139 (0,453)	-0,014 (-0,055)	0,236 (0,097)
<i>DmbxB</i>	1,185 (0,754)*	-2,199 (-0,442)	1,647 (0,098)	-1,476 (0,477)
<i>Dmbx</i>	-1,321 (0,594)*	1,933 (-0,381)	1,128 (0,439)	-3,649 (0,556)
<i>DmbxS</i>	0,700 (0,617)	-0,810 (-0,308)	0,945 (0,704)*	-2,051 (0,169)

Sin paréntesis los coeficientes estandarizados de las funciones. Entre paréntesis las correlaciones intra-grupo combinadas entre las variables discriminantes y las funciones discriminantes canónicas tipificadas.
* Mayor correlación absoluta entre cada variable y cualquier función discriminante.

La variable *Dmsl* (dimensión fractal *Sliding-box*) presentó una fuerte correlación con la **función 1** ($\approx 0,89$) seguida de *DmbxB* y *Dmbx* (dimensión fractal *Box-counting* con suavizado mayor y sin suavizado, respectivamente). Sin embargo, si nos atenemos a los valores de los coeficientes tipificados, los mayores pesos en esta función los llevan las variables *Dmbx* (-1,321) y *DmbxB* (1,185) [tabla 7.4].

Respecto a la **función 2** las cuatro variables presentan correlaciones con la misma moderadas y similares entre ellas. Vuelven a ser *DmbxB* y *Dmbx* las dos variables que más peso tienen en la función.

Los resultados del contraste *M* de *Box* resultaron ser significativos pero, finalmente, se optó por calcular las matrices de confusión a partir de las matrices de covarianzas intragrupos en lugar de por grupos separados porque, así, podrán realizarse las validaciones cruzadas (los porcentajes de acierto fueron ligeramente superiores con el análisis de matrices separadas, 33%, que con las matrices conjuntas, 29,2%, pero la diferencia es pequeña).

La matriz de clasificación ofreció unos porcentajes de acierto global del 29,2% y del 28,3% para la validación cruzada [tabla 7.5], por tanto el modelo sólo clasifica correctamente a 1/3 de los sujetos. No obstante, como se indicó en el análisis discriminante relativo al HGR, la probabilidad de pertenecer a una determinada región es del 11,1% y es esta la referencia que debe tomarse en el momento de analizar la bondad del modelo para cada una de las ROI.

Si se analiza la tabla 7.5 puede comprobarse que la dos zonas con mayor porcentaje de clasificación correcta fueron ROI 01 (63%) y ROI 02 (72%) y que la mayor parte de los errores de clasificación ocurrieron entre ambas regiones.

Destaca también el relativamente elevado porcentaje de aciertos de la región 04 (45%) pero con una distribución de los errores más repartida en regiones aparentemente diferentes (aproximadamente el 15% en cada ROI 06, 07 y 09).

Por el contrario en la ROI 05 tan sólo se clasificó correctamente un caso y la mayoría lo hicieron erróneamente como zona 04 ó 09.

Sólo 6 casos de la región 08 se clasificaron correctamente, con equívocos con las zonas 04, principalmente, y con las regiones 06, 07 y 09.

Puede afirmarse que las funciones discriminan bien dos zonas relacionadas con la cabeza femoral (ROI 01 y 02), que son las que presenta las mayores dimensiones fractales respecto del resto de regiones. Por otra parte la ROI 04 –situada en la zona central y superior del cuello femoral– fue la que presentó menores valores en las cuatro dimensiones fractales y también se discrimina relativamente bien del resto de zonas.

En la tabla II.49 del Anexo II puede comprobarse que los centroides de estas tres zonas son mayores que en el resto de regiones, lo que hace que puedan ser separados con más facilidad. Obsérvese el diagrama de dispersión con los centroides [figura 7.10] y el mapa territorial [figura 7.11] en los que puede apreciarse

que si se traza una vertical desde el eje de abscisas, las ROI 01 y 02 quedan más a la derecha que el resto de zonas. Esta misma función separa a la ROI 04 que queda situada a la izquierda de las demás regiones. La **función 2**, como mostraba la **tabla 7.4**, aporta poca información, si acaso ayudará a discriminar entre las zonas 01 y 02.

Por último, y para terminar, obsérvese el mapa territorial de la **figura 7.11** donde las cuatro zonas claramente delimitadas son las que tienen unos mayores porcentajes de clasificación correcta; no obstante los centroides de dichas regiones no se encuentran en el centro de sus territorios, lo que indica solapamiento con las otras regiones.

Posiblemente, como ocurría en el caso del AMD con las variables del HGR, el hecho de que existan tantas regiones, solapadas algunas de ellas, limite el poder discriminante del modelo.

FIGURA 7.10. *Dispersión con los centroides por ROI para las DF.*

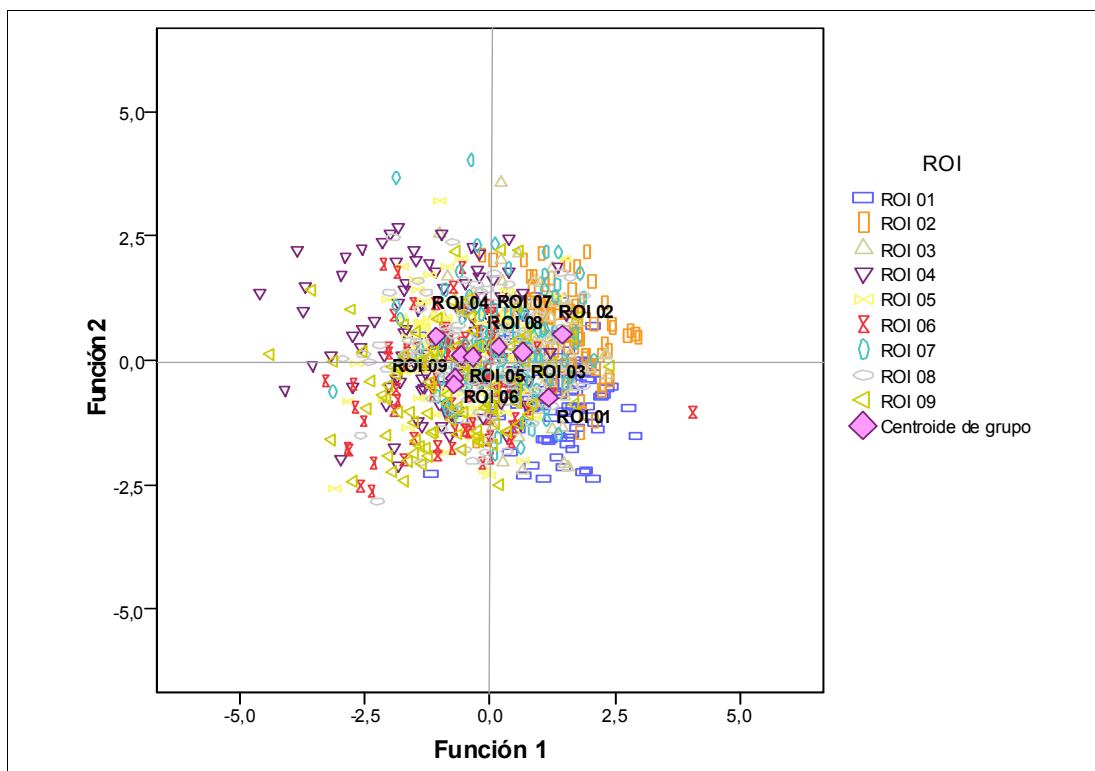
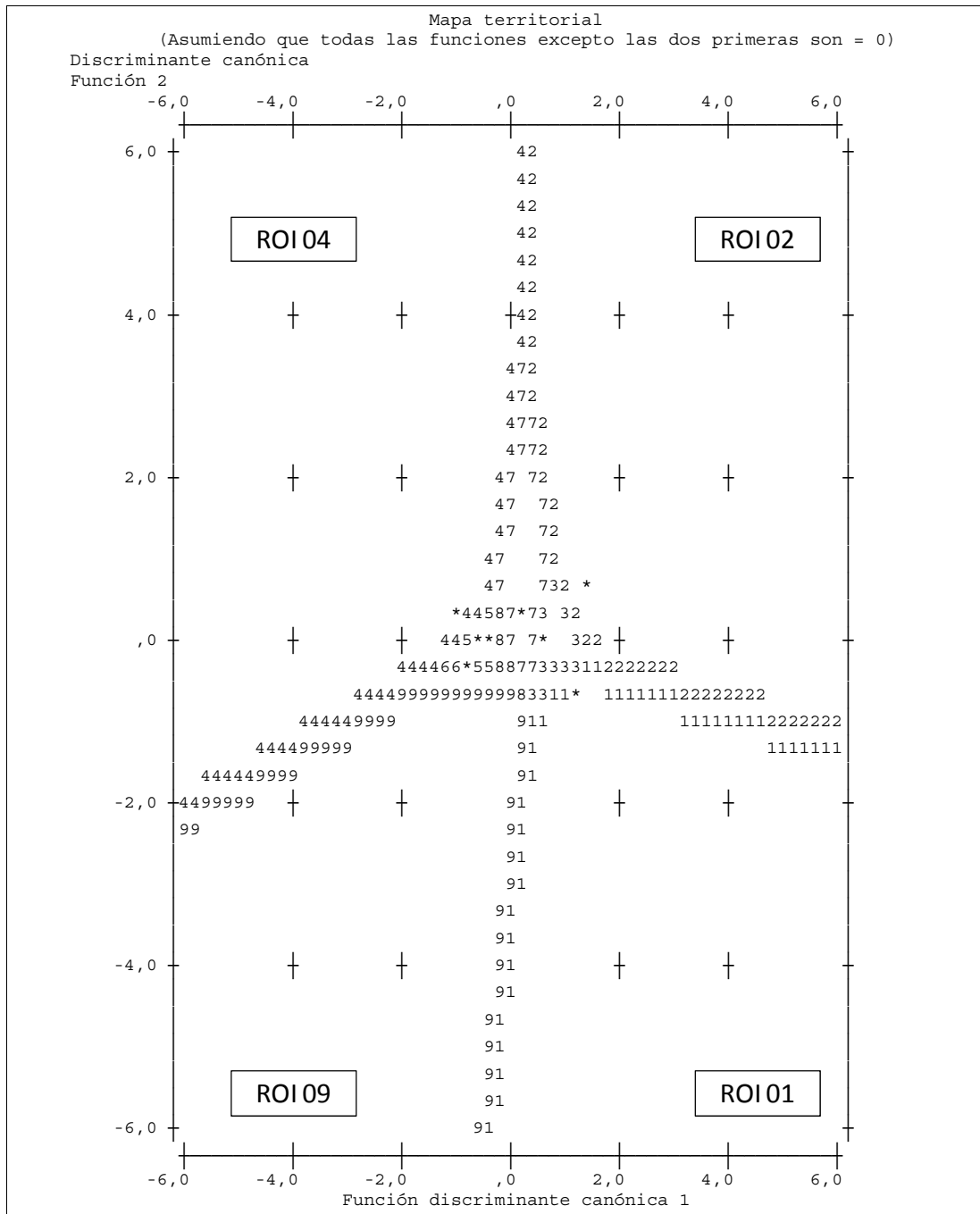


FIGURA 7.11. Mapa territorial discriminante de las dimensiones fractales.



La numeración del mapa se refiere a cada una de las ROI y los asteriscos representan a los centroides.

Tabla 7.5. Clasificación discriminante para las dimensiones fractales.

	ROI	Grupo de pertenencia pronosticado ^(b, c)									Total
		01	02	03	04	05	06	07	08	09	
Original (Recuento) y Validación cruzada ^(a)	01	63	15	9	1	0	3	3	2	4	100
	02	17	72	3	0	0	1	6	0	1	100
	03	21	26	17	4	1	4	15	5	7	100
	04	4	4	4	45	0	13	15	2	13	100
	05	5	4	6	33	1	11	12	7	21	100
	06	8	0	3	24	2	18	13	7	25	100
	07	14	14	18	15	2	10	14	7	6	100
	08	8	7	8	25	0	14	15	6	17	100
	09	8	5	9	17	2	22	4	6	27	100

(a) En la validación cruzada cada caso se clasifica mediante las funciones derivadas a partir del resto de los casos. (b) Clasificados correctamente el **29,2%** de los casos agrupados originales. (c) Clasificados correctamente el **28,3%** de los casos agrupados validados mediante validación cruzada.

7.3.2. AMD de las lagunaridades

En este caso el procedimiento fue similar al anterior epígrafe y se utilizaron las variables relacionadas con la lagunaridad: Lagunaridad *Box-counting* (*LACbx*) y lagunaridad *Sliding-box* (*LACsl*), ambas obtenidas sobre las imágenes con proceso UM²²⁹.

Tabla 7.6. Autovalores de las funciones discriminantes para las lagunaridades.

FUNCIÓN	AUTOVALOR (a)	% DE VARIANZA	% ACUMULADO	CORRELACIÓN CANÓNICA
1	0,667	80,8	80,8	0,633
2	0,159	19,2	100,0	0,370

(a) Se han empleado las 2 primeras funciones discriminantes canónicas en el análisis.

En la **tabla 7.6** se muestran los autovalores así como la correlación canónica de cada una de las variables. En la **función 1** el poder de discriminación es mode-

²²⁹ Contratos accesorios en Anexo II, tablas II.50 a II.53.

rado-alto (0,633 con una λ de Wilks =0,518) y moderado-bajo en la **función 2** (0,370 con una λ de Wilks =0,863) [véase Anexo II, tabla II.52]. La primera función explica por sí sola el 81% de la variabilidad encontrada entre zonas y la **función 2** el 19% restante.

Tabla 7.7. Coeficientes estandarizados y matriz de la estructura de las funciones discriminantes para las lagunaridades.

VARIABLES	FUNCIÓN	
	1	2
LACsl	1,178 (0,902)*	-0,145 (0,432)
LACbx	-0,513 (0,122)	1,071 (0,993)*

Sin paréntesis los coeficientes estandarizados de las funciones. Entre paréntesis las correlaciones intra-grupo combinadas entre las variables discriminantes y las funciones discriminantes canónicas tipificadas.
* Mayor correlación absoluta entre cada variable y cualquier función discriminante.

En cuanto al comportamiento de las variables que participan en el modelo la **tabla 7.7** refleja que, la lagunaridad *Sliding-box*, está fuertemente correlacionada con la **función 1** (0,902) de manera que, prácticamente todo el *peso* de la función recae sobre ella, mientras que la lagunaridad *Box-counting* está fuertemente correlacionada (0,993) con la **función 2**.

El contraste *M* de *Box* volvió a resultar significativo, por lo que se solicitó en análisis tanto con las matrices de covarianzas intragrupos unidas como separadas. Los porcentajes totales de acierto fueron de 28,9% con las matrices conjuntas y del 29,1% con las matrices separadas; de nuevo la diferencia es pequeña y optamos por la matriz de confusión generada con la primera opción puesto que, así, se obtendrán las validaciones cruzadas.

La matriz de clasificación de la **tabla 7.8** ofrece los porcentajes de clasificación y, como puede comprobarse, son moderados (28,9% total y 28,6% para la validación cruzada). Como en los AMD mostrados anteriormente, conviene analizar los porcentajes de acierto para cada una de las regiones sabiendo que la probabilidad de pertenecer a un grupo u otro es del 11,1%.

Tabla 7.8. Clasificación discriminante con las lagunaridades.

	ROI	Grupo de pertenencia pronosticado ^(b,c)									Total
		01	02	03	04	05	06	07	08	09	
Original (Recuento) y Validación cruzada ^(a)	01	60	15	8	1	2	4	9	0	1	100
	02	16	64	7	5	1	0	4	1	2	100
	03	33	28	9	4	4	6	10	5	1	100
	04	2	9	6	27	2	10	7	6	31	100
	05	3	11	7	12	6	25	17	5	14	100
	06	3	1	2	11	5	30	23	7	18	100
	07	28	17	9	3	5	13	21	2	2	100
	08	10	13	2	18	2	22	10	8	15	100
	09	3	8	4	15	5	16	7	7	35	100

(a) En la validación cruzada cada caso se clasifica mediante las funciones derivadas a partir del resto de los casos. (b) Clasificados correctamente el **28,9%** de los casos agrupados originales. (c) Clasificados correctamente el **28,6%** de los casos agrupados validados mediante validación cruzada.

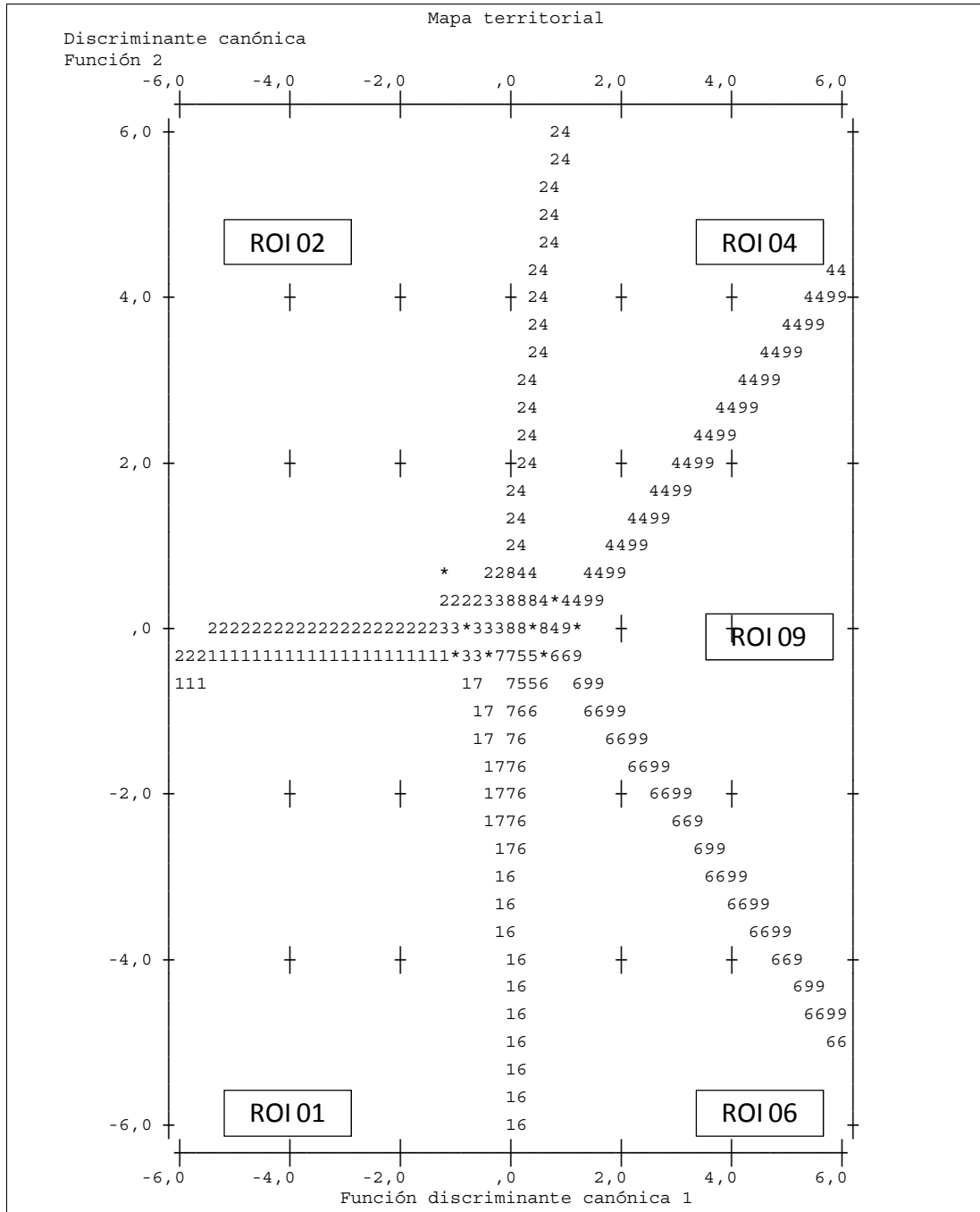
En el modelo generado a partir de las dos variables de lagunaridad los porcentajes globales de acierto siguen siendo moderados, pero la situación es ligeramente diferente a lo ocurrido con las dimensiones fractales. Las ROI 04, 06 y 09 tuvieron porcentajes aproximadamente tres veces superiores a lo que cabría esperar por el azar y en dos regiones, ROI 01 y 02, se obtuvieron porcentajes de acierto superiores al 60% [tabla 7.8].

La mayor parte de los casos erróneos de la zona 01 se clasificaron en la zona 02 y viceversa, por lo que parece que este modelo discrimina bien entre las dos zonas localizadas en la cabeza y las demás zonas.

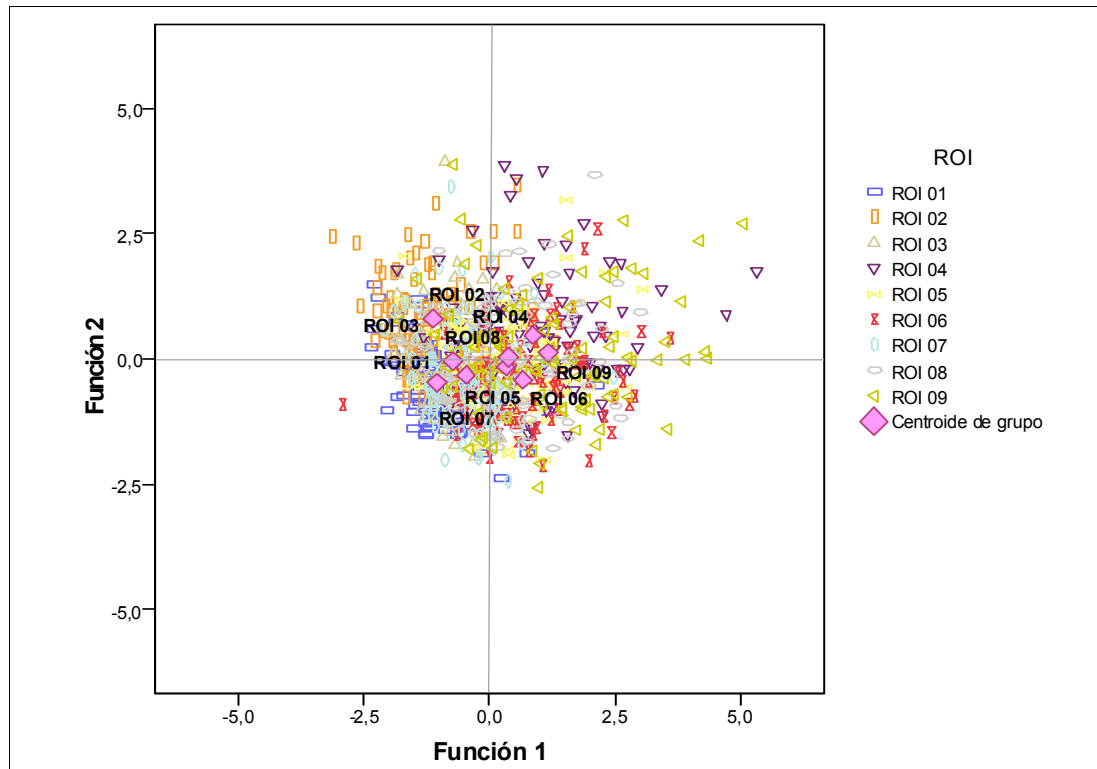
La región 05 vuelve a presentar la tasa de aciertos más baja (6%). La mayoría de los casos erróneos se encuentran clasificados en la región 06.

Como puede notarse en el mapa territorial de la figura 7.12 las funciones discriminan bien las dos zonas de la cabeza femoral. La función 1 separa por un lado a ROI 01 y 02 y por el otro a ROI 04, 06 y 09. La función 2 separaría a las zonas 01 y 02 y, en la otra parte, a las zonas 04 y 06.

FIGURA 7.12. Mapa territorial discriminante de las lagunaridades.



La numeración del mapa se refiere a cada una de las ROI y los asteriscos representan a los centroides.

FIGURA 7.13. *Dispersión con los centroides por ROI de las lagunaridades.*

Capítulo VIII

**RESULTADOS: ANÁLISIS TEXTURAL CON
MATRICES DE CONCURRENCIA**



Capítulo 8

RESULTADOS DEL ANÁLISIS TEXTURAL CON MATRICES DE CONCURRENCIA

Como ya se expuso en el apartado de metodología los análisis texturales con las matrices de concurrencia llevados a cabo en este estudio evaluaron cinco variables: *contraste* (CON), *homogeneidad* (IDM), *uniformidad* (ASM), *entropía* (ENT) y *correlación* (COR). Se realizaron los análisis a tres distancias (δ) entre píxeles y cada uno de ellos en cuatro orientaciones (θ) lo que ofrece un resultado de 12 posibilidades para cada parámetro en cada uno de las 9 ROI. El análisis se complica aún más si consideramos los factores sexo y lateralidad por lo que, en este capítulo, solamente se desarrollarán los análisis de varianza según la región de interés. Conviene aclarar que, en la relación a las diferencias en las variables según la distancia y orientación, se encontró que afectaron de forma significativa a todas las variables y en todas las áreas de interés; por tanto, se mantendrán para cada uno de los parámetros texturales las 12 posibilidades analizadas.

Los tamaños de los efectos para los contrastes entre distancias y orientaciones fueron entre moderados y muy altos, con la particularidad de que existía una interacción significativa entre ellos, lo que se traduce en un diferente comportamiento de la variable textural en función de la escala utilizada y la orientación del análisis. No obstante, una vez analizadas las comparaciones dos a dos –con la corrección de Bonferroni–, se pudo comprobar que, para todas las variables, en todas las distancias y en las 9 regiones analizadas, no existían diferencias entre la orientación 0° y 180° y entre la orientación 90° y 270° ; en consecuencia sólo se mostrarán los resultados de los datos relativos a las orientaciones 0° y 90° (horizontal y vertical respectivamente)²³⁰.

²³⁰ En realidad es un problema en la programación del algoritmo. La bibliografía sobre las matrices de concurrencia habla de 0° , 45° , 90° y 135° . Es decir, en la horizontal y vertical y en las diagonales. El algoritmo que hemos usado no permite calcular las variables texturales en las diagonales.

En cuanto al sexo y la lateralidad o bien no afectaron significativamente a los parámetros texturales o, si lo hicieron, los tamaños de los efectos fueron muy bajos por lo que no fueron tenidos en cuenta en los sucesivos análisis.

Este capítulo se organizará de forma que se presentarán los resultados de los análisis de las varianzas de cada uno de los parámetros texturales en relación a las 9 regiones de interés; para finalizar con los resultados del análisis multivariado discriminante²³¹.

8.1. ANÁLISIS DE LA VARIANZA DEL CONTRASTE

Recordemos que el parámetro textural *contraste GLCM* (CON) pertenece al grupo de los parámetros texturales relacionados con las diferencias de intensidad de gris entre las parejas de píxeles.

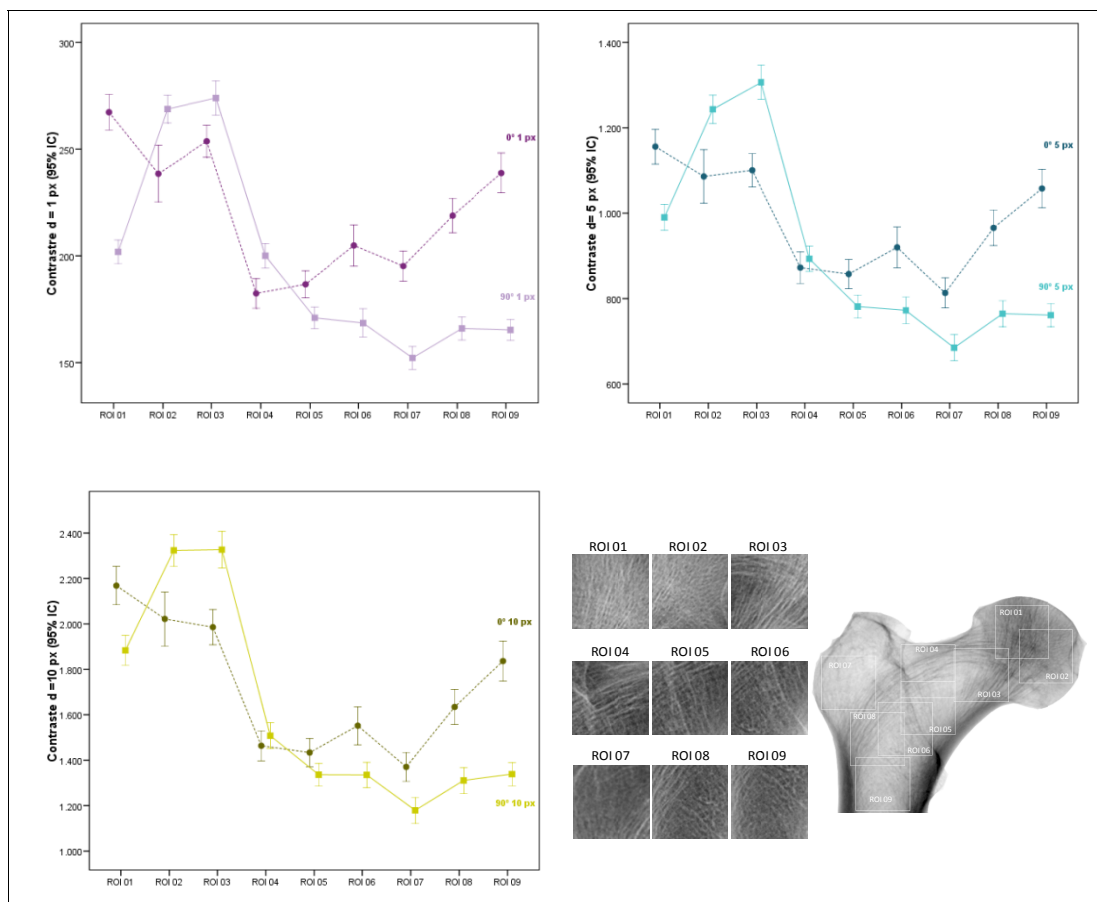
En primer lugar, y respecto a la escala δ y la orientación θ , se encontró que las diferencias en cada una de las 9 ROI fueron estadísticamente significativas y los tamaños de los efectos (η^2) fueron muy elevados. La varianza explicada para el factor distancia entre píxeles osciló entre el 85% de la ROI 06 al 3% de las ROI 02 y 03; para el factor orientación los porcentajes fueron más variables según la zona y osciló entre el 6% de la ROI 04 y 05 hasta el 95% de la ROI 02. La interacción entre los dos factores fue significativa en las en todas las regiones y los contrastes ofrecieron unos tamaños del efecto muy elevados, superiores a 0,95, lo que significa que ambos factores se afectan mutuamente y de forma diferente en los valores finales del contraste GLCM.

En consecuencia para el análisis del CON debieron realizarse por separado y para cada una de las distancias y de las orientaciones, considerando una variable de contraste en cada combinación distancia-orientación. En la **figura 8.1**, se muestran los diagramas con las barras de error y perfiles para cada una de las distancias en las dos orientaciones. Aunque no se muestran las tablas para estos

²³¹ No se aportarán todas las ANOVAS generadas en los estudios de orientación y distancia entre píxeles por una cuestión de espacio. Si se desea realizar alguna consulta al respecto puede solicitarse al autor que firma este trabajo. Aún así, los estadísticos descriptivos para cada una de las variables, distancia, ángulo y ROI se adjuntan en el anexo III, tablas III.1 a III.5.

dos factores, sí podemos apreciar, tras la observación de las escalas de los gráficos que las diferencias en cuanto a la escala o distancia (δ) son significativas. El contraste fue mayor a la distancia de 10 px y menor a la de 1 px; las diferencias para cada una de las distancias entre la orientación de 0° y la de 90° fueron similares y el patrón de los gráficos de perfil es prácticamente idéntico en las tres distancias.

FIGURA 8.1. Barras de error y perfiles para el "Contraste GLCM".



Se muestran los valores medios con los intervalos de confianza al 95% y los perfiles para el parámetro textural *Contraste*. Cada diagrama representa una de las tres distancias ($\delta = 1, 5$ y 10 px) en las dos orientaciones ($\vartheta = 0^\circ$ y 90°).

Con respecto a la orientación parece que la tendencia es que existe un mayor contraste en el sentido horizontal (0°) que en el vertical, excepto en las ROI 02 y 03 donde se invierte la tendencia, y que, precisamente son las zonas que presen-

taron unos valores de contraste más elevados. Si se observan las imágenes de referencia que acompañan a los gráficos de perfil, existe mayor contraste en la orientación vertical en aquellas regiones donde el haz trabecular principal de la cabeza aparece más oblicuo.

En las zonas 4 y 5 el contraste no difiere entre una orientación y otra, excepto para la distancia $d=1\text{px}$ donde las diferencias entre orientaciones sí son significativas.

Por último, la zona que presentó un menor contraste fue la ROI 07 en el sentido vertical.

En segundo lugar y prestando atención a las diferencias entre las diferentes regiones se resumen, en la **tabla 8.1**, las diferencias significativas y los tamaños del efecto encontrados en cada caso²³².

Para el CON 0° **1px** (en la horizontal con una distancia entre los píxeles de las parejas de 1 px) la prueba ANOVA ofreció resultados significativos ($F=66,78$; $p<0,001$) entre las distintas regiones con un tamaño de efecto elevado ($\eta^2=0,41$).

La región 01 mostró diferencias significativamente superiores con todas las demás zonas excepto con 02. A su vez, ROI 02 presentó diferencias solamente con las regiones centrales desde 04 a 07 y no lo hizo con las zonas 01 y 03 de la cabeza ni con las zonas 08 y 09 de la zona del trocánter menor.

La región 04 no difirió de la región 05 con la que se encontraba muy solapada, y las zonas 05 y 06 fueron similares a la región 07.

Las zonas 08 y 09 fueron claramente diferentes del resto de zonas.

Sin embargo, si observamos los resultados de significación para la variable CON 90° **1 px** (orientación vertical con 1px de distancia entre las parejas de píxeles), la situación es considerablemente diferente. La prueba ANOVA también ofreció resultados estadísticamente significativos en cuanto a las diferencias entre ROI ($F=386,0$; $p<0,001$) con un tamaño de efecto muy alto ($\eta^2=0,41$), prácticamente el doble que con la orientación a 0° y con 80% de explicación de la varianza en-

²³² En el Anexo III, tabla III.1 pueden consultarse los estadísticos descriptivos. En la tabla III.6 se encuentran los datos concretos del análisis de la varianza y en las tablas III.7 a III.12 los datos de los análisis estadísticos dos a dos con la corrección de Bonferroni. La **tabla 8.1** de esta sección se ha elaborado con la información en ellas contenida.

contrada, lo que quiere decir que las diferencias entre las regiones analizadas son mucho más evidentes en el sentido vertical que en el sentido horizontal.

Esta conclusión lleva asociada otra aún más interesante desde el punto de vista del poder discriminante de la variable y es que responde a la anisotropía del hueso trabecular del tercio proximal femoral. En la correspondiente columna de la tabla 8.1 puede comprobarse que, en las comparaciones dos a dos, las diferencias fueron estadísticamente significativas entre las diferentes regiones hasta la zona 05, donde el contraste ha descendido y se mantiene relativamente estable en las zonas 06, 07, 08 y 09.

Desde otra perspectiva puede comprobarse que las dos variables se complementan en el poder de discriminación, las zonas que presentan pocas diferencias en CON en el sentido horizontal sí lo hacen en el vertical y viceversa.

En cuanto **CON 0° 5 px** –orientación horizontal con distancia entre los pares de píxeles de 5 px–, en la ANOVA también se detectaron diferencias significativas en cuanto a las zonas de interés ($F=48,15$; $p<0,001$) con un tamaño del efecto moderado-alto ($\eta^2=0,33$).

En las comparaciones dos a dos el comportamiento fue similar al caso anterior, con la salvedad de que aquí hay que añadir otros dos pares entre los que no se encontraron diferencias, zonas 01 y 03 por un lado y 04 y 06 por otro. Además, algunos de los contrastes que con la distancia 1 px fueron significativos con un I.C. del 99% aquí lo fueron al 95%, por lo que se puede afirmar que en la orientación horizontal la distancia de 5 px, detecta en menor medida las diferencias texturales que a la distancia de 1 px.

En cuanto al **CON 90° 5 px** puede concluirse lo mencionado más arriba puesto que, tanto los resultados de la ANOVA ($F=365,03$; $p<0,001$), como el tamaño del efecto ($\eta^2=0,79$), como las comparaciones dos a dos entre las regiones de interés, fueron prácticamente idénticos, por lo que, en este caso, puede concluirse que el poder discriminante del contraste en el sentido vertical fue similar a la escala $\delta=1$ px que a la escala $\delta=5$ px.

Tabla 8.1. Resumen de la significación estadística de las comparaciones dos a dos entre las regiones de interés del Contraste GLCM.

REGIÓN DE INTERÉS		$\vartheta 0^\circ$			$\vartheta 90^\circ$		
I	J	$\delta 1px$ Te= 41	$\delta 5 px$ Te= 33	$\delta 10 px$ Te= 43	$\delta 1px$ Te= 80	$\delta 5 px$ Te= 79	$\delta 10 px$ Te= 79
01	02	o	o	o	++	++	++
	03	+	o	++	++	++	++
	04	++	++	++	o	++	++
	05	++	++	++	++	++	++
	06	++	++	++	++	++	++
	07	++	++	++	++	++	++
	08	++	++	++	++	++	++
	09	++	++	++	++	++	++
02	03	o	o	o	o	+	o
	04	++	++	++	++	++	++
	05	++	++	++	++	++	++
	06	+	+	++	++	++	++
	07	++	++	++	++	++	++
	08	o	o	++	++	++	++
	09	o	o	o	++	++	++
03	04	++	++	++	++	++	++
	05	++	++	++	++	++	++
	06	++	++	++	++	++	++
	07	++	++	++	++	++	++
	08	++	++	++	++	++	++
	09	+	o	+	++	++	++
04	05	o	o	o	++	++	++
	06	++	o	o	++	++	++
	07	+	+	o	++	++	++
	08	++	++	++	++	++	++
	09	++	++	++	++	++	++
05	06	++	+	++	o	o	++
	07	o	o	o	++	++	++
	08	++	+	++	o	o	++
	09	++	+	++	o	o	++
06	07	o	++	++	++	++	++
	08	++	o	o	o	o	o
	09	++	++	++	o	o	o
07	08	++	++	++	++	++	++
	09	++	++	++	++	++	++
08	09	++	++	++	o	o	o

Se muestra una tabla de doble entrada donde o: es no significativo ($p \geq 0,05$); + es significativo ($0,01 \leq p < 0,05$) y ++ es altamente significativo ($p < 0,01$). Te: Tamaño del efecto (en %).

El CON 0° 10 px también fue estadísticamente diferente en cuanto a las zonas analizadas ($F=74,86$; $p<0,001$) y presentó un tamaño del efecto alto ($\eta^2=0,43$), ligeramente superior al encontrado para la distancia 1px, y un 10% superior al encontrado para la distancia de 5px.

En las comparaciones dos a dos entre las zonas de interés se puede observar que mejora la diferenciación entre ROI 02 y 08, pero empeora en la discriminación entre ROI 04 respecto a ROI 05, 06 y 07.

Para finalizar con el análisis de este parámetro el CON 90° 10 px presentó resultados similares a los análogos para las otras dos distancias ($F=380$; $p<0,001$; $\eta^2=0,79$) y, en cuanto a las comparaciones entre zonas, mejoró la discriminación entre las regiones 05 respecto a 06, 08 y 09.

A modo de resumen pueden realizarse dos consideraciones: **1)** En general, la orientación vertical ofrece mejores resultados en la discriminación entre las distintas regiones que la orientación horizontal, de lo que se deduce que el *contraste GLCM* es sensible a la disposición espacial del hueso trabecular. **2)** La discriminación entre regiones varía en relación a la distancia de píxeles utilizada, en especial para la orientación horizontal. Parece que aunque los análisis con $\delta=1$ px y $\delta=10$ tienen similares tamaños del efecto, discriminan de distinta forma entre las zonas de interés, posiblemente porque con la escala más pequeña se esté evaluando la *microtextura* y con la escala mayor la *macrotectura*.

8.2. ANÁLISIS DE LA VARIANZA DE LA HOMOGENEIDAD GLCM

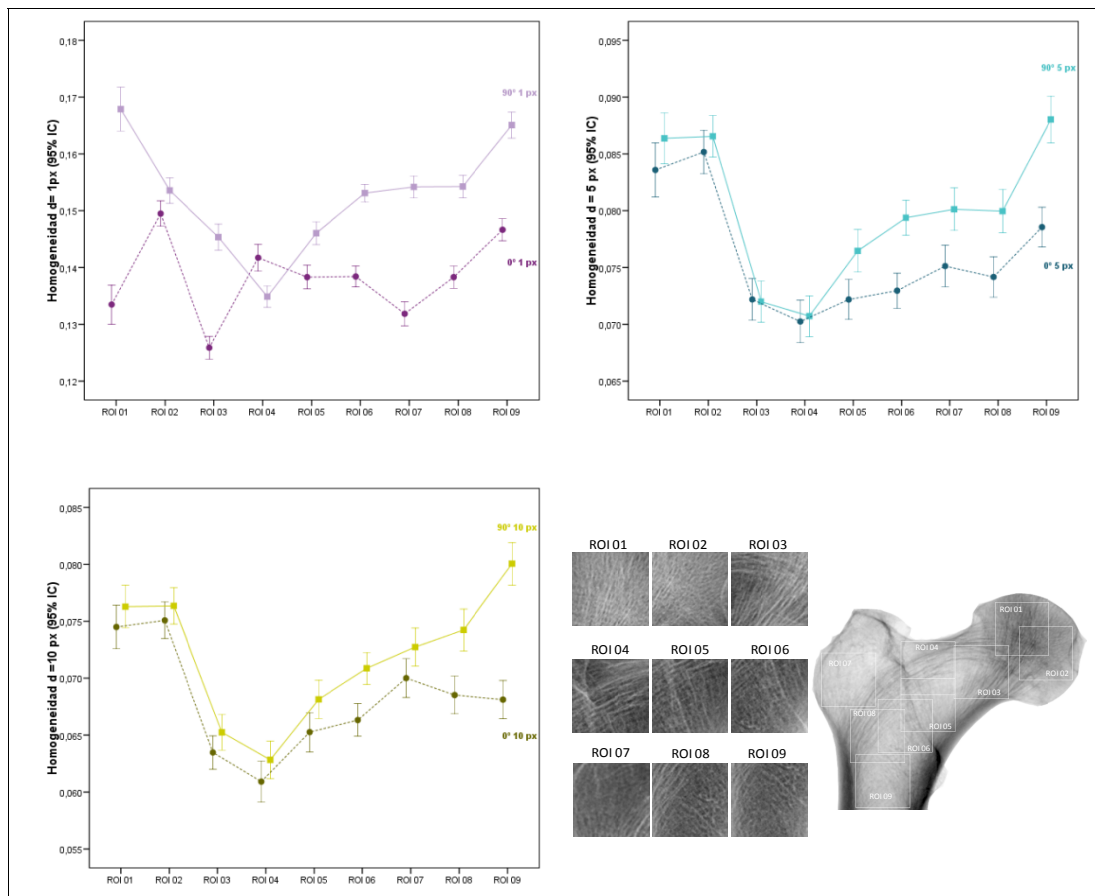
El parámetro *homogeneidad GLCM* (IDM) pertenece al grupo de los parámetros texturales relacionados con las diferencias de intensidad de gris entre los píxeles vecinos junto con el parámetro *contraste GLCM*, analizado en el apartado anterior; de manera que, cuando se incrementa la variabilidad local de gris, la homogeneidad disminuye.

Conviene recordar que, puesto que la ecuación para calcular es de tipo inverso, a mayor valor en el parámetro, mayor homogeneidad en la estructura. Si todos los píxeles tuviesen la misma intensidad de gris el valor de IDM sería 1.

Tal y como ocurría con el parámetro *contraste*, se encontraron diferencias significativas en los valores de IDM en relación a la escala (δ), a la orientación (θ),

así como en la interacción entre ambos, lo que significa que las variaciones de un factor respecto del otro fueron diferentes para cada combinación. Los tamaños de los efectos (η^2) y, por tanto, la varianza explicada, fueron muy elevados para el factor δ , superando en todas las ROI el $\eta^2=0,96$. Los tamaños de los efectos para el factor θ fue más variable a lo largo de las ROI, con un mínimo de $\eta^2=0,13$ (moderado) en la región 02 y un máximo de $\eta^2=0,91$ en la región 01.

FIGURA 8.2. Barras de error y perfiles para el "Homogeneidad GLCM".



Se muestran los valores medios con los intervalos de confianza al 95% y los perfiles para el parámetro textural *Homogeneidad*. Cada diagrama representa una de las tres distancias ($\delta = 1, 5$ y 10 px) en las dos orientaciones ($\vartheta = 0^\circ$ y 90°).

De una primera observación de la **figura 8.2** puede deducirse que los valores más altos en *homogeneidad* se registraron para la distancia de 1 px, mientras

que los valores más bajos correspondieron a la distancia 10 px y cercanos a los registrados a 5 px (aunque significativamente menores). También puede comprobarse, al observar los patrones de los perfiles, que el comportamiento de la *homogeneidad* a lo largo de las regiones de interés fue similar en las distancia 5 y 10 px, y diferente en la distancia 1 px, en especial para la orientación 0°.

En general se registraron mayores valores de homogeneidad para la orientación a 90° que para la orientación 0° en las tres distancias y las mayores diferencias, en cuanto a orientación, se correspondieron con las ROI 05 a 09.

Los mayores valores en la IDM se registraron para las zonas 09 y 01 –que puede apreciarse en la imagen de referencia– poseen niveles muy diferentes de intensidad de gris: la zona 01 tiene un promedio de gris mucho más elevado que la zona 09 pero las diferencias entre píxeles vecinos son, en ambas zonas, menores que en el resto de regiones, lo que hace que la homogeneidad de la imagen sea mayor. Obsérvese la diferencia con, por ejemplo, la ROI 04 que es una de las que presenta menor homogeneidad.

Si nos atenemos al análisis para la homogeneidad en cada una de las orientaciones y distancias²³³, en la variable IDM 0° 1 px la ANOVA mostró diferencias estadísticamente significativas según la ROI ($F=58,63$; $p<0,001$), con un tamaño del efecto alto ($\eta^2=0,37$).

En la **tabla 8.2** se resumen las significaciones estadísticas entre los pares de ROI, y de ello se deduce que el menor poder de discriminación se encuentra entre la ROI 01 y 05, 06, 07 y 08. Destaca también la escasa diferenciación de la ROI 08 respecto de las zonas más centrales.

Debe resaltarse la clara diferencia hallada en los valores de la *homogeneidad* para la ROI 03 respecto de las demás regiones. En este caso la zona 03 es la que presenta una menor y muy significativa homogeneidad. Téngase en cuenta que esta zona recoge gran parte del haz trabecular principal de la cabeza, muy verticalizado y que deja un patrón de bandas verticales estrechas: cuando se recorre la imagen en sentido horizontal, con una escala pequeña, se detecta píxeles intensos

²³³ En el Anexo III, tabla III.2 pueden consultarse los estadísticos descriptivos. En la tabla III.13 se encuentran los datos concretos del análisis de la varianza y en las tablas III.14 a III.19 los datos de los análisis estadísticos dos a dos con la corrección de Bonferroni. La **tabla 8.2** de esta sección se ha elaborado con la información en ellas contenida.

alternado con píxeles menos intensos. Este patrón no se reconoce con escalas mayores (5 y 10 px).

Tabla 8.2. Resumen de la significación estadística de las comparaciones dos a dos entre las regiones de interés de la Homogeneidad GLCM.

REGIÓN DE INTERÉS		$\vartheta 0^\circ$			$\vartheta 90^\circ$			
I	J	$\delta 1\text{px}$ Te= 37	$\delta 5\text{px}$ Te= 37	$\delta 10\text{px}$ Te= 36	$\delta 1\text{px}$ Te= 50	$\delta 5\text{px}$ Te= 44	$\delta 10\text{px}$ Te= 45	
01	02	++	o	o	++	o	o	
	03	++	++	++	++	++	++	
	04	++	++	++	++	++	++	
	05	o	++	++	++	++	++	
	06	o	++	++	++	++	++	
	07	o	++	++	++	++	+	
	08	o	++	++	++	++	++	
	09	++	++	++	o	o	+	
	02	03	++	++	++	++	++	++
04		++	++	++	++	++	++	
05		++	++	++	++	++	++	
06		++	++	++	o	++	++	
07		++	++	++	o	++	++	
08		++	++	++	o	++	o	
09		o	++	++	++	o	++	
03		04	++	o	o	++	o	o
		05	++	o	o	o	+	o
	06	++	o	o	++	++	++	
	07	++	o	++	++	++	++	
	08	++	o	++	++	++	++	
	09	++	++	++	++	++	++	
	04	05	++	o	++	++	++	++
06		++	++	++	++	++	++	
07		++	++	++	++	++	++	
08		o	++	++	++	++	++	
09		++	++	++	++	++	++	
05	06	o	o	o	++	++	++	
	07	++	o	++	++	++	++	
	08	o	o	+	++	++	++	
	09	++	++	o	++	++	++	
06	07	++	++	++	o	o	o	
	08	o	++	o	o	o	++	
	09	++	++	o	++	++	++	
07	08	++	o	o	o	o	o	
	09	++	++	o	++	++	++	
08	09	++	++	o	++	++	++	

Se muestra una tabla de doble entrada donde **o**: es no significativo ($p \geq 0,05$); **+** es significativo ($0,01 \leq p < 0,05$) y **++** es altamente significativo ($p < 0,01$). **Te**: Tamaño del efecto (en %).

Respecto a **IDM 90° 1px** el análisis de la varianza también mostró resultados significativos ($F=98,69$; $p<0,001$), un tamaño del efecto alto y mayor que en la orientación horizontal ($\eta^2=0,50$) con lo que, en principio, las regiones de interés muestran más diferencias en cuanto a la homogeneidad en el sentido vertical que en el horizontal.

Si concretamos más, en cuanto a las comparaciones por pares entre zonas, parece que es la zona 02 la que menos diferencias significativas muestra respecto a las zonas 06, 07 y 08; y que la ROI 06 tampoco difiere significativamente de la 07 y 08.

Obsérvese también que las regiones 01 y 09 no difieren significativamente en esta orientación y que la ROI 04 muestra unos valores significativamente menores que en las demás zonas. Si en la orientación horizontal era la ROI 03 la que presentaba una menor homogeneidad, debido a su patrón de bandas verticales, en la orientación vertical es la región 04 la que presenta una menor homogeneidad por, posiblemente, su patrón de bandas horizontalizadas.

Los resultados de la ANOVA según la región de interés para la variable **IDM 0° 5 px** fueron significativos ($F=56,78$; $p<0,001$) con un tamaño del efecto alto ($\eta^2=0,37$). A pesar de que el poder discriminante entre zonas es muy parecido al encontrado para la distancia 1 px, las comparaciones dos a dos muestran diferentes resultados, de tal forma que la IDM en ROI 01 es ahora significativamente diferente respecto a las demás regiones y la ROI 03 que a 1 px era diferenciable del resto de zonas, presenta ahora valores estadísticamente no significativos respecto a las zonas 04 a 08.

Las zonas con más homogeneidad se corresponden con ROI 01 y 02 y las que menos, ROI 03, 04 y 05 (no difieren entre sí).

Los resultados obtenidos en esta distancia pero con la orientación vertical (**IDM 90° 5 px**) fueron estadísticamente significativos ($F=76,37$; $p<0,001$) con una potencia ligeramente mayor ($\eta^2=0,44$), pero con un patrón de perfil muy similar al encontrado para la orientación horizontal. Las mayores diferencias se encontraron a partir de la ROI 05 y fueron máximas en la ROI 09.

En relación a las comparaciones por pares de ROI los principales problemas para discriminar se encontraron entre las zonas 01 y 02 respecto a la 09, las regiones 06, 07 y 08 entre sí, y las zonas 03 y 04.

Finalizando con este parámetro la IDM 0° 10 px presentó diferencias significativas en la ANOVA ($F=55,14$; $p<0,001$) con un tamaño del efecto moderado-alto ($\eta^2=0,36$).

En las comparaciones dos a dos puede observarse que discrimina bien para las primeras zonas y que, donde presenta más problemas, es en la diferenciación entre las zonas 03 a 06, y de las regiones 06 con las que le siguen.

Respecto a IDM 90° 10° px, como ocurrió en los casos anteriores, la orientación vertical ofreció mejores resultados que la orientación horizontal en cuanto a diferenciación entre zonas. El análisis de la varianza fue significativo ($F=82,34$; $p<0,001$) y la potencia alta ($\eta^2=0,45$).

Los mayores problemas se encontraron entre las zonas 01 y 02 respecto a la región 08 y entre las zonas con menor homogeneidad: las ROI 03, 04 y 05.

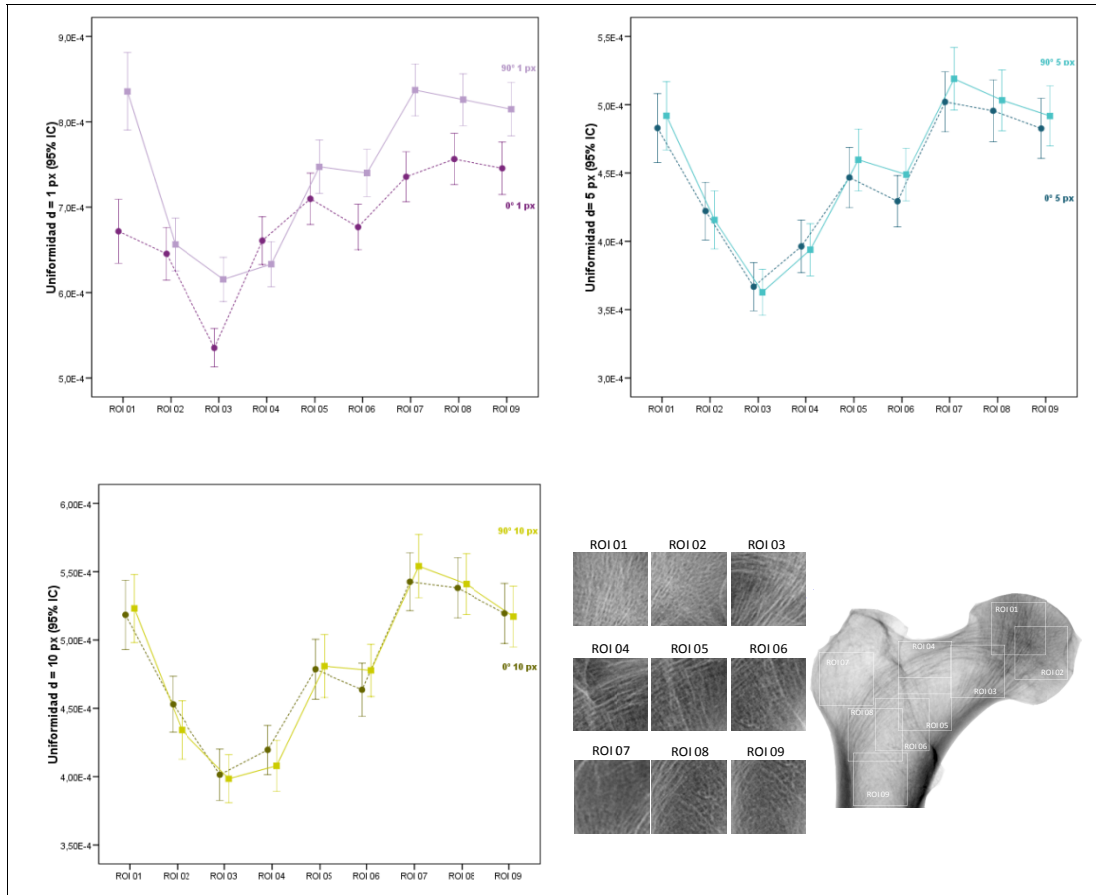
En resumen, como ocurría con el parámetro *contraste*, se encontraron mejores resultados discriminatorios entre zonas con la *homogeneidad* en sentido vertical que horizontal, si bien las diferencias entre una y otra orientación fueron menos evidentes que para el *contraste*. Además, se encontró que la *homogeneidad* presentó un comportamiento diferente en el análisis $\delta=1$ px respecto a los realizados con $\delta=5$ y 10 px.

8.3. ANÁLISIS DE LA VARIANZA DE LA UNIFORMIDAD GLCM

El parámetro *uniformidad GLCM* (ASM) pertenece al grupo de los parámetros texturales relacionados con el grado de *orden* en la textura, más fácilmente interpretable si se piensa en ella como una medida de la *rugosidad*. El valor máximo de ASM, uno, se registraría en el caso de que sólo existiese un valor de gris para todos los píxeles, y el valor mínimo, el de máxima *rugosidad*, se daría cuando todas las posibles parejas de píxeles se distribuyeran con igual probabilidad, en cuyo caso el valor estaría muy próximo a cero. Así, una textura con elevada monotonía en la transición de un píxel a otro, mostrará una elevada uniformidad.

Una primera observación a los gráficos de la figura 8.3 nos sugiere que, al menos para $\delta=5$ y 10 px, las diferencias en cuanto a la orientación son inexistentes; sin embargo, en el análisis a $\delta=1$ px, sí parecen encontrarse mayores valores de uniformidad para la orientación 90° en la mayoría de las regiones de interés.

FIGURA 8.3. Barras de error y perfiles para el "Uniformidad GLCM".



Se muestran los valores medios con los intervalos de confianza al 95% y los perfiles para el parámetro textural *Uniformidad*. Cada diagrama representa una de las tres distancias ($\delta = 1, 5$ y 10 px) en las dos orientaciones ($\vartheta = 0^\circ$ y 90°).

Si nos atenemos a los resultados de las ANOVAS, en cuanto a los factores distancia y orientación²³⁴, se encontraron tamaños del efecto muy altos para el factor distancia que oscilaron entre $\eta^2=0,87$ en la ROI 01 hasta $\eta^2=0,99$ en la ROI 05. En cuanto al factor orientación los tamaños del efecto también fueron elevados, pero con valores más variables según la ROI, de tal forma que oscilaron entre $\eta^2=0,001$ para la ROI 02 (no significativo) hasta $\eta^2=0,88$ en la ROI 01.

²³⁴ Recordemos, no mostradas en este trabajo pero sí evaluadas.

Los análisis para el parámetro *uniformidad* debieron hacerse de forma independiente para cada combinación distancia-orientación.

Atendiendo a la escala de los ejes de ordenas de los gráficos de la **figura 8.3** puede deducirse que los mayores valores de uniformidad se detectaron a la distancia de 1 px y que los obtenidos a las distancias 5 y 10 px fueron similares. De nuevo, con este parámetro, se están reconociendo las estructuras trabeculares a dos niveles de escala diferentes: el *micro* y el *macro*.

En general los mayores valores de ASM se localizaron en las ROI 01, 07 a 09 en las tres distancias y dos orientaciones –a excepción de la ROI 01 en 0° 1px– y los menores en las ROI 03 y 04. Obsérvese cómo en la distancia 1 px, en las ROI donde existe una clara direccionalidad de las trabéculas, las diferencias entre la orientación 0° y 90° es mayor (es muy evidente en la zona 03).

A continuación se discuten con más de detalle los resultados en relación a las distintas variables *uniformidad* en relación a las zonas analizadas [**tabla 8.3**]²³⁵.

Para la ASM 0° 1 px la ANOVA arrojó valores estadísticamente significativos ($F=32,87$; $p<0,001$) con un tamaño del efecto moderado-alto ($\eta^2=0,25$).

La ROI 03 es la que claramente mostró una menor uniformidad, con valores significativamente más bajos respecto a las demás zonas. Como ya se ha mencionado, las mayores diferencias se encontraron entre las regiones que presentaron una direccionalidad trabecular más o menos horizontalizada como es el caso de ROI 03 y, en menor medida, ROI 04.

En ASM 90° 1 px también se observó significación estadística en el análisis de la varianza ($F=50,03$; $p<0,001$) y un tamaño del efecto ligeramente mayor que en el caso anterior ($\eta^2=0,34$), por lo que, en principio, la discriminación entre zonas fue mejor.

Destaca el comportamiento de la zona 01, en este caso muestra la mayor uniformidad, no diferente desde el punto de vista estadístico de 07, 08 y 09. La

²³⁵ En el Anexo III, tabla III.3 pueden consultarse los estadísticos descriptivos. En la tabla III.20 se encuentran los datos concretos del análisis de la varianza y en las tablas III.21 a III.26 los datos de los análisis estadísticos dos a dos con la corrección de Bonferroni. La **tabla 8.3** de esta sección se ha elaborado con la información en ellas contenida.

zona 01 presenta una clara orientación vertical de las trabéculas óseas de forma que, en el sentido vertical, la imagen es *poco rugosa*.

La capacidad de localizar diferencias entre las zonas 02 y 05 con respecto a las demás también ha mejorado.

La ASM 0° 5 px mostró un comportamiento similar a su análoga para la distancia 1 px ($F=32,82$; $p<0,001$; $\eta^2=0,25$). En cuanto a las comparaciones dos a dos, los resultados fueron similares excepto en que, a la distancia 5 px, se encontraron más diferencias entre la ROI 01 y las otras zonas, lo que sugiere que con esta escala se detectan patrones más uniformes que en las zonas centrales, pero no lo suficiente para diferenciarlos de las zonas ubicadas en las regiones trocántreas (ROI 07, 08 y 09) como sí ocurría a la distancia de 1 px.

El comportamiento de ASM 90° 5 px fue casi idéntico al obtenido con la orientación horizontal –obsérvese en el correspondiente gráfico de la **figura 8.3** que los perfiles de las dos orientaciones están prácticamente solapados–, con un tamaño del efecto ligeramente superior ($F=41,86$; $p<0,001$ y $\eta^2=0,30$).

Parece que la detección del carácter anisotrópico de la trabeculación ósea con el parámetro textural *uniformidad* es muy sensible a la escala.

En cuanto a las variables relativas a la distancia de 10 px (ASM 0° 10 px y ASM 90° 10px), también tuvieron un comportamiento similar, con un ligero mayor poder de discriminación en el sentido vertical que en el horizontal ($F=39,51$; $p<0,001$; $\eta^2=0,29$ para los 0° y $F=47,53$; $p<0,001$; $\eta^2=0,32$ para los 90°).

Las diferencias encontradas entre ROIS son muy similares a los respectivos homólogos para la escala 5 px. Es de resaltar que mejora la discriminación de la región 02 respecto a 05 y 06.

Puede concluirse respecto a este parámetro textural: **1)** que explica de forma relativamente efectiva la variabilidad encontrada entre las diferentes regiones y **2)** que es especialmente sensible al factor escala cuando se trata de detectar diferencias en una orientación u otra.

Tabla 8.3. Resumen de la significación estadística de las comparaciones dos a dos entre las regiones de interés de la Uniformidad GLCM.

REGIÓN DE INTERÉS		$\vartheta 0^\circ$			$\vartheta 90^\circ$		
I	J	$\delta 1\text{px}$ Te= 25	$\delta 5\text{px}$ Te= 25	$\delta 10\text{px}$ Te= 29	$\delta 1\text{px}$ Te= 34	$\delta 5\text{px}$ Te= 30	$\delta 10\text{px}$ Te= 32
01	02	o	++	++	++	++	++
	03	++	++	++	++	++	++
	04	o	++	++	++	++	++
	05	o	o	o	+	o	o
	06	o	++	++	++	+	+
	07	o	o	o	o	o	o
	08	++	o	o	o	o	o
	09	+	o	o	o	o	o
	02	03	++	++	++	+	++
04		o	o	o	o	o	o
05		o	o	o	++	o	+
06		o	o	o	++	o	+
07		++	++	++	++	++	++
08		++	++	++	++	++	++
09		++	++	++	++	++	++
03	04	++	o	o	o	o	o
	05	++	++	++	++	++	++
	06	++	++	++	++	++	++
	07	++	++	++	++	++	++
	08	++	++	++	++	++	++
04	05	++	++	++	++	++	++
	06	o	+	++	++	++	++
	07	++	++	++	++	++	++
	08	++	++	++	++	++	++
	09	++	++	++	++	++	++
05	06	o	o	o	o	o	o
	07	o	++	++	++	++	++
	08	+	++	++	++	++	++
	09	o	+	++	++	o	++
06	07	++	++	++	++	++	++
	08	++	++	++	++	++	++
	09	++	++	++	++	++	++
07	08	o	o	o	o	o	o
	09	o	o	o	o	o	+
08	09	o	o	++	o	o	++

Se muestra una tabla de doble entrada donde **o**: es no significativo ($p \geq 0,05$); **+** es significativo ($0,01 \leq p < 0,05$) y **++** es altamente significativo ($p < 0,01$). **Te**: Tamaño del efecto (en %).

8.4. ANÁLISIS DE LA VARIANZA DE LA ENTROPÍA GLCM

La *entropía GLCM* (ENT) es un parámetro textural que también pertenece –junto a la *uniformidad*– al grupo de parámetros texturales relacionados con el ordenamiento de los los pares de píxeles en la imagen. En el caso de la *entropía* es útil analizarla en términos de *desorden*: cuanto menos *regular* sea la presencia de los patrones texturales en la imagen, mayor será el valor que tome la entropía.

La **figura 8.4** y la **tabla 8.4** serán las referencias sobre las que describiremos el comportamiento de este parámetro a lo largo de las nueve regiones de interés²³⁶.

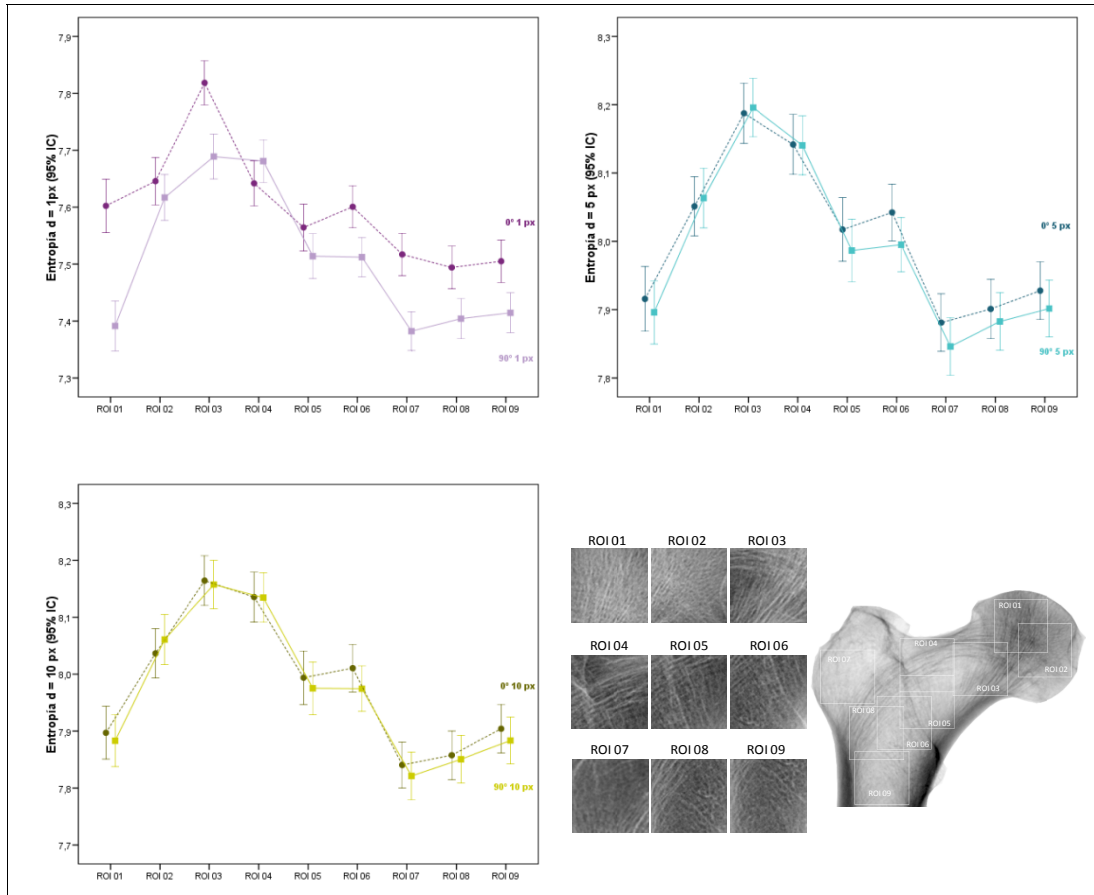
En referencia a la distancia (δ) y la orientación (θ) los análisis de las varianzas ofrecieron resultados estadísticamente significativos para ambos factores y una fuerte interacción entre ellos. Para el factor distancia los tamaños de los efectos oscilaron superaron $\eta^2=0,97$ en todas las ROI; el factor orientación, también resultó significativo pero con tamaños del efecto ligeramente más bajos y más variables según la zona de interés (osciló entre $\eta^2=0,08$ para ROI 02 y $\eta^2=0,95$ para ROI 01).

Según lo observado en la **figura 8.4** los valores de la entropía fueron significativamente mayores para las distancia 5 y 10 px en relación a la distancia 1 px. Las diferencias entre las distancias 5 y 10 píxeles fueron prácticamente inexistentes.

Es destacable que, para las distancias 5 y 10 px, los valores obtenidos para las dos orientaciones están solapados en las nueve zonas de interés. Sin embargo, la situación es radicalmente distinta en la distancia 1 px, ya que puede notarse que el valor de la entropía es estadísticamente superior en la orientación 0° que en la de 90° y en todas las zonas de interés (salvo en las ROI 02, 04 y 05).

²³⁶ En el Anexo III, tabla III.4 pueden consultarse los estadísticos descriptivos. En la tabla III.27 se encuentran los datos concretos del análisis de la varianza y en las tablas III.28 a III.33 los datos de los análisis estadísticos dos a dos con la corrección de Bonferroni. La **tabla 8.4** de esta sección se ha elaborado con la información en ellas contenida.

FIGURA 8.4. Barras de error y perfiles para el "Entropía GLCM".



Se muestran los valores medios con los intervalos de confianza al 95% y los perfiles para el parámetro textural *Entropía*. Cada diagrama representa una de las tres distancias ($\delta = 1, 5$ y 10px) en las dos orientaciones ($\vartheta = 0^\circ$ y 90°).

La ANOVA para variable ENT $0^\circ 1\text{px}$, en cuanto a las regiones de interés, fue estadísticamente significativa ($F=40,17$; $p<0,001$) con un tamaño del efecto moderado ($\eta^2=0,29$).

Debemos resaltar el valor significativamente más alto de la ROI 03 y los valores significativamente menores de las regiones 07, 08 y 09 (sin diferencias entre ellas). Estas zonas de baja entropía y, por tanto, de un mayor *orden*, se corresponden con la regiones donde existen menos entrecruzamientos de haces trabeculares y la imagen tiene un aspecto más reticular y homogéneo.

Así como también nos fijaremos en que las zonas 01, 02, 04, 05 y 06 no son muy diferentes entre sí en cuanto a los valores medios de entropía y se encuentran en una zona media.

La situación es diferente cuando el cálculo de la entropía se realiza en el sentido vertical (ENT 90° 1 px). La ANOVA ofreció resultados significativos en cuanto a las diferencias entre regiones (F=67,31; p<0,001) con una potencia un 12% superior que en el análisis horizontal ($\eta^2=0,41$) por lo que, previsiblemente, discrimina mejor entre las distintas zonas.

En este caso destacan los valores medios más bajos, en general, que los obtenidos con la orientación horizontal, lo que nos indica que el parámetro entropía a la escala de 1 px es anisotrópico dependiente. Parece que el *desorden* es menor en la vertical que en la horizontal.

Obsérvese la caída en el valor de la entropía para la ROI 01. Esta región recoge, prácticamente verticalizado, el haz trabecular cefálico y eso hace que la zona esté más organizada en sentido vertical, aún así los valores medios de esta zona no son significativamente diferentes de los registrados para las ROI 07, 08 y 09.

Sí ha mejorado la discriminación entre las regiones centrales y se han atenuado las diferencias para la región 03 que, ahora, es similar a las zonas 02 y 04.

Para la ENT 0° 5 px y ENT 90° 5 px las ANOVA fueron estadísticamente significativas (F=41,60; p< 0,001 y F=54,06; p<0,001, respectivamente) con un tamaño del efecto moderado en la orientación horizontal ($\eta^2=0,30$) y más alto en la vertical ($\eta^2=0,35$). Como puede observarse en la **figura 8.4** los perfiles de ambas variables se encuentran prácticamente superpuestos y los intervalos de confianza, en cada una de las regiones, muy solapados por lo que debemos concluir que la entropía a esta escala ya no es anisotropía-dependiente.

Las regiones 03 y 04 presentaron niveles de entropía superiores a las demás regiones y de nuevo las zonas 01, 07, 08 y 09 mostraron valores similares.

A las mismas conclusiones puede llegarse al analizar las entropías a la escala de 10 px (ENT 0° 10 px y ENT 90° 10px) puesto que, como ya se expuso más arriba, los valores son prácticamente idénticos a los obtenidos con la escala de 5 px.

Las correspondientes ANOVA fueron estadísticamente significativas ($F=47,80$ para los 0° y $F= 55,43$ para los 90° , ambas con $p<0,001$) y los tamaños de los efectos ligeramente superiores ($\eta^2=0,33$ a 0° y $\eta^2=0,36$ a 90°).

Tabla 8.4. Resumen de la significación estadística de las comparaciones dos a dos entre las regiones de interés de la Entropía GLCM.

REGIÓN DE INTERÉS		$\vartheta 0^\circ$			$\vartheta 90^\circ$		
I	J	$\delta 1px$ Te= 29	$\delta 5 px$ Te= 30	$\delta 10 px$ Te= 33	$\delta 1px$ Te= 41	$\delta 5 px$ Te= 35	$\delta 10 px$ Te= 36
01	02	o	++	++	++	++	++
	03	++	++	++	++	++	++
	04	o	++	++	++	++	++
	05	o	++	+	++	+	+
	06	o	++	++	++	++	+
	07	o	o	o	o	o	o
	08	++	o	o	o	o	o
	09	++	o	o	o	o	o
02	03	++	++	++	++	++	++
	04	o	o	+	o	o	o
	05	o	o	o	++	o	o
	06	o	o	o	++	o	o
	07	++	++	++	++	++	++
	08	++	++	++	++	++	++
	09	++	++	++	++	++	++
03	04	++	o	o	o	o	o
	05	++	++	++	++	++	++
	06	++	++	++	++	++	++
	07	++	++	++	++	++	++
	08	++	++	++	++	++	++
	09	++	++	++	++	++	++
04	05	++	++	++	++	++	++
	06	o	++	++	++	++	++
	07	++	++	++	++	++	++
	08	++	++	++	++	++	++
	09	++	++	++	++	++	++
05	06	o	o	++	o	o	o
	07	o	++	++	++	++	++
	08	++	++	++	++	++	++
	09	++	++	++	++	++	++
06	07	++	++	++	++	++	++
	08	++	++	++	++	++	++
	09	++	++	++	++	++	++
07	08	o	o	o	o	o	o
	09	o	o	o	o	o	o
08	09	o	o	+	o	o	+

Se muestra una tabla de doble entrada donde **o**: es no significativo ($p \geq 0,05$); **+** es significativo ($0,01 \leq p < 0,05$) y **++** es altamente significativo ($p < 0,01$). **Te**: Tamaño del efecto (en %).

Con respecto a la entropía puede concluirse que ofrece poder discriminante ligeramente mejor que la uniformidad –otra variable relacionada con el *orden*– y que, como aquella, es sensible al factor escala de manera que el comportamiento presentado a la escala de 1 px es diferente de forma significativa al presentado en las escalas mayores. También en este caso debemos suponer que el parámetro textural está cuantificando elementos estructurales de distinto tamaño.

8.5. ANÁLISIS DE LA VARIANZA DE LA CORRELACIÓN DE GRIS GLCM

Recuérdese que el parámetro *correlación GLCM* (ASM) pertenece al grupo de los parámetros texturales relacionados con el abordaje estadístico de las probabilidades de presencia de un determinado par de píxeles en las matrices. Es *análogo pero diferente* a la correlación lineal de la estadística clásica. Debe interpretarse como la dependencia lineal de los valores de gris de *una determinada* pareja respecto de las demás. Este parámetro podrá tomar valores entre -1 y 1, en los casos de una correlación perfecta –inversa o directa–, y 0 en el caso de ausencia de correlación.

Además puede ofrecer, como se expuso en el epígrafe 3.4, información sobre el tamaño de los téxeles o elementos estructurales definidos en la imagen.

Serán la **figura 8.5** y la **tabla 8.5** las que nos sirvan de referencia para interpretar el comportamiento de este carácter textural²³⁷.

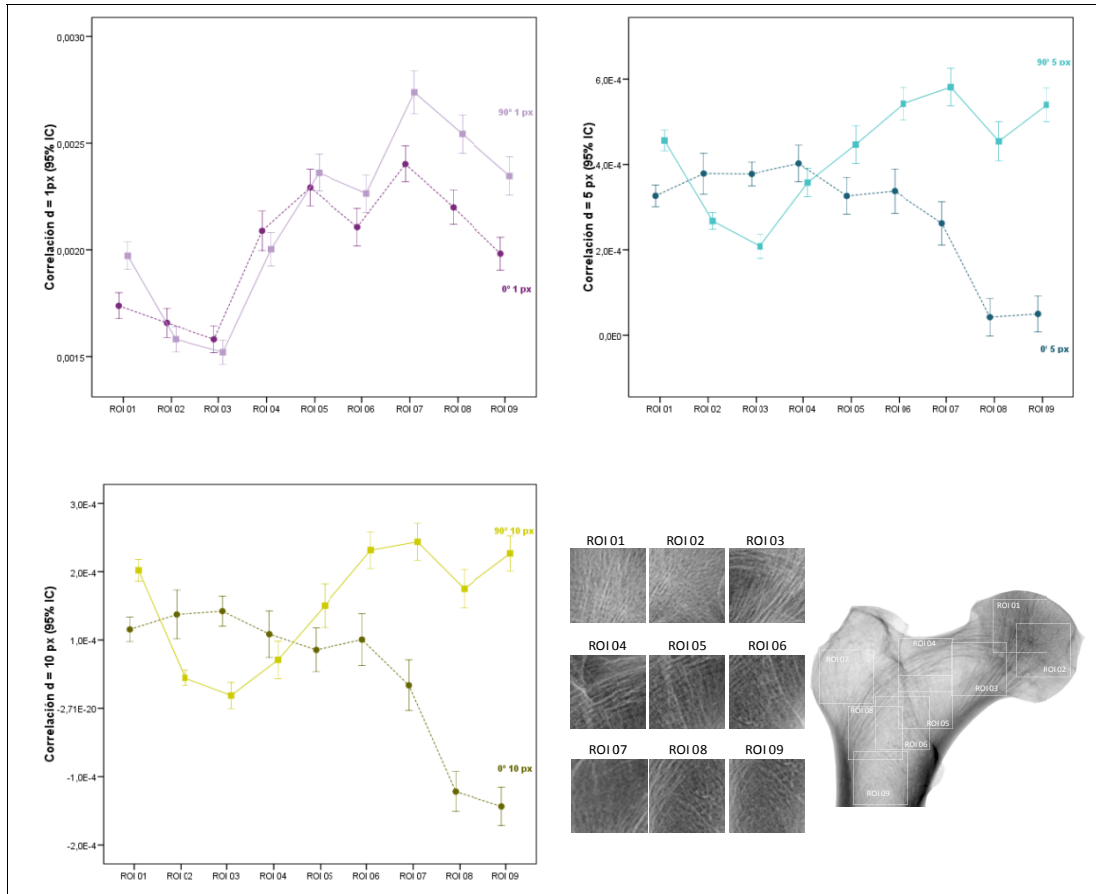
Los factores distancia (δ) y orientación (θ) fueron de nuevo determinantes, el correspondiente análisis de la varianza mostró diferencias significativas para ambos y para su interacción. Los tamaños de los efectos, como con el resto de parámetros texturales, fueron elevados. En la distancia todas las ROI fueron superiores a $\eta^2=0,85$ y, en el caso de la orientación oscilaron, entre $\eta^2=0,025$ para ROI 03 hasta $\eta^2=0,80$ para ROI 09.

De nuevo el comportamiento fue radicalmente diferente para la distancia 1 px respecto a las de 5 px y 10 px. La correlación fue significativamente mayor

²³⁷ En la tabla III.5 del Anexo III pueden consultarse los estadísticos descriptivos. En la tabla III.34 se encuentran los datos concretos del análisis de la varianza y en las tablas III.35 a III.40 los datos de los análisis estadísticos dos a dos con la corrección de Bonferroni. La **tabla 8.5** de esta sección se ha elaborado con la información en ellas contenida.

para la escala de 1px en todas las regiones respecto a las otras dos. Éstas, a su vez, aunque más cercanas entre sí, también difirieron significativamente.

FIGURA 8.5. Barras de error y perfiles para el “Correlación de gris GLCM”.



Se muestran los valores medios con los intervalos de confianza al 95% y los perfiles para el parámetro textural *Correlación*. Cada diagrama representa una de las tres distancias ($\delta = 1, 5$ y 10 px) en las dos orientaciones ($\vartheta = 0^\circ$ y 90°).

Se produce un descenso de la correlación a medida que se aumenta el tamaño de la ventana. Dadas las características de nuestro estudio, en el que no hicimos una seriación píxel a píxel, no podemos conocer con exactitud el tamaño de los elementos estructurales presentes en las imágenes pero, claramente, se encuentran entre 1 y 5 px.

Puede observarse que el comportamiento de la correlación en relación a las orientaciones es similar para las distancias de 5 y 10 px pero completamente diferente para la de 1 px.

Para la distancia 1 px la correlación es anisotropía-dependiente en las zonas 01 y 07 a 09 mientras que, en las regiones centrales, no parecen existir diferencias significativas. Sin embargo, en las otras dos distancias, la correlación se muestra dependiente de la orientación en todas las regiones excepto en ROI 04.

La **COR 0° 1 px** mostró ser significativamente diferente en relación a las regiones de interés ($F=99,51$; $p<0,001$) con un tamaño del efecto elevado ($\eta^2=0,50$).

Las zonas con menores correlaciones fueron 01 a 03. El resto de zonas presentaron unos valores más homogéneos aunque con diferencias entre algunas zonas. Destaca la ROI 07 por ser en la que se obtuvo un valor significativamente mayor que el resto de zonas.

En cuanto a la **COR 90° 1 px** su análisis de la varianza fue significativo ($F=190,62$; $p<0,001$) y ofreció un valor para el tamaño del efecto elevado ($\eta^2=0,66$) por lo que su poder discriminante se presupone alto. En efecto, si se consulta la **tabla 8.5** puede comprobarse que existen diferencias significativas en prácticamente la totalidad de las comparaciones por pares, a excepción de ROI 01 con ROI 04, la región 02 con la 03 y las zonas 05 y 06 con la 09.

La correlación a 0° y 5 px (**COR 0° 5 px**) también mostró significación estadística en su correspondiente ANOVA ($F=46,74$; $p<0,001$) pero con un tamaño del efecto, aunque alto, sensiblemente menor ($\eta^2=0,32$) que el detectado para distancia de 1 px.

Es destacable que la correlación se mantiene más o menos estable a lo largo de las ROI 01 a 07 y en 08 y 09 se produce un descenso brusco. Según esta tendencia el parámetro discriminará bien las zonas 01 a 06 de las 07, 08 y 09, pero no lo hará entre ellas.

La situación es diferente cuando se trata de la correlación en la orientación a 90° (**COR 90° 5 px**) que presenta un perfil más similar a los observados en la distancia 1px. La ANOVA ofreció valores significativamente distintos según la región de interés ($F=68,78$; $p<0,001$) con un tamaño del efecto mayor que para la orientación horizontal ($\eta^2=0,41$).

Las zonas 01, 02, 03, 04 y 05 se discriminan bien entre ellas (con alguna excepción). La ROI 07 y ROI 03 presentaron, respectivamente, la mayor y menor correlación.

Para la distancia 10 px las dos correlaciones (CON 0° 10 px y CON 90° 10 px) muestran un comportamiento similar a sus homólogas en la distancia 5 px. Las ANOVAS fueron significativas ($F=51,01$ y $F=61,93$, respectivamente, ambas con una significación de $p<0,001$) y unos tamaños del efecto similares pero ligeramente superiores en la orientación de 90° ($\eta^2=0,34$ y $\eta^2=0,39$, respectivamente).

Lo comentado para la distancia 5 px es válido para la de 10 px salvo que, en aquellas zonas que se encontraban más cercanas, se ha perdido la capacidad de discriminarlas.

Concluyendo con este parámetro textural podemos afirmar que es el que mayores diferencias ha presentado en cuanto a la distancia y la orientación y el que ha ofrecido, junto con el *contraste*, unos mayores tamaños del efecto y por tanto mayor poder discriminante, en especial con las orientaciones de 90°.

En el siguiente epígrafe se discutirán en análisis discriminante multivariado –tal y como ya se ha mostrado con las variables del histograma y las variables FRACLAC– llevado a cabo con las 30 variables texturales descritas en este capítulo.

Tabla 8.5. Tabla resumen de la significación estadística de las comparaciones dos a dos entre las regiones de interés de la Correlación GLCM.

REGIÓN DE INTERÉS		$\vartheta 0^\circ$			$\vartheta 90^\circ$		
I	J	$\delta 1px$ Te= 50	$\delta 5 px$ Te= 32	$\delta 10 px$ Te= 34	$\delta 1px$ Te= 66	$\delta 5 px$ Te= 41	$\delta 10 px$ Te= 39
01	02	o	o	o	++	++	++
	03	++	+	o	++	++	++
	04	++	o	o	o	++	++
	05	++	o	o	++	o	o
	06	++	o	o	++	++	o
	07	++	o	++	++	++	o
	08	++	++	++	++	o	o
	09	++	++	++	++	++	o
02	03	o	o	o	o	++	o
	04	++	o	o	++	++	o
	05	++	o	o	++	++	++
	06	++	o	o	++	++	++
	07	++	++	++	++	++	++
	08	++	++	++	++	++	++
	09	++	++	++	++	++	++
03	04	++	o	o	++	++	o
	05	++	o	o	++	++	++
	06	++	o	o	++	++	++
	07	++	++	++	++	++	++
	08	++	++	++	++	++	++
	09	++	++	++	++	++	++
04	05	++	++	o	++	++	++
	06	o	o	o	++	++	++
	07	++	++	o	++	++	++
	08	o	++	++	++	+	++
	09	o	++	++	++	++	++
05	06	++	o	o	o	++	++
	07	o	o	o	++	++	++
	08	o	++	++	++	o	o
	09	++	++	++	o	++	++
06	07	++	o	o	++	o	o
	08	o	++	++	++	++	++
	09	+	++	++	o	o	o
07	08	++	++	++	++	++	++
	09	++	++	++	++	o	o
08	09	++	o	o	++	++	++

Se muestra una tabla de doble entrada donde **o**: es no significativo ($p \geq 0,05$); **+** es significativo ($0,01 \leq p < 0,05$) y **++** es altamente significativo ($p < 0,01$). **Te**: Tamaño del efecto (en %).

8.6. ANÁLISIS MULTIVARIANTE DISCRIMINANTE DE LAS VARIABLES TEXTURALES GLCM

Se mostrarán los resultados tras introducir todas las variables GLCM en el modelo discriminante. Previamente y aunque no se muestran aquí por cuestión de espacio, se realizaron análisis exploratorios previos con las 6 variables correspondientes a cada parámetro por separado y se obtuvieron tasas de acierto que oscilaron entre el 65,7% para la *entropía*, hasta el 60,4% para la *correlación*.

En la **tabla 8.6** se muestran las 8 funciones discriminantes que ha generado el modelo, todas ellas significativas según el contraste de λ de Wilks [Anexo III, tabla III.42], aunque es con las cinco primeras con las que se explica el $\approx 97\%$ de la varianza encontrada entre las diferentes regiones.

Tabla 8.6. Autovalores de las funciones discriminantes de los parámetros texturales GLCM.

FUNCIÓN	AUTOVALOR (a)	% DE VARIANZA	% ACUMULADO	CORRELACIÓN CANÓNICA
1	5,293	42,2	42,2	0,917
2	4,169	33,2	75,5	0,898
3	1,429	11,4	86,9	0,767
4	0,825	6,6	93,4	0,672
5	0,435	3,5	96,9	0,550
6	0,207	1,6	98,5	0,414
7	0,129	1,0	99,6	0,338
8	0,053	0,4	100,0	0,225

(a) Se han empleado las 8 primeras funciones discriminantes canónicas en el análisis.

En las tablas III.44 y 45 del Anexo IV puede consultarse la matriz de la estructura con los coeficientes de correlación y los coeficientes estandarizados de cada una de las variables en las 8 funciones discriminantes. Puede observarse un patrón peculiar: en la **función 1** los coeficientes de las 30 variables son similares y relativamente bajos y por tanto no puede establecerse un patrón claro de clasificación. No obstante explica por sí sola el 42% de la variabilidad encontrada. Puede comprobarse visualmente, en la **figura 8.6**, que la primera función disocia bien a

ROI 01, 03 y 07 y a ROI 04 y 05, algo menos a ROI 06; en cuanto a ROI 02, en gran medida.

En la **función 2** los mayores coeficientes corresponden a CON 90° en las tres distancias (coeficientes con signos positivos), a COR 90° 1 y 10 px (negativo), la ENT 90° 1px (positivo) y ASM 90° 1px (negativo), por lo que puede deducirse que esta función separa bien a las regiones que en la orientación vertical poseen alto contraste, bajas correlaciones, alta entropía y baja uniformidad. En la **figura 8.6** podemos comprobar visualmente que, si trazamos una línea horizontal que parta del eje de la función 2, el modelo discrimina relativamente bien las ROI 01 a 04 de las ROI 05 a 09.

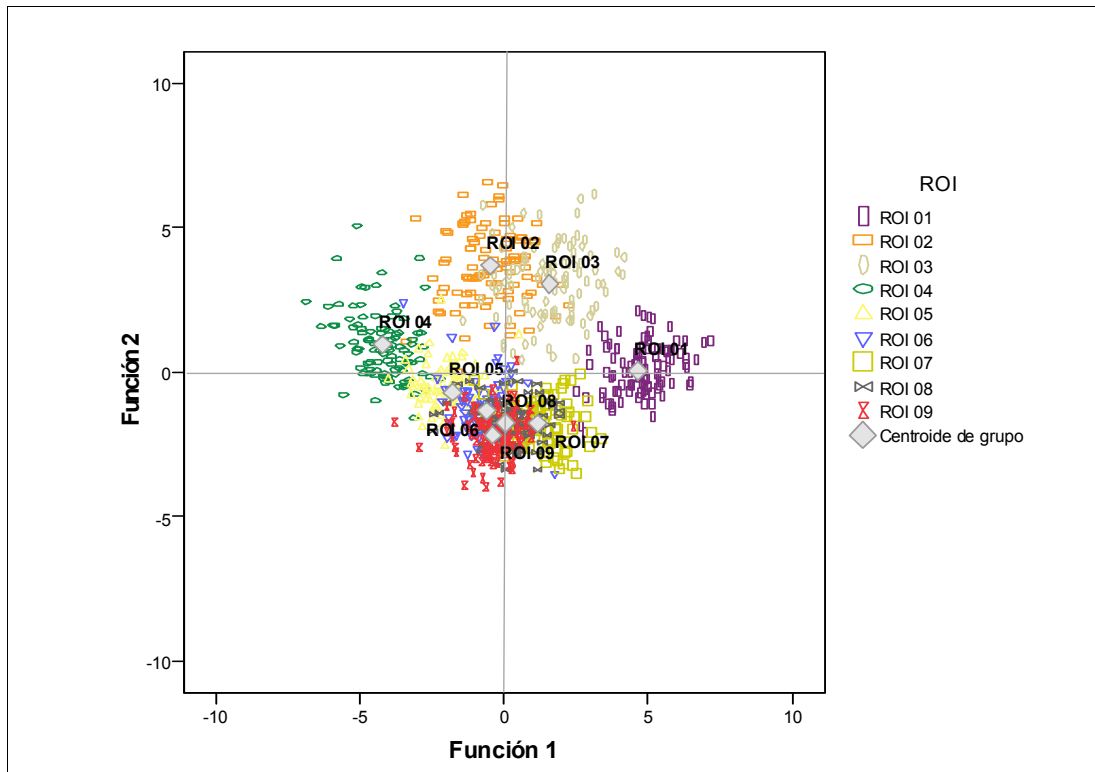
La **función 3** de nuevo no mostró ninguna correlación fuerte con ninguna de las variables pero incluso así explica el 11% de la variabilidad residual y presenta una fuerte correlación canónica, por lo que será útil para discriminar, aún más, los grupos generados por las funciones que la preceden.

Las 6 variables relacionadas con la *homogeneidad* (IDM) mostraron unas correlaciones moderadas y negativas con la **función 4**, lo que nos permite inferir que esta función separó a las ROI que presentaban unos menores valores de homogeneidad en esas seis variables, probablemente, si nos atenemos a los gráficos de perfil de la **figura 8.3**, se corresponderán con las zonas 03 a 05.

La **función 5** mostró correlaciones moderadas e inversas con las variables relacionadas con el parámetro *contraste* pero, en la orientación horizontal –las de orientación vertical ya se ha visto que estaban correlacionadas con la segunda función–, y por tanto separará a aquellas regiones que mostraron un menor contraste en la orientación horizontal que se corresponden con las ROI 07 a 09 [**figura 8.1**] aunque, como se muestra en la **tabla 8.6**, la correlación canónica para esta función ya es moderada.

Las **funciones 6 a 8** son significativas pero aportan poco poder discriminante al modelo.

FIGURA 8.6. *Dispersión con los centroides por ROI de los parámetros texturales GLCM.*



Puesto que el contraste M de *Box* resultó ser significativo se calcularon las matrices de confusión a partir de las matrices de covarianzas por grupos separados. No obstante, como las tasas de acierto (82,2%) fueron esencialmente iguales a las obtenidas a partir de las covarianzas intragrupos (80,4%), se prefirió esta última opción porque además nos ofrece los porcentajes de la validación cruzada (77,4%) [tabla 8.7].

Los resultados globales pueden considerarse muy buenos, mucho más cuando se observan las tasas de clasificación particulares de cada ROI que, recuérdese, tenían una probabilidad de pertenecer a una u otra zona del 11%. Los porcentajes de acierto para las ROI 01 a 04 fueron superiores al 91%. Los porcentajes menores correspondieron con las zonas 06 y 08, aunque superaron el 67%.

Es importante apuntar que, además, cuando se cometieron errores en la clasificación, el grupo de destino fue, en la mayor parte de los casos, uno de los

adyacentes. Un ejemplo son los grupos 05 y 06: 13 casos que deberían estar ubicados en el grupo 05 el modelo los incluyó en el grupo 06 y 14 casos que deberían haber sido clasificados como ROI 06 el modelo los clasificó como ROI 05.

Por ello es probable que si el estudio se hubiese realizado con menos zonas de interés el modelo no habría tenido problemas en clasificarlas correctamente²³⁸.

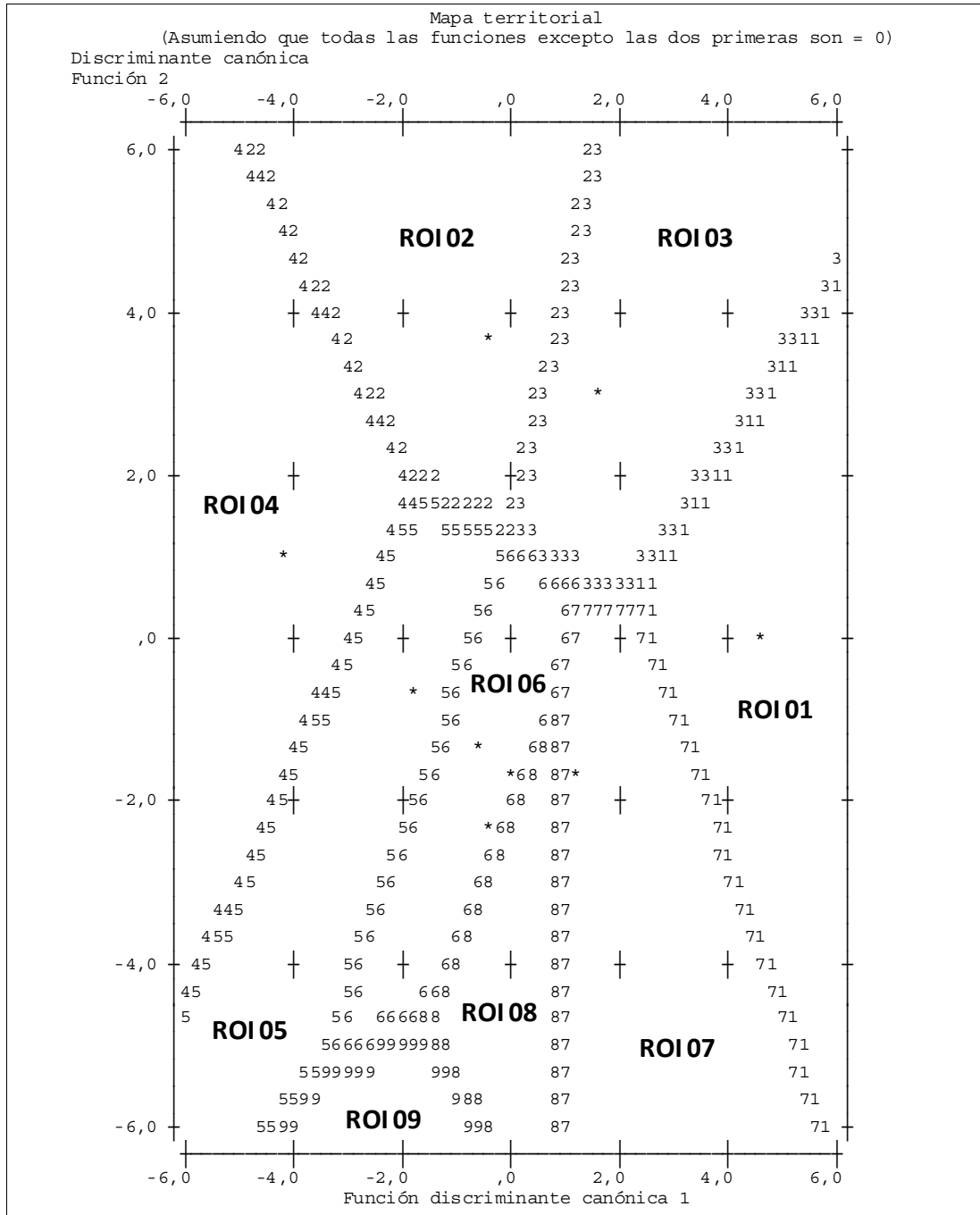
Tabla 8.7. Clasificación discriminante con parámetros texturales GLCM.

	ROI	Grupo de pertenencia pronosticado ^(b,c)									Total
		01	02	03	04	05	06	07	08	09	
Original (Recuento) y Validación cruzada ^(a)	01	96	0	0	0	0	0	2	0	2	100
	02	0	94	4	1	1	0	0	0	0	100
	03	0	2	96	0	0	0	2	0	0	100
	04	0	2	0	91	6	1	0	0	0	100
	05	0	0	1	7	73	13	1	4	1	100
	06	0	1	1	0	14	68	5	11	0	100
	07	3	0	0	0	0	2	81	12	2	100
	08	0	0	0	0	3	6	14	67	10	100
	09	0	1	0	0	0	1	1	23	74	100

(a) En la validación cruzada cada caso se clasifica mediante las funciones derivadas a partir del resto de los casos. (b) Clasificados correctamente el **80,4%** de los casos agrupados originales. (c) Clasificados correctamente el **77,4%** de los casos agrupados validados mediante validación cruzada. **82,2%** de los casos agrupados originales con las matrices de covarianzas separadas.

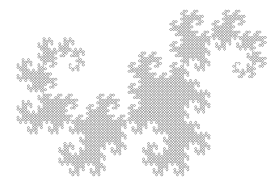
²³⁸ Se han realizado pruebas *a posteriori* con menos zonas de análisis y las tasas de acierto ascendieron hasta el 98%.

FIGURA 8.7. Mapa territorial discriminante de de los parámetros texturales GLCM.



La numeración del mapa se refiere a cada una de las ROI y los asteriscos representan a los centroides.

Capítulo IX
DISCUSIÓN DE RESULTADOS



Capítulo 9

DISCUSIÓN DE RESULTADOS

Comenzaremos con la discusión de los aspectos relacionados con la influencia del sexo en la muestra y continuaremos con algunas disquisiciones en relación a la estimación de la edad de la muerte del sujeto a partir del fémur. Posteriormente se discutirán los aspectos relacionados con el análisis fractal y de lagunaridad y del análisis textural con las matrices de concurrencia.

9.1. CONSIDERACIONES EN RELACIÓN A LA MUESTRA

Debemos hacer algunas consideraciones respecto a la muestra utilizada en este estudio.

La primera está relacionada con la obtención de los especímenes a partir de los osarios de los cementerios de Alcantarilla (Murcia) y Murcia capital. En el primero los especímenes se encontraban mezclados y, en muchos casos, semienterrados entre otros restos óseos y de tierra. En cuanto al segundo, los restos óseos se encontraban en bolsas sin ningún tipo de identificación por lo que no fue posible conocer la edad de fallecimiento.

Sabemos que las condiciones diagenéticas –entendidas como las condiciones físico-químicas del entorno del enterramiento– pueden modificar los restos óseos, más cuando se trata de la mineralización de los mismos (Brothwell, 1987; Isidro y Malgosa, 2003), por tanto las conclusiones que de aquí puedan inferirse tendrán escasa o nula validez externa. Estos motivos no inciden en los objetivos de este trabajo puesto que, aunque los diferentes especímenes puedan haber estado sometidos a diferentes condiciones, los análisis estadísticos para evaluar las diferencias entre las regiones de interés se han realizado utilizando la variabilidad entre zonas *para un mismo* espécimen (contrastes para muestras relacionadas).

9.1.1. Sexo

En los análisis estadísticos ANOVA de todas las variables se tuvo en cuenta el sexo ya que, en principio, podría tratarse de un factor que influyese en el distinto comportamiento de las variables. No se evidenciaron diferencias significativas entre hombres y mujeres en ninguna de las variables del análisis del HGR.

En el estudio FRACLAC tan sólo en la variable dimensión fractal con suavizado mayor (*DmbxB*) en el procesado UM se encontró una significación estadística, con un tamaño del efecto muy bajo y simplemente una región en la que diferían significativamente mujeres y hombres (ROI 08).

Las diferencias en la dimensión fractal, en cuanto al sexo, no son un aspecto que haya sido frecuentemente estudiado. Lin *et al.* (1999) no encontraron diferencias significativas en los valores de la dimensión fractal de nueve regiones del tercio proximal del fémur. Estos resultados son similares a los encontrados por nuestro grupo en un estudio sobre radiografías de hueso trabeculado en calcáneo, en el que tampoco se registraron diferencias significativas en la DF en cuanto al sexo, si bien es cierto que la muestra fue reducida, desigual en el tamaño de los grupos y con un rango de edad amplio (Ríos-Díaz *et al.*, 2007).

En el análisis textural GLCM²³⁹ tampoco se evidenciaron claras diferencias en cuanto al sexo en el total de las 270 variables. Aún así debe aclararse que, en algunas variables –en especial las relacionadas con el contraste–, se detectaron diferencias, si bien los tamaños del efecto parciales fueron bajos o muy bajos ($\eta^2 < 0,8$), por tanto se decidió obviar este factor en los análisis discriminantes. Dada la gran cantidad de variables generadas con este tipo de análisis, el desarrollo pormenorizado de un estudio al respecto excedía de los objetivos y extensión de esta tesis, pero sí abre una vía de trabajo futuro.

No obstante, en nuestro estudio, las consideraciones respecto a las diferencias o similitudes en cuanto al sexo deben realizarse con las debidas precauciones, sobre todo teniendo en cuenta que éste se estimó de una forma indirecta y, aunque pudimos comprobar las similitudes de nuestra muestra con las de la población sobre las que se generaron las funciones discriminantes para determi-

²³⁹ Recuérdese que los datos relativos a sexo lateralidad no se muestran por las razones ya expuestas en el Capítulo 8.

narlo, no debemos olvidar que el dimorfismo sexual es complejo, con dimensiones comportamentales, psicológicas y anatómicas.

Las diferencias anatómicas en tejidos blandos son evidentes en muchas zonas, sin embargo no lo son tanto en algunas regiones del esqueleto: normalmente, los componentes esqueléticos de las mujeres son menos robustos, más gráciles y más ligeros que los de los varones pero, debido a la normal variabilidad entre sujetos, ocurre que hay mujeres más robustas y hombres más ligeros, de forma que los sexos se solapan en las regiones centrales de la distribución (White y Folkens, 2000).

Estos aspectos justifican, sobre todo para los antropólogos físicos, forenses y arqueólogos, que se deban realizar análisis discriminantes para la determinación del sexo sobre diferentes poblaciones y períodos temporales: en una población norteamericana (Dibennardo y Taylor, 1983), sobre diferentes poblaciones chinas (İşcan y Shihai, 1995), tailandesas (King *et al.*, 1998), en poblaciones afroamericana y caucásica (Seidemann *et al.*, 1998), en poblaciones sudafricanas (Steyn y İşcan, 1997; Asala, 2001) y en diferentes regiones y períodos de tiempo (Albanese, 2003).

Respecto a poblaciones españolas, disponemos, por el momento, de las estimaciones realizadas por Alemán *et al.* (1997) sobre una población mediterránea granadina –y que son las que hemos utilizado para las estimación del sexo de nuestra muestra– y las de Trancho *et al.* (1997) sobre una colección madrileña.

9.1.2. Edad

Si la estimación del sexo, a partir de los dimorfismos sexuales presentes en el fémur, plantea problemas, la estimación de la edad de la muerte a partir de los restos óseos es aún más conflictiva, en especial si debe realizarse a partir del fémur.

Diferentes autores han intentado estimar la edad de los sujetos en relación al estudio de los patrones de trabeculación femorales mediante radiografías. Walker y Lovejoy (1985) establecieron un método visual radiográfico para la estimación de la edad en relación a la atenuación de los rayos X en clavícula, húmero, fémur proximal y calcáneo, concluyendo que el mejor indicador para la edad de la muerte era la clavícula. Respecto al fémur encontraron bajas correla-

ciones con la clasificación visual y la edad real de la muerte de los individuos, debido sobre todo a la gran variabilidad encontrada para las diferentes edades en los patrones de trabeculación.

A conclusiones similares llegaron Macchiarelli y Bondioli (1994) que analizaron la densidad ósea del tercio proximal del fémur en una colección afroamericana y pusieron de manifiesto la existencia de una gran variabilidad individual, de tal forma que la edad predicha se alejaba entre 25 y 30 años de la real y las tasas de acierto de los modelos predictivos fueron muy bajas.

Gehring *et al.* (2002) lo intentaron en radiografías antero-posteriores a partir de un método visual de los haces trabeculares pero las tasas de acierto fueron muy bajas.

Además otros autores resaltan el hecho de que la pérdida ósea está expuesta a múltiples factores y que las tasas de recambio óseo son variables en distintas regiones corporales y en las diferentes edades, con especial énfasis en las diferencias entre sexo y no únicamente en lo que afecta a la densidad mineral ósea sino también en la geometría femoral (Ruff y Hayes, 1984 y 1988; Beck *et al.*, 1992; Duan *et al.*, 2003).

Por el momento y durante el tiempo que ha durado este estudio, no hemos podido encontrar un método fiable con el que estimar la edad de los sujetos en el momento de la muerte a partir restos femorales.

En este trabajo hubiera sido deseable disponer de la edad de los sujetos para haber podido agruparlos por intervalos de edad y, de esta forma, haber realizado los estudios texturales teniendo en cuenta este factor.

Recientemente hemos podido constatar (Ríos-Díaz *et al.*, 2010b), con un modelo discriminante, que las variables texturales GLCM sobre ecografías del tendón de Aquiles son capaces de clasificar correctamente el 83% de los sujetos según el sexo y al 93% según su edad (<22 años, entre 23 y 29, entre 30 y 35 años y mayores de 36), por lo que, en un futuro próximo, plantearemos un estudio similar con estudios radiológicos en fémures de sujetos con edad conocida.

9.2. CONSIDERACIONES EN RELACIÓN AL ANÁLISIS HGR

Como ya ha sido comentado en el marco teórico los parámetros obtenidos a partir del HGR son de primer orden –operan con los niveles individuales de gris– y por tanto no deben considerarse parámetros texturales en sentido estricto puesto que son independientes de las relaciones vecinales entre píxeles.

No obstante los análisis de las varianzas para medidas repetidas ofrecieron resultados significativos con tamaños de los efectos grandes para la dispersión, variación de gris (DtH y CvH) y muy altos para el promedio de gris (MnH) lo que significa, sobre todo en este último caso, que explican un alto porcentaje de la variabilidad encontrada entre las diferentes zonas analizadas. Puede inferirse de estos datos que las regiones analizadas presentan distribuciones de los niveles de gris diferentes desde el punto de vista estadístico.

Puede concluirse que las variables obtenidas a partir del histograma de gris utilizadas de forma conjunta en un modelo discriminante, serían útiles para separar zonas de imágenes radiográficas con grandes contrastes en las distribuciones de los niveles de gris.

Jähne (2002) refiere que estos parámetros son invariantes a cualquier permuta entre píxeles y de ahí sus limitaciones en la clasificación de imágenes. Incluso así en todos los textos especializados en análisis de imagen siempre se describen estas aproximaciones (Ferro, 1998; Materka y Strzelecki, 1998; Tuceryan y Jain, 1998; Pearlstine, 2000; Epifanio López, 2002; Gonzalez *et al.*, 2004; Theodoridis y Koutroumbas, 2006; Pratt, 2007).

Los ATx a partir de los histogramas de gris no siempre son adecuados para la discriminación textural (Materka y Strzelecki, 1998) aunque en ocasiones estos sencillos métodos se han mostrado más útiles que otros algoritmos más complejos. Dikshit (1996) y Hadjidemetriou *et al.* (2004) trabajaron con histogramas multirresolución y compararon los resultados con los métodos texturales más usados. En cualquier caso, son trabajos experimentales en el campo del análisis y procesamiento de imágenes y la sencillez de su utilización práctica es, por el momento, cuestionable.

Law *et al.* (1996) encontraron que la intensidad de gris, medida sobre el hueso trabecular de la mandíbula, distinguía de forma significativa entre mujeres con

y sin osteoporosis; esta variable junto a la dimensión fractal y la densidad ósea, clasifican correctamente al 83% de las mujeres. Tosoni *et al.* (2006) evaluaron la intensidad de gris sobre diferentes regiones de la mandíbula en tres grupos de mujeres: normales, con osteopenia y con osteoporosis. Pudieron constatar ligeros cambios significativos entre el grupo osteoporótico y el normal, pero no entre el normal y el osteopéxico.

En nuestro trabajo sólo hemos utilizado los parámetros HGR más fácilmente interpretables, pero podría resultar de interés comprobar como otros parámetros como la asimetría y el apuntamiento de la distribución de los niveles de gris que, si bien es difícil que aporten de forma individual información relevante, es posible que sí lo puedan hacer dentro de un modelo discriminante combinadas con otro tipo de variables texturales.

Theodoridis y Koutroumbas (2006) muestran que sobre la propia distribución de gris podrían calcularse con relativa sencillez otros parámetros como: **1)** la *energía* que se corresponde con el sumatorio de las probabilidad de aparición de una determinada intensidad al cuadrado, de manera que aquellas imágenes con sólo unos pocos niveles de gris tenderán a presentar un mayor energía que aquellas que tengan una gran diversidad de intensidades. **2)** La *entropía* que recoge el grado de información –en niveles de gris– que presenta la imagen. En el caso de que la imagen fuese completamente uniforme la entropía tomaría un valor de 0.

En esta dirección trabajaron Materka *et al.* (2000) sobre radiografías simples del antebrazo. Utilizaron parámetros relacionados con el histograma de gris –arriba mencionados– y parámetros fractales que correlacionaron con la DMO. Encontraron correlaciones moderadas y estadísticamente significativas entre la densidad mineral y las variables del HGR y la dimensión fractal.

Por último, hay que resaltar la sencillez de los procesados y el escaso tiempo necesario para su cálculo puesto que pueden aplicarse directamente sobre la imagen original sin necesidad de filtrados por lo que, además, la pérdida de información es mínima.

9.3. CONSIDERACIONES EN RELACIÓN AL ANÁLISIS FRACLAC

Al respecto de lo que en esta tesis hemos denominado análisis FRACLAC, debemos decir que, de los tres métodos estudiados, es el que plantea mayores complicaciones técnicas, el que requiere mayores tiempos de análisis, el que más expuesto está al método de procesado y, en definitiva, el que peores resultados ha ofrecido en cuanto a la caracterización de la porción proximal del fémur.

Recordemos que la dimensión fractal (DF) se estimó de cuatro formas diferentes: tres relacionadas con el método de conteo de celdas (*Box-counting*), y una relacionada con el método de deslizado de celdas (*Sliding-box*). La DF es un parámetro que cuantifica la *irregularidad* de estructura en el plano; como aquí se ha trabajado en un espacio bidimensional, la DF oscilará entre la dimensión topológica de la recta, 1 y la del plano, 2.

A partir de estos dos métodos también se obtuvieron dos *lagunaridades* (LAC) distintas que, en principio, cuantifican *cómo* esa irregularidad ocupa el plano. Puede decirse que cuanto más heterogénea sea la imagen, en cuanto a su *porosidad*, más elevado será el valor de la lagunaridad.

9.3.1. Sobre el procesado de las imágenes

Puesto que el cálculo de los parámetros FRACLAC debe hacerse sobre imágenes binarias, las regiones de análisis debieron ser sometidas a un procesado previo y una posterior segmentación. En el ámbito del análisis de imagen éste es uno de los eternos problemas al que se enfrentan los investigadores, separar las estructuras que realmente interesan de las que no con la mínima pérdida de información (Schulze, 1994; Seul *et al.*, 2000; Jähne, 2002; Zou, 2003; Gonzalez *et al.*, 2004; Pratt, 2007; Young *et al.*, 2009).

La práctica totalidad de los autores que han trabajado con análisis fractal en imágenes biomédicas advierten sobre las precauciones que deben tomarse en cuanto a la adquisición de las radiografías –que implicaría tanto a los parámetros dosimétricos como al tipo de película usada–, en el proceso de escaneado de las radiografías, en los filtros y en los procedimientos de preprocesado (Ruttimann *et al.* 1990 y 1992; Lynch *et al.*, 1991; Majumdar *et al.*, 1993, 1995, 1999, 2000; Samarabandu *et al.*, 1993; Benhamou *et al.*, 1994b; Buckland-Wright *et al.*, 1994; Caligiuri

et al., 1994; Chen *et al.*, 1994; Chen y Chen, 1998; Jiang *et al.*, 1999 a,b; Lin *et al.*, 1999; Haidekker *et al.*, 2000; Tabor, 2004).

Algunos autores, sobre todo en los inicios del uso de la dimensión fractal, han realizado investigaciones específicas sobre cómo influían algunos de estos factores sobre los resultados finales.

Veenland *et al.* (1996 y 1998) comprobaron el efecto del ruido y desenfocado de las imágenes radiográficas sobre la dimensión fractal, concluyendo que el ruido sobreestimaba la DF –sobre todo en los casos de bajas dimensiones– y que el desenfocado producía una infraestimación de la DF. Además advierten que sólo pueden realizarse comparaciones en los valores de la DF en el caso de que las condiciones de la realización de las radiografías y el método para estimarla sean exactamente los mismos.

Shrout *et al.* (1997) concluyeron que pequeñas variaciones en el ángulo de exposición (entre 4° y 6°) y pequeñas variaciones en la ubicación de los ROI no afectaban de forma significativa a los valores de la dimensión fractal del hueso trabecular mandibular.

Fidouh *et al.* (1999) publicaron una nota técnica en la que exponían la secuencia metodológica de la adquisición de radiografías de calcáneo y su digitalización –sobre la que las que calcular la dimensión fractal– para asegurar la reproducibilidad clínica a largo plazo y con el objetivo de poder realizar seguimientos a pacientes con osteoporosis.

Chinander *et al.* (1999 y 2000) pusieron de manifiesto cómo influían sobre parámetros texturales basados en la transformada de Fourier, la distancia focal y las variaciones de la exposición, el kilovoltaje y la cantidad de grano en la película en la adquisición de las imágenes radiológicas. Como los demás trabajos sobre esto sugieren que el método, aunque potencialmente válido para detectar cambios estructurales en el hueso, requiere de un control estricto de los parámetros radiológicos.

Chappard *et al.* (2006) diseñaron un estudio para comprobar cómo afectaba la presencia de grasa en los parámetros texturales –entre ellos parámetros texturales GLRL y variables fractales– obtenidos sobre imágenes radiográficas. Las imágenes con menor cantidad de grasa fueron menos borrosas, más nítidas y con una mejor delineación de las trabéculas, lo que dio lugar a que las variables que

dependían de las intensidades de gris fueran significativamente diferentes, cosa que no ocurrió en las variables que describían la estructura (como la dimensión fractal).

Algunos de estos problemas metodológicos hemos podido obviarlos al haber actuado sobre imágenes digitales directamente y, por tanto, ni el tipo de película ni el posterior escaneado de las radiografías fueron factores a tener en cuenta. No obstante, en un estudio previo, pudimos comprobar que la DF del hueso trabecular del calcáneo no fue sensible a las rotaciones de las zonas analizadas ni a la resolución del escaneado de las radiografías (Ríos-Díaz *et al.*, 2006b). Sin embargo en el trabajo de Martínez-Martínez *et al.* (2006) se encontraron diferencias significativas en las dimensiones fractales calculadas sobre imágenes con distintas resoluciones y con distintos programas de análisis.

Para esta tesis seleccionamos dos procesados completamente diferentes sobre los que se realizaron sendos análisis FRACLAC con el objetivo de comparar los resultados ofrecidos por uno y otro, ambos obtenidos por aproximaciones visuales y ensayos prueba-error (Ríos-Díaz *et al.*, 2006a). Una propuesta de mejora y futura investigación en esta línea podría ser el realizar un ensayo sobre una batería de procesados y filtrados y comprobar con cuál se obtienen mejores funciones discriminantes entre las diferentes zonas, de forma similar a como lo hicieron Cendre *et al.* (2000)²⁴⁰.

El procesado que hemos venido denominando *Unsharp Mask* ofreció mejores resultados en el análisis de la varianza que el procesado denominado *Filter Rank* y las diferencias fueron más evidentes en las variables de dimensión fractal que en las de lagunaridad. Por este motivo el AMD solamente se realizó sobre el primero de ellos ya que ofreció mejores resultados univariantes.

²⁴⁰ Estos autores resaltan la imposibilidad de aplicar un umbralizado global sobre este tipo de imágenes por la pérdida de trabéculas que supone. Proponen dos métodos de filtrado previo sobre los que luego umbralizan, de forma análoga, aunque con otros algoritmos, a como se ha hecho en esta tesis.

9.3.2. Sobre los análisis de la varianza FRACLAC

En cuanto a las dimensiones fractales ofrecieron mejores discriminaciones, y similares entre ellas, la dimensión fractal calculada con el método de deslizado de celdas (*Dmsl*) y la dimensión fractal calculada con el método conteo de celdas con el suavizado mayor (*DmbxB*).

Sobre ello Cross *et al.* (1993), Chung *et al.* (1994), Buczkowski *et al.* (1998) y Fazzalari y Parkinson (2000) advirtieron que la dimensión fractal calculada con el método de conteo de celdas podría dar lugar a estimaciones incorrectas dado que podían presentar zonas de meseta a determinados tamaños de celda.

Cortet *et al.* (2000) refieren que el método de conteo de celdas es uno de los más utilizados por su simplicidad teórica y computacional aunque no es el que ofrece los mejores resultados.

Fazzalari y Parkinson (2000) realizaron un completo estudio en el que evaluaron cómo influían sobre la dimensión fractal, calculada sobre imágenes histomorfométricas, distintos aspectos metodológicos; también pusieron de manifiesto que el hueso trabeculado presentaba características fractales en unos determinados rangos de escala. Chung *et al.* (1994) ya habían apuntado la no fractalidad de las imágenes de microscopía del hueso trabecular.

En nuestro estudio queda claro que, de las cuatro dimensiones fractales calculadas, la dimensión obtenida por el método de conteo de celdas sin ninguna corrección (*Dmbx*) es la que explica en menor medida la variabilidad entre zonas.

Parece que la dimensión fractal –extensible a las cuatro DF– registradas sobre las regiones ubicadas sobre el haz cefálico principal (ROI 01 y 02) y una de las principales regiones de entrecruzamiento de éste con el haz arciforme (ROI 03), son las zonas en las que mayores dimensiones fractales se registraron. Por otra parte destaca la zona central del haz arciforme (ROI 04) como la que habitualmente presentaba menores dimensiones fractales.

Lin *et al.* (1999) encontraron que las dimensiones fractales de las zonas sometidas a fuerzas de compresión –los haces cefálico primario y trocántereo secundario– eran las que mostraban mejores correlaciones con los parámetros biomecánicos de resistencia. De igual forma los valores obtenidos en la región del triángulo de Ward ofrecían poca predicción de las características mecánicas y lo

justificaban por la gran variabilidad que puede presentar esta zona en cuanto a radiolucencia relacionada con la edad del sujeto.

Estos resultados son coherentes con los encontrados por Andresen *et al.* (1999) sobre imágenes CT de hueso esponjoso vertebral. La DF fue estadísticamente diferente en cuatro grupos de pacientes –normales, con osteopenia, con osteoporosis sin fracturas y con osteoporosis severa con fracturas–; con un descenso en la DF a lo largo de los cuatro grupos vinculada con la pérdida de complejidad estructural.

Chappard *et al.* (2006), utilizaron parámetros fractales sobre radiografía convencional y sobre μ -TC para evaluar los cambios en la arquitectura ósea en hueso con metástasis en modelos murinos. Utilizaron dos métodos diferentes para el cálculo de la dimensión fractal –diferentes a los utilizados en este trabajo– y encontraron que los valores descendían cuando la pérdida ósea era considerable por lo que argumentan que es posible que, la pérdida ósea inducida por la metástasis, ocurra en un área limitada, lo que incidiría en un aumento de la complejidad local en la imagen que ofrecería resultados elevados de la dimensión fractal.

En general puede decirse que el hueso trabecular de la porción proximal del fémur posee una alta fractalidad, con valores superiores en todos los casos al 1,7, compatible con el hecho desde un punto de vista arquitectónico; parece evidente que el hueso trabecular es una estructura organizada de tal forma que ocupa el mayor espacio disponible con un mínimo requerimiento de material.

La lagunaridad obtenida por el método de deslizado de celdas (*LACsl*) fue sensiblemente mejor a la calculada por el método de conteo de celdas (*LACbx*) y fueron, en general, bajas, lo que muestra una baja invarianza o, si se prefiere, una alta homogeneidad en la distribución trabecular de las diferentes zonas analizadas.

Aunque los patrones de lagunaridad son diferentes en función del algoritmo utilizado –compárense los perfiles de las figuras 7.7 y 7.8– parece que los valores más bajos se corresponden con las ROI 01 a 03 y los valores más elevados con las zonas 04, y 09.

La lagunaridad calculada con superposición de las cuadrículas (*LACsl*) mostró tamaños del efecto sensiblemente mayores que la lagunaridad calculada

sin superposición ($LACb_x$); por consiguiente, la primera explica mejor la variabilidad encontrada entre las diferentes regiones de interés. Hacia esta dirección apuntan los hallazgos de Myint *et al.* (2006).

En cuanto a las escasas diferencias mostradas en los valores de dimensión fractal y lagunaridad entre algunas ROI es posible que se deban, como apuntan Steines *et al.* (2009), al hecho de que en la proyección radiográfica existe una superposición trabecular y que el patrón que se reflejará en la imagen 2D será el que predomine en el espacio tridimensional, con la lógica pérdida de información.

Aunque, como se ha visto, la dimensión fractal sí se ha utilizado con profusión para la caracterización de la complejidad del hueso trabecular no ha ocurrido así con la lagunaridad. Hemos encontrado pocos trabajos en los que se vincule este parámetro al estudio del hueso trabecular.

Dougherty (2001) comparó la dimensión fractal y la lagunaridad de imágenes TC de alta y baja resolución y concluyó que ambos parámetros podrían evaluar las características estructurales del hueso trabecular en una situación clínica aunque, obviamente, con menor precisión. Dougherty y Henebry (2001) publicaron un trabajo técnico en el que evaluaron la potencial utilidad de la lagunaridad (y de la DF) en el estudio de la textura ósea²⁴¹. Estos mismos autores, en otro trabajo posterior (Dougherty y Henebry, 2002), realizaron un estudio piloto sobre imágenes TAC de hueso vertebral y concluyeron que podría ser útil para discriminar el hueso osteoporótico.

Majumder y Mazumdar (2007) sugieren y argumentan que la lagunaridad –tal y como la hemos presentado en esta tesis– ofrece información sobre la porosidad de la estructura, podría ser útil para valorar el hueso esponjoso y, añaden, que esa posibilidad aún no ha sido investigada.

No deja de resultar sorprendente que no haya sido así. Desde el punto de vista matemático su interpretación no es más compleja que la dimensión fractal y, desde el punto de vista práctico, su cálculo no reviste demasiadas complicaciones, al menos no más que la dimensión fractal.

²⁴¹ Es posible que no sea una casualidad que Henebry sea un investigador perteneciente al campo del análisis de imágenes remotas.

9.3.3. Sobre otros trabajos FRACLAC

Existen suficientes evidencias de que la dimensión fractal, como parámetro textural es útil y eficaz en la cuantificación de la complejidad trabecular, pero la técnica de imagen utilizada, la metodología, el procesamiento de la imagen y el propio método para el cálculo de la dimensión fractal hacen que no sea posible realizar comparaciones entre los distintos hallazgos más allá de las conclusiones generales (Geraets y Stelt, 2000).

Han pasado casi 20 años desde que se publicaran los primeros trabajos en los que se describía el potencial uso de la geometría fractal sobre el hueso trabeculado. Ruttimann *et al.* (1992) y Webber (1993) lo hacían en el ámbito de la odontología, una de las áreas donde primero se empezó a aplicar y que en la actualidad se asume como parámetro textural rutinario (Chen y Chen, 1998; Bollen *et al.*, 2001; Chen *et al.*, 2005; Rothe *et al.*, 2006; Tosoni *et al.*, 2006; Yaşar y Akgünlü, 2006; Yu *et al.*, 2009; Lee *et al.*, 2010).

Buckland-Wright *et al.* (1994) presentaron uno de los primeros trabajos en los que se utilizaba la dimensión fractal como método de cuantificación de la complejidad trabecular. En este caso sobre radiografía convencional de vértebras lumbares y en dos grupos de mujeres postmenopáusicas (con alta y baja DMO).

Weinstein y Majumdar (1994) encontraron diferencias significativas en el patrón óseo sobre fotomicrografías de biopsias de la cresta ilíaca en sujetos normales y sujetos con fracturas vertebrales osteoporóticas.

Lynch *et al.* (1991) y Buckland-Wright *et al.* (1996) detectaron cambios significativos en la dimensión fractal del hueso esponjoso subcondral de la tibia proximal en pacientes con osteoartritis en relación con sujetos sanos.

Southard *et al.* (1996) obtuvieron la dimensión fractal sobre imágenes radiográficas del hueso trabeculado maxilar al que sometieron *in vitro* a un proceso de desmineralización progresiva. Encontraron que la dimensión fractal fue significativamente menor en las muestras con mayor desmineralización. Berry *et al.* (1996) llegaron a conclusiones parecidas con un trabajo similar pero sobre hueso vertebral lumbar.

Fazzalari y Parkinson (1996 y 1998) calcularon la dimensión fractal directamente sobre las imágenes obtenidas con técnicas histomorfométricas de biopsias

ilíacas de 64 mujeres postmenopáusicas con y sin fracturas vertebrales. Calcularon la dimensión fractal –*Box-counting method*– con las que operaron a escalas diferentes, de manera que pudieron evaluar la complejidad de la superficie trabecular tanto de la forma trabecular como de la organización trabecular general. Concluyeron que sólo la dimensión fractal que evaluaba la complejidad trabecular difería significativamente de un grupo a otros (menores valores de DF para el grupo de fracturas). Estos mismos autores (Fazzalari y Parkinson, 1997; Parkinson, 2002) ampliaron este estudio a muestras de la cabeza femoral y determinaron que la dimensión fractal en los sujetos osteoporóticos fue significativamente menor que en los sanos, mientras que la DF de los sujetos con osteoartritis fue significativamente mayor, lo que implica una pérdida de complejidad trabecular en la osteoporosis y un aumento en la osteoartritis.

Majumdar *et al.* (2000) encontraron que la dimensión fractal del hueso trabecular del radio distal –calculada sobre imágenes radiográficas– presentaba una mejor fuerza predictiva de fractura que la DMO de la zona, pero menor que la DMO de la cadera.

Pothuau *et al.* (2000) trabajaron con imágenes 3D de resonancia magnética de sujetos con osteoartritis de cadera y con fracturas osteoporóticas de cadera, y simularon proyecciones bidimensionales para comparar las dimensiones fractales en unas y otras. Encontraron relaciones significativas entre la dimensión fractal 2D y cambios en la porosidad y conectividad simulada en las imágenes 3D, lo que les hizo intuir que los cambios en la dimensión fractal pueden reflejar cambios en la estructura.

Feltrin *et al.* (2001) midieron la dimensión fractal sobre microradiografías de vértebras lumbares y registraron valores inferiores en sujetos con osteoporosis respecto a sujetos sin osteoporosis.

Benhamou *et al.* (2001) presentaron el primer estudio de casos y controles (107 casos y 197 controles) de mujeres postmenopáusicas con fracturas. Concluyeron que, con la dimensión fractal calculada sobre radiografías de calcáneo, se podían distinguir el grupo de fracturas osteopóricas de los controles y que la información aportada era independiente, aunque complementaria, de la densidad mineral.

Lespessailles *et al.* (2002) estudiaron el efecto de la edad, del tiempo transcurrido desde la menopausia y del tratamiento hormonal sustitutivo en una muestra de 537 mujeres sanas en la dimensión fractal del hueso trabecular del calcáneo. Concluyeron que hay un descenso en los valores de la dimensión fractal y, por tanto, de la complejidad trabecular, relacionado con la menopausia y con la edad.

Libouban *et al.* (2002) comprobaron que la dimensión fractal fue el primer parámetro que disminuyó significativamente ($\approx 4\%$) a las dos semanas de la ovariectomía en un modelo murino.

Proteau *et al.* (2004 y 2005) encontraron que la dimensión fractal del hueso esponjoso de calcáneo de mujeres jóvenes deportistas que habían sufrido fracturas de estrés frente al grupo control fue significativamente inferior; cuestión que es coherente con la pérdida, previa a la fractura, de complejidad trabecular ósea.

Disini *et al.* (2004) detectaron valores en la DF significativamente más bajos en el hueso trabecular de sujetos con artritis reumatoide frente a sujetos sanos, compatible también con la pérdida de estructura trabecular en la región subcondral asociada a la enfermedad.

Papaloucas *et al.*, (2005) evidenciaron en un estudio longitudinal de 18 meses sobre sujetos con osteoartritis de cadera que la complejidad trabecular –evaluada con la dimensión fractal– del tercio proximal del fémur, aumentaba en el sentido vertical pero disminuía en el horizontal, consecuencia, según estos autores, de una compensación a la osteoporosis subyacente a la osteoartritis.

Messent *et al.* (2005 a,b, 2006 y 2007) han realizado aportaciones similares en casos de osteoartritis de rodilla y han mostrado que con la dimensión fractal pueden evaluarse cambios en el hueso trabeculado del fémur distal y tibia proximal.

Tomomitsu *et al.* (2006) evaluaron la correlación entre la dimensión fractal y la densidad ósea en el hueso esponjoso del radio en mujeres sanas y osteoporóticas. Encontraron unas elevadas correlaciones entre la dimensión fractal y los parámetros densitométricos (nivel lumbar, cadera y antebrazo). Además se encontraron diferencias, estadísticamente significativas, entre el hueso de mujeres con osteopenia y con osteoporosis.

Desde mediados de esta última década se comienza a observar una tendencia, cada vez mayor, a utilizar los parámetros texturales –en especial la dimensión

fractal– como el método de referencia para el estudio de la complejidad trabecular en imágenes radiológicas y ya no como un fin sino como un medio.

Wilkie *et al.* (2004) comprobaron las correlaciones existentes en el análisis textural del hueso esponjoso del calcáneo sobre radiografía convencional y directamente sobre imágenes de densitometría periférica. Hallaron buenas correlaciones ($r \approx 0,70$) entre la dimensión fractal calculada sobre unas y otras imágenes. La utilidad práctica es clara: si se logran implementar análisis texturales sobre imágenes densitométricas se conseguirá obtener, de forma rápida y relativamente sencilla, información cuantitativa y cualitativa sobre una misma técnica; por otra parte, como ya se ha mencionado, accesible y económica.

Chappard *et al.* (2005a) propusieron el cálculo de la dimensión fractal del hueso trabecular de calcáneo a partir de la transformada rápida de Fourier, lo que permitiría realizar el análisis en diferentes direcciones y, de esta manera, obtener información sobre el comportamiento anisotrópico del hueso trabecular.

Bonnet *et al.* (2007) realizaron un ensayo clínico sobre la eficacia de los β bloqueantes como posibles agentes terapéuticos para prevenir la osteoporosis. Los cambios en la microarquitectura fueron evaluados con la dimensión fractal sobre radiografías de calcáneo.

Buckland-Wright *et al.* (2007) llevaron a cabo un ensayo clínico con risedronato para medir su efecto sobre la pérdida ósea en pacientes con osteoartritis de rodilla. El parámetro de elección fue la dimensión fractal.

9.4. CONSIDERACIONES EN RELACIÓN AL ANÁLISIS GLCM

El análisis con las matrices de concurrencia se muestra como el más adecuado de las tres aproximaciones para la caracterización textural del hueso trabecular del tercio proximal femoral.

Los cinco parámetros texturales –contraste, homogeneidad, uniformidad, entropía y correlación– mostraron en los respectivos análisis de la varianza unos tamaños del efecto elevados, lo que significa que son capaces de explicar en alto grado la variabilidad encontrada entre las diferentes regiones.

Es resaltable que, de las dos orientaciones ($\theta = 0^\circ$ y 90°) para construir las matrices de concurrencia, la vertical (90°) mostró mayores diferencias entre las ROI en todos los parámetros.

En cuanto a la distancia entre píxeles, que determina la escala a la que se analiza la textura, se encontró un comportamiento diferente y con tamaños del efecto ligeramente mejores que para $\delta = 1$ px respecto a $\delta = 5$ y 10 px. Así con pequeños δ se valorará la *microtextura*, mientras que con una δ se estará actuando en el nivel de la *macrotextura*.

Los parámetros más útiles para la diferenciaron entre regiones fueron el *contraste* (CON) y la *correlación* (COR); a continuación la *homogeneidad* (IDM), la *entropía* (ENT) y la *uniformidad* (ASM).

Para Ferro (1998) es llamativo que, a pesar de que las técnicas texturales han sido ampliamente aplicadas, son pocos los autores que se han centrado en el efecto del tamaño de la ventana de análisis (δ)²⁴². Según Marceau *et al.* (1990) el 90% de la variabilidad en la precisión de la clasificación con texturas se debe al tamaño de la ventana usada para calcularlas mientras que del algoritmo sólo depende el 10%.

Tsu (1978) sugirió que los tamaños de ventana pequeños son la mejor elección debido al efecto contaminante de los píxeles de frontera en la clasificación. Dutra y Mascarenhas (1984) opinan que los pequeños tamaños de celda preservan las microtexturas. Woodcock y Strahler (1987) sugirieron que el pico de la varianza local se alcanzaba para tamaños de ventana entre un tercio y tres cuartos del tamaño de los elementos estructurales de la imagen.

Sin embargo, Marceau *et al.* (1990) hallaron una mayor precisión en la clasificación con tamaños relativamente mayores. Franklin *et al.* (1996) desarrollaron

²⁴² El problema radica en que no existe un método concreto para determinar el valor de δ , por lo que valores pequeños pueden dar un resultado pobre en la estimación de la textura y valores demasiado grandes pueden aumentar el riesgo de que aparezcan distintas texturas en la misma ventana, con la consecuente generación de caracteres texturales erróneos (Maillard, 2003; Clausi y Deng, 2005). Clausi y Yue (2004) encontraron que la variabilidad –en términos de desviación típica– de las características texturales GLCM se incrementaba exponencialmente a medida que el valor de δ se hacía más bajo pero que, no obstante, las variables texturales GLCM eran más estables ante estos cambios que otro tipo de algoritmos.

una técnica basada en los semivariogramas para calcular el tamaño adecuado de ventana en el análisis de imágenes geográficas. Hodgson (1998) centró su trabajo en la relación entre el tamaño de la ventana y la textura y puso de manifiesto que el tamaño de ventana podía influir en una correcta clasificación textural. Soh y Tsatsoulis (1999) recomendaron la utilización de varias distancias para la clasificación de imágenes SAR porque, en principio, no puede determinarse qué ventana será la más adecuada²⁴³.

Clausi y Yue (2004) efectuaron un amplio estudio para comprobar la influencia de δ en las características texturales obtenidas a partir de distintas metodologías²⁴⁴. Encontraron que las características GLCM eran más estables que otros métodos texturales frente a los cambios en la ventana y que, a medida que disminuía el tamaño, se incrementaba exponencialmente la variabilidad de las características texturales (y por tanto la capacidad discriminadora de las mismas).

En cuanto a la orientación del análisis no parece existir problema puesto que el propio Haralick recomendaba realizar los análisis en cuatro orientaciones (0° , 45° , 90° y 135°) y además calcular la media para cada carácter textural; parece claro que este tipo de caracteres son dependientes de la orientación.

²⁴³ Aún así, algunos autores han realizado sus análisis con diferentes tamaños de ventana. Holmes *et al.* (1984) y Shokr (1991) seleccionaron 2px como el tamaño más apropiado para sus objetivos (trabajaron con 1, 2 y 3 px). Barber y LeDrew (1991) obtuvieron para la distancia de 1 px mejores clasificaciones que para 5 y 9 px. Nyusten y Garcia (1992) trabajaron con distancias de 1 a 10 y concluyeron que los caracteres texturales eran más robustos para distancias >4 . Recientemente Coburn y Roberts (2004) determinaron que en función de la textura analizada el poder de clasificación de las variables texturales (GLCM), a distintas distancias, cambiaba de forma que en las regiones con bajos niveles de variación se discriminaba mejor a ventanas pequeñas y viceversa; y que, en cualquier caso, los porcentajes de clasificación correcta aumentaban cuando se utilizaban varios tamaños de ventana. Resultados similares a los encontrados por Ferro (1998). Aunque insistimos en que los parámetros seleccionados para un tipo de imagen pueden no ser válidos para otro.

²⁴⁴ Este es quizá uno de los mejores trabajos en los que se ha abordado este problema puesto que analizaron variables texturales de distintos métodos y una gran cantidad de tamaños de ventana (60) sobre imágenes de satélite y sobre una muestra extraída de la colección de Brodatz.

Tanto Clausi (2001) como Maillard (2003) aconsejan realizar los análisis a varias orientaciones para que, en el caso de la imagen presente anisotropía, no afecte al análisis²⁴⁵.

9.4.1. Sobre los parámetros de *Contraste GLCM*

El parámetro *contraste*, propiamente dicho, presentó unos valores medios mayores en las tres zonas que implican a la cabeza y la región 09. Debe tenerse en consideración que, esencialmente, este parámetro cuantifica las probabilidades de aparición de una determinada diferencia de gris entre píxeles vecinos. Una misma diferencia puede presentarse entre dos píxeles en la parte alta del nivel de gris o entre dos píxeles de la parte baja, de ahí que los valores de las zonas arriba mencionadas sean semejantes (en la orientación horizontal que no en la vertical). Por el contrario las regiones 04 a 07 son las que mostraron, para la mayoría de los análisis, los menores valores en el contraste con pocas diferencias en la direccionalidad.

El parámetro IDM (*homogeneidad*), también relacionado con el contraste, cuantifica la presencia de determinadas diferencias de gris entre píxeles vecinos. En este estudio las zonas con mayor homogeneidad fueron de nuevo ROI 01 y 02 en ambas orientaciones y en las tres distancias. La ROI 09 presentó una homogeneidad elevada similar a ROI 01 y 02 pero sólo en la orientación vertical.

Aunque el contraste y la homogeneidad son dos variables texturales que pertenecen al mismo grupo de parámetros –los que tienen en cuenta las diferencias de intensidad entre píxeles vecinos– y evidentemente están relacionadas, una vez observado el comportamiento de una y otra debe pensarse que registran información diferente; ambas con un buen poder diferenciador, similar en la orientación horizontal y claramente superior en el contraste vertical.

²⁴⁵ En esta tesis los análisis de la textura ósea se realizaron para tres valores de δ (1, 5 y 10 px) y cuatro orientaciones (0°, 90°, 180° y 270°).

9.4.2. Sobre los parámetros de Orden GLCM

El parámetro ASM (*uniformidad*), también denominado *energía*, registra una información sustancialmente diferente a los dos anteriores parámetros. La ASM es el resultado de sumar los cuadrados de las frecuencias de aparición de una determinada pareja de píxeles de tal forma que si en la imagen predominan unas pocas intensidades, la uniformidad será más elevada; por el contrario, si lo que aparecen son pocas parejas con muy diversos niveles de gris, la uniformidad será mínima y por tanto la imagen tendrá un aspecto más rugoso.

Las zonas que presentaron una mayor uniformidad fueron ROI 01 y las ROI 07 a 09, frente a las zonas 03 y 04 que fueron las que presentaron menores valores. Las diferencias entre una orientación y otra no son evidentes –salvo quizá para alguna de las zonas con al distancia 1 px– y, por tanto, este parámetro es menos sensible a la orientación que los anteriores.

La *entropía* (ENT), relacionada con ASM, también está relacionada con las probabilidades de aparición de un determinado par de píxeles y se puede interpretar como el grado de *desorden* de la imagen. La entropía será máxima cuando todas las probabilidades de las posibles parejas sean iguales. Conceptualmente esto tiene sentido puesto que, cuando las probabilidades de todos los pares es igual, se obtiene una distribución aleatoria de los valores de las parejas. Si por el contrario en la imagen sólo existiese una intensidad de gris todos los pares de píxeles serían el mismo y, por tanto, su frecuencia 1; la entropía tomaría un valor de 0 o máximo *orden*.

Las zonas 03 y 04 son las que presentaron mayores valores de entropía en todas las orientaciones y distancias, lo que tiene cierto sentido si tenemos en cuenta que estas dos zonas, en especial la 03, muestran una mayor presencia de trabéculas. En la zona 03 se produce el entrecruzamiento de los dos sistemas principales: el cefálico y el arciforme.

En las ROI 02, 05 y 06 encontramos una entropía moderada y las regiones 01 y 07 a 09 lo hicieron con los valores más bajos. De nuevo la zona 01, a pesar de tener intensidades de gris claramente diferentes a la zona 09, presentó valores similares en este parámetro.

9.4.3. Sobre el parámetro *Correlación GLCM*

Por último el parámetro de *correlación* del nivel de gris de los pares de píxeles mostró un comportamiento más diferenciado entre la distancia de 1 px que en la de 5 y 10 px; no fue motivo de sorpresa ya que este parámetro es indicativo de cómo varían los niveles de gris de una determinada pareja respecto a las demás. De manera que, si la imagen tiene un aspecto *suave*, la correlación será alta pues no existirán cambios bruscos de gris entre unas parejas y las vecinas, aunque todo dependerá de la escala a la que estemos trabajando.

El patrón es completamente diferente en la escala 1 px que en las de 5 y 10 px donde todas las correlaciones han descendido bruscamente. Hall-Beyer (2008) sugiere que la escala a la que se produce un descenso brusco de la correlación puede servir de referencia para conocer el tamaño de los elementos estructurales de la imagen. En nuestro caso deberán tener un tamaño entre 1 y 5 px.

Para la distancia de 1 px las menores correlaciones se registraron en las regiones 01 a 03, tanto en la horizontal como en la vertical. Hay grandes cambios en las intensidades de las parejas vecinas, sobre todo en la ROI 03. Las regiones 04 a 09 tienen valores similares con un máximo para la ROI 07, que es la región que presenta un mayor *suavizado* en las intensidades de gris.

Para las distancias 5 y 10 px el comportamiento es completamente diferente al anterior y además aparecen marcadas diferencias en las tendencias para una orientación y otra. Mientras que en la vertical la tendencia fue similar a la descrita más arriba, tal vez con un aumento de la correlación en ROI 01, en la horizontal todas las zonas muestran valores similares excepto en ROI 08 y 09 donde se produce un descenso brusco.

9.4.4. Sobre otros trabajos GLCM

No son abundantes en la literatura científica los trabajos en los que se hayan utilizado las matrices de concurrencia como parámetros para la extracción de información textural del hueso trabecular.

Link *et al.* (1998a) realizaron un completo estudio sobre imágenes de tomografía de alta resolución de cuerpos vertebrales. Calcularon la *uniformidad* (ASM),

la *entropía* (ENT) y el *contraste* (CON) para dos orientaciones (0° y 90°) y tres distancias entre píxeles (1, 2 y 4 px). Concluyeron que la *uniformidad* se encontraba significativamente relacionada con la DMO y con el módulo de Young, y la del modelo predictivo mejoraba significativamente cuando a la densidad ósea se le añadían estas variables texturales para distintas orientaciones y distancias.

Estos mismos autores (Link *et al.*, 1999) aducen que el número de parámetros obtenidos a partir de las matrices de concurrencia es grande y que las características óptimas son diferentes para las diferentes técnicas de imagen, lo que puede dar lugar a confusiones. Argumentan además que el uso de los parámetros GLCM en el hueso osteoporótico es empírico y carece de una verdadera base fisiopatológica. En nuestra opinión este segundo argumento –no así el primero– carece de sentido en la actualidad y hemos podido comprobar que, conociendo adecuadamente los fundamentos de cómo operan las matrices de concurrencia, es posible explicar de una forma lógica y coherente lo mostrado por los caracteres texturales GLCM.

Ito *et al.* (1997) utilizando parámetros texturales GLRL y DMO concluyeron que la densidad mineral presentaba el mayor riesgo relativo de fractura para mujeres de entre 55 y 69, mientras que los parámetros texturales lo hacían en las mujeres de 70 a 79.

Cendre *et al.* (2000) utilizaron la extracción de parámetros texturales de segundo orden sobre imágenes μ -TC de hueso trabeculado vertebral con un método similar, las GLRL –*Grey-Level Run Lengths*– (Galloway, 1975) y que consiste en cuantificar cuántas veces se repite un nivel de gris en una dirección y distancia dadas. Encontraron que, junto a los parámetros arquitectónicos clásicos –de estructura y conectividad trabecular–, mejoraba la relación con los parámetros biomecánicos.

Lee *et al.* (2002) propusieron que el análisis textural de los patrones trabeculares del cuello femoral podría utilizarse como predictor de fracturas osteoporóticas.

La determinación textural la realizaron con el parámetro *homogeneidad* (IDM)²⁴⁶. Lo presentan como un buen predictor del riesgo de fractura junto a la edad y el peso aunque inferior a la densidad mineral ósea pero no describen, con el detalle que sería deseable, cómo llevaron a cabo el análisis textural (programa, orientación y distancia entre píxeles).

Défossez *et al.* (2003) establecieron que mediante el *contraste* GLCM se podían detectar cambios en la direccionalidad trabecular del tercio proximal del fémur en condiciones clínicas.

Showalter *et al.* (2006) consiguieron adaptar el algoritmo GLCM, que habitualmente se utiliza sobre imágenes 2D, a las imágenes generadas por μ -TC con lo que eliminaron el problema de la superposición de trabéculas presente en las imágenes 2D. Con los parámetros texturales pudieron explicar el 90% de la variabilidad encontrada en las variables estructurales clásicas en μ -TC (conectividad, grosor y número de trabéculas, etc.).

Aproximadamente en los últimos 5 años, en los trabajos que cuantifican la textura trabecular, se empieza a detectar el uso combinado de diferentes métodos y sus correlaciones con las variables obtenidas a partir de análisis 3D de μ -TC, que es considerado el patrón oro junto a la histomorfometría. El objetivo parece claro, si las técnicas texturales sobre imágenes radiográficas sencillas tienen buenas correlaciones con parámetros arquitectónicos 3D, serán potencialmente útiles para su uso clínico.

Guggenbuhl *et al.* (2006) encontraron buenas correlaciones entre las dimensiones fractales y parámetros texturales GLRL con parámetros relacionados con la microarquitectura como el número, espaciado y grosor trabecular.

Apostol *et al.* (2006) realizaron una gran cantidad de mediciones texturales –hasta 350 parámetros texturales morfológicos, relacionados con matrices de concurrencia, fractales y de densidad espectral– sobre muestras de tejido óseo trabeculado de calcáneo y fémur, para comparar los parámetros arquitectónicos clásicos extraídos a partir de imágenes 3D de μ -TC. Del conjunto de parámetros

²⁴⁶ En realidad la ecuación que aportan no es la homogeneidad (*Inverse Difference Moment*) en sentido estricto. En cualquier caso es un parámetro que formaría parte de los que evalúan las probabilidades de aparición de parejas de píxeles con un determinado contraste.

iniciales extrajeron los que presentaban mayores correlaciones con la microarquitectura para, posteriormente, establecer un modelo de regresión lineal con el que consiguieron explicar hasta el 93% de la varianza de los parámetros de microarquitectura.

Karunanithi *et al.* (2007) en un estudio *in vivo* sobre radiografías de calcáneo en mujeres pre y postmenopáusicas también extrajeron información textural con GLRL y encontraron diferencias significativas en cinco de los siete parámetros texturales, por lo que sugieren que podrían ser un buen complemento, fácil y poco costoso para cubrir las limitaciones de la densitometría ósea en la identificación de sujetos osteoporóticos con fracturas y osteoporóticos sin fracturas.

Xiang *et al.* (2007) comprobaron el poder discriminante de un método textural basado en las ondas de Gabor que les permitió detectar características anisotrópicas del hueso trabecular puesto que permiten evaluar diversos parámetros a diferentes escalas y orientaciones. Yingling *et al.* (2007) encontraron buenas correlaciones entre este método y la histomorfometría clásica.

Lespessailles *et al.* (2007 y 2008), en un estudio multicéntrico con 159 mujeres con fracturas osteoporóticas y 219 controles, verificaron la capacidad discriminante con curvas ROC de tres parámetros texturales –dimensión fractal, uniformidad GLCM y otro parámetro vinculado a las GLRL– extraídos de radiografías convencionales de calcáneo. La especificidad y sensibilidad de la DMO para clasificar correctamente a los sujetos mejoró significativamente cuando se acompañaba de los parámetros texturales. Tanto la dimensión fractal como la uniformidad fueron significativamente menores en el grupo osteoporótico.

Guggenbuhl *et al.* (2008) trabajaron con parámetros texturales de segundo orden –GLRL y GLCM– con el objetivo de evaluar la reproducibilidad del método en el ámbito clínico y comprobar el efecto del reposicionamiento de la muestra y del grosor de los cortes en tomografías computarizadas de hueso esponjoso. Insisten en la idea de la necesidad de probar las metodologías de análisis texturales de la arquitectura del hueso trabecular en unas condiciones que reproduzcan la situación clínica que, sin duda, serían de gran utilidad.

Pulkkinen *et al.* (2008) comprobaron si las propiedades mecánicas de diferentes regiones del tercio proximal del fémur podían predecirse a partir de parámetros estructurales –entre ellas la homogeneidad (IDM)– y geométricos es-

timados sobre radiografías convencionales. Concluyeron que la combinación de ambos tipos de variables explicaban convenientemente –con altas correlaciones– la variabilidad en la DMO de las diferentes zonas del tercio proximal del fémur y, además, presentaban un buen poder predictivo de las cargas de fallo mecánico de forma similar a como lo haría la densidad mineral.

Rachidi *et al.* (2008) evaluaron la idoneidad para el análisis textural del hueso trabecular de calcáneo de un método –*Law's Mask*– basado en la aplicación de sucesivos filtros que generan imágenes sobre las que luego calcular parámetros de tipo estadístico. Lo hicieron bajo unas condiciones similares a las que se presentan en el ámbito clínico sobre mujeres sanas post-menopáusicas y sin fracturas y mujeres que habían sufrido algún tipo de fractura. Encontraron que, si bien los parámetros texturales mostraron diferencias significativas entre los dos grupos, no presentaron correlaciones con la DMO y resultaron ser dependientes de la resolución de la imagen. Como ocurre con las matrices de concurrencia este método de análisis textural tiene la ventaja de que puede aplicarse sobre la imagen original sin necesidad de procesados que produzcan distorsiones o pérdidas de información.

9.5. CONSIDERACIONES SOBRE LOS ANÁLISIS DISCRIMINANTES

El análisis discriminante nos permite examinar las combinaciones lineales de un conjunto de variables dependientes que potencialmente presentan diferencias entre los distintos grupos. Además permitirá utilizar estas combinaciones para posteriormente clasificar a otros sujetos (no es el caso de la presente tesis).

En definitiva con el análisis discriminante se busca desarrollar una regla, basándose en un conjunto de variables dependientes, que permita describir la pertenencia a un grupo u otro (Huberty, 1994; Peña, 2002; Norusis, 2004; Pérez, 2008; Raykow y Marcoulile, 2008).

En este trabajo se han realizado cuatro análisis discriminantes con una orientación exploratoria sobre cuatro abordajes diferentes en la caracterización trabecular de la arquitectura del tercio proximal del fémur.

9.5.1. Análisis multivariado discriminante para el histograma de gris

Se introdujeron en el modelo los tres caracteres extraídos de la información contenida en el histograma: promedio, desviación y variación de gris.

En la clasificación general los resultados son moderados –alrededor del 31%– aunque debemos hacer dos consideraciones al respecto.

La primera es que se parte de una situación complicada al tener 9 grupos posibles y tan sólo tres variables con las que clasificar a los sujetos en uno u otro, por tanto el modelo generará, como máximo, tres funciones discriminantes. En consecuencia resultará muy complicado clasificar correctamente a todas las regiones en el grupo que les corresponde.

La segunda consideración está en relación con el *potencial* de las funciones generadas; la primera función discriminante generada es capaz de explicar por sí sola casi el 83% de la varianza entre grupos. El valor de la λ de Wilks asociada es relativamente bajo (0,245) lo que sugiere que, la función, es buena discriminadora. La segunda función explicaría un 11% de la varianza adicional y en conjunto las dos funciones explican casi el 97%.

De una observación de los gráficos de dispersión con los centroides [figura 6.3] se desprende que, si bien las zonas correspondientes con la cabeza femoral (ROI 01 a 03) se diferencian relativamente bien del resto, no ocurre lo mismo con las demás zonas, por lo que en el momento de hacer la clasificación existirán casos cuyas áreas de distribución estén solapadas con las de otras zonas. Incluso los porcentajes de clasificación correcta para la mayoría de regiones fueron superiores a lo que cabría esperar por el azar [tabla 6.4].

9.5.2. Análisis multivariado discriminante para las dimensiones fractales

En lo que se refiere a la capacidad de discriminación del AMD generado a partir de estas cuatro variables las tasas de acierto general fueron modestas, en torno al 29%.

Si nos atenemos a las consideraciones hechas en el epígrafe anterior, debemos resaltar también que, de las cuatro funciones generadas, con las dos primeras se explicaría casi el 99% de la varianza encontrada (80% con la primera función y

19% con la segunda), si bien los valores de la λ de Wilks fueron ligeramente mayores que en las dos funciones del histograma, por lo que el poder discriminante del modelo será menor.

De la observación de las tasas de acierto en cada región se deduce que las mejores clasificaciones se produjeron en las dos zonas que implican a la cabeza femoral –ROI 01 y 02, con tasas del 63 y 72% respectivamente– y la región 04 ubicada en el centro del haz arciforme (45%). En el resto de zonas se obtuvieron tasas de clasificación correcta mediocres, en algún caso por debajo de lo esperado *a priori* (ROI 05 y 08).

9.5.3. Análisis multivariado discriminante para las lagunaridades

En este modelo se introdujeron tan sólo dos variables – $LACbx$ y $LACsl$ – y, por tanto, se generaron dos funciones. La primera mostró una λ de Wilks relativamente bajo que conseguía explicar hasta un 81% de la variabilidad encontrada entre grupos. La segunda función, con menor poder clasificatorio, explicaría el 19% restante.

Los porcentajes globales de clasificación correcta fueron de aproximadamente el 30%, similares a los del análisis del HGR y de las DF.

En las regiones 04, 06 y 09 se registraron clasificaciones correctas moderadas ($\approx 30\%$), lo que sugiere que estas variables detectan características en las ROI no cuantificadas por la dimensión fractal.

9.5.4. Análisis multivariado discriminante para los parámetros GLCM

En el modelo se introdujeron 30 variables con las que se pudieron generar ocho funciones (tantas como grupos menos uno). Los porcentajes de clasificación correcta fueron de aproximadamente el 80%, por lo que puede decirse que el modelo fue muy bueno en la separación de los grupos.

Con la primera función sólo se explicó el 42% de la variabilidad entre grupos –si bien el valor de la λ de Wilks fue muy bajo (0,003) y por tanto la función tiene un alto poder discriminatorio–; ninguna de las variables presentó una correlación destacable con la función [véase tabla III.44 de la matriz de estructura en el

Anexo III], lo que puede interpretarse como que todas las variables contribuyen de una forma similar en la discriminación de la función.

En la función 2 se explica un 33% de la varianza residual, con una λ de Wilks baja (0,021) y con un fuerte peso de las variables *contraste*, *correlación* y, en menor medida, *entropía* y *uniformidad*, pero en la orientación vertical.

Junto las funciones 3 y 4, también con buenos poderes discriminatorios, quedaría explicado el 93% de la variabilidad entre grupos.

Con el modelo se sobrepasó el 90% de acierto en las cuatro primeras ROI; las zonas con peores tasas fueron la 06 y la 08 con un 68%, pero todas ellas claramente superiores a los porcentajes de clasificación que cabría esperar por el azar (11%).

9.6. CONSIDERACIONES FINALES

En la última década ha despertado un gran interés la determinación de las características texturales del hueso. Uno de los aspectos clave en la cuantificación de la estructura ósea reside en el enfrentamiento de las bondades de las técnicas de imagen *in vitro* y su ultra alta resolución pero que a la vez son invasivas y limitadas a tamaños de muestras óseas pequeños, frente a las técnicas de imagen *in vivo*, más accesibles, baratas y rápidas pero con resoluciones más modestas y dependientes de la dosificación.

El uso combinado de varios métodos de evaluación textural, aunque relativamente reciente, ya ha sido abordado por diferentes investigadores.

Cortet *et al.* (1999) analizaron con tres métodos texturales diferentes –de tipo estadístico como el GLRL, fractal y estructural–, en el hueso trabecular del tercio distal del radio sobre imágenes TC, hasta obtener 32 parámetros. Concluyeron que muchas de estas características utilizadas de forma combinada podrían resultar de utilidad para la detección de la osteoporosis.

Chappard *et al.* (1999) compararon 8 métodos histomorfométricos en la caracterización del hueso trabecular en 154 hombres diagnosticados de osteoporosis. Realizaron un análisis multivariante de conglomerados (*cluster*) y encontraron que la dimensión fractal se encontraba fuertemente correlacionada con el espaciado trabecular y el número trabecular que formaba, junto a esta últi-

ma variable, un conglomerado propio. A conclusiones similares llegaron en otro estudio (Chappard *et al.*, 2001b) en el que compararon tres métodos para estimar la dimensión fractal sobre cortes histomorfométricos de hueso de la cresta ilíaca y hallaron que el método de conteo de celdas fue el que presentó una menor correlación con parámetros histomorfométricos (en concreto con el volumen óseo, BT/TV). Además realizaron un análisis de conglomerados en el que las variables fractales se agruparon con la variable número de trabéculas. Advierten de la importancia que tiene el tiempo de computación en el momento de decantarse por un método u otro y justifican el uso conjunto de distintos tipos de variables para caracterizar la arquitectura trabecular.

Estos mismos autores (Chappard *et al.* 2001a y 2002) combinaron métodos texturales fractales y de segundo orden (GLRL) para evaluar los cambios en la arquitectura trabecular de la tibia y fémur tras una osteoporosis inducida en un modelo murino. Los resultados fueron desiguales para ambos métodos; mientras que la dimensión fractal cuantificó mejor los cambios del hueso trabecular distal femoral los parámetros GLRL lo hicieron con el de la tibia proximal. Según los autores la dimensión fractal es adecuada para la evaluación de hueso trabecular con una estructura reticular y no lo es tanto para regiones con una marcada anisotropía. También encontraron fuertes correlaciones entre variables texturales GLRL y dimensión fractal con parámetros histomorfométricos (Chappard *et al.*, 2005b). Este grupo apunta que, en los análisis texturales, deberían utilizarse diferentes métodos en paralelo porque una técnica podría proporcionar buenos resultados en una determinada pieza o espécimen y ser menos adecuada para otra.

Herlidou *et al.* (2004) trabajaron con diferentes métodos texturales –histograma de gris, GLCM, GLRL y matrices de gradientes– y realizaron análisis multivariantes de componentes principales y de conglomerados jerárquicos para determinar aquellos parámetros más relevantes para diferenciar tres grupos de imágenes RMN de alta resolución de calcáneo (mujeres jóvenes sanas, postmenopáusicas sanas y osteoporóticas). Encontraron que las variables que más peso tenían en la diferenciación de los grupos estaban relacionadas con el método GLRL y el de matrices de gradientes. No aportaron los detalles sobre el resto de parámetros estadísticos ni sobre los ajustes precisos de las diferentes rutinas texturales empleadas. El tamaño muestral fue de tan sólo 33 mujeres por lo que los tamaños

de los grupos de estudio fueron muy reducidos y la validez de las técnicas multivariantes empleadas queda en entredicho.

Recientemente en los trabajos publicados por Aufort *et al.* (2007) y Jennane *et al.* (2010) ya se muestran técnicas de análisis estadístico complejas, relacionadas con las redes neurales, con el fin de poder clasificar eficientemente imágenes radiológicas óseas en relación a sus propiedades texturales y, por tanto, arquitectónicas.

Como sugieren Shah y Gandhi (2007) si se utilizan modelos en los que participen parámetros que cuantifican diferentes características de las imágenes los porcentajes de clasificación incorrecta descienden.

Después del trabajo presentado en esta tesis, pensamos que podrían plantearse futuros trabajos en los que se puedan aplicar estos métodos sobre imágenes obtenidas en un contexto más clínico. Los análisis de imagen avanzados pueden mejorar el potencial diagnóstico de las técnicas de imagen más comunes o accesibles, pero no puede obviarse que el ámbito clínico requiere procedimientos con una precisión, fiabilidad y reproducibilidad elevadas (Genant *et al.*, 2000). Steines *et al.* (2009) insisten en la necesidad de realizar estudios sobre imágenes radiográficas convencionales porque podrían ser la primera fuente para las mediciones de la microarquitectura en el ambiente clínico.

Hace aproximadamente una década que se publican trabajos en los que se buscan las correlaciones entre variables texturales –casi siempre reducidas a la dimensión fractal– y las propiedades biomecánicas.

Lespessailles *et al.* (1998 a,b) encontraron correlaciones significativas entre la dimensión fractal del hueso trabecular del calcáneo y el módulo de Young y la resistencia a rotura.

Jiang *et al.* (1999a) y Majumdar *et al.* (1999) encontraron relaciones similares y comprobaron que la predicción de las propiedades biomecánicas a partir de la DMO mejoraba cuando se combinaba con la dimensión fractal.

Link *et al.* (1998b) trabajaron con imágenes de RMN y TAC de alta resolución de hueso trabecular de fémur y vertebral encontrando buenas correlaciones directas entre la dimensión fractal y el módulo elástico, lo que sugiere que aquellos especímenes con mayor complejidad en la estructura trabecular presentan una

mayor resistencia mecánicas. Los modelos de regresión lineal multivariante que generaron, y en los que participa la DMO para predecir las características mecánicas, mejoraron al introducir la dimensión fractal en el modelo.

Hacia eso mismo apuntan los resultados obtenidos por Follet *et al.* (2005) al encontrar correlaciones elevadas ($r > 0,70$) entre la dimensión fractal sobre imágenes 2D y 3D de μ -TC con los módulos de Young –en diferentes direcciones– y con la presión a rotura de muestras de hueso trabecular de calcáneo.

Actualmente se están realizando intentos, aún en el ámbito de investigación básica, por llevar a cabo estudios texturales sobre imágenes biomédicas en 3D (Xu *et al.*, 2004) que, debido a las complicaciones técnicas y a la gran cantidad de parámetros que deben ser evaluados, están lejos de poder ser aplicadas con fines prácticos.

Cortet *et al.* (2004) advierten que en este tipo de trabajos debe tenerse en cuenta que las relaciones entre las variables no siempre serán lineales y que deben evaluarse otros modelos de ajuste.

Jennane *et al.* (2007) validaron un modelo matemático con imágenes 3D de μ -TC que relacionaba la arquitectura 3D con características fractales sobre proyecciones 2D en muestras de hueso trabecular de la cabeza femoral. Encontraron que la relación era sencilla y que, proyecciones simples, podrían proporcionar información 3D sobre la estructura ósea.

Yi *et al.* (2007 a,b) propusieron un método fractal para la medida de la anisotropía ósea sobre imágenes radiográficas 2D aplicadas a odontología y sugieren que estos parámetros podrían estar bien correlacionados con otros 3D y, por tanto, con una buena proyección en la evaluación clínica del estado óseo dental.

Steines *et al.* (2009) pusieron de manifiesto la relación existente entre las características arquitectónicas 2D y 3D (entre ellas la dimensión fractal) con las propiedades mecánicas de siete regiones del tercio proximal del fémur. En la dimensión fractal encontraron que es posible realizar estimaciones razonables sobre la arquitectura y comportamiento mecánico a partir de proyecciones radiográficas simples.

También se han realizado algunas aproximaciones con el objeto de observar posibles relaciones entre parámetros texturales obtenidos por diferentes métodos.

Recientemente Ríos-Díaz *et al.* (2009a) mostraron correlaciones moderadas entre la entropía GLCM, la dimensión fractal y lagunaridad en la región correspondiente al hueso trabeculado en la zona del trocánter menor –zona que aquí se ha denominado ROI 09–, de forma que la entropía se correlacionó inversamente con la DF ($r=-0,63$; $p<0,003$) y directamente con la lagunaridad ($r=0,55$; $p<0,012$).

Nuestro grupo tiene en ejecución un proyecto similar pero con muestras óseas de la cabeza femoral sobre las que se han extraído variables fractales y texturales GLCM así como características de microarquitectura trabecular y de morfometría externa cuya relación se pretende evaluar (Ríos-Díaz *et al.*, 2008c). Parece que están aseguradas las perspectivas de trabajo durante los próximos años. Los avances técnicos, tanto en la adquisición de imágenes biomédicas como en el procesamiento y computación de la información permiten y, presumiblemente lo harán aún más en el futuro, desarrollar mejores métodos de análisis.

Pero incluso así esto no solucionaría el problema de la fragmentación de la investigación, el aislamiento de los grupos de trabajo y el de la traslación de estudios básicos al ámbito clínico.

Transcurrieron más de 15 años desde la publicación por Mandelbrot de la *Geometría Fractal de la Naturaleza* hasta que se comenzó a vislumbrar el uso de la dimensión fractal como un parámetro útil en el estudio de la complejidad ósea. En 1973 Haralick y sus colaboradores publicaron el método textural con las matrices de concurrencia y desde ese momento –ya lejano– apenas si se han publicado media docena de trabajos en los que se haya aplicado sobre el estudio del hueso trabecular.

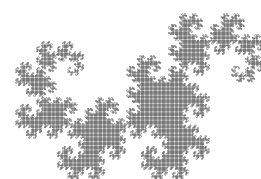
Con este trabajo se han aportado evidencias de que, diferentes técnicas texturales aplicadas sobre radiografía convencional del tercio proximal del fémur, ponen de manifiesto diferentes características estructurales que bien pueden servir para clasificar correctamente diferentes regiones.

En especial ofrecen buenos resultados las matrices de concurrencia del nivel de gris que presentan, además, una serie de ventajas respecto a los métodos fractales. En primer lugar, el procesado necesario sobre las imágenes a analizar es mínimo: un simple filtro para eliminar ruido de fondo. En segundo lugar, generan una gran cantidad de parámetros que a su vez recogen diferentes aspectos de

las relaciones espaciales entre los píxeles y que por tanto permite generar unas funciones discriminantes más potentes.

Nuestro deseo es haber contribuido con esta tesis a un mejor entendimiento de las bases teóricas sobre las que sustentan estas técnicas y a los aspectos metodológicos para su aplicación práctica.

CONCLUSIONES



CONCLUSIONES

- I. El modelo de análisis multivariante discriminante obtenido a partir del histograma de gris clasificó una tercera parte de las imágenes analizadas. En las regiones correspondientes al cuello femoral se obtuvieron porcentajes de clasificación correcta aproximadamente cuatro veces mayores de lo esperado por el azar.
- II. El análisis fractal y de lagunaridad es sensible al método de procesado de imagen previo.
- III. El modelo de análisis multivariante discriminante resultante de las variables de dimensión fractal clasificó correctamente un tercio de las regiones de análisis. En las regiones de la cabeza y cuello femoral se obtuvieron tasas de acierto aproximadamente cuatro veces mayores de lo esperado por el azar. La dimensión fractal ofreció resultados significativamente diferentes en función del método utilizado para su cálculo.
- IV. El modelo de análisis multivariante discriminante generado a partir de la lagunaridad clasificó correctamente un tercio de las imágenes. En ciertas regiones de la cabeza, cuello y trocánter menor se obtuvieron tasas de clasificación correcta tres veces mayores que lo esperado por el azar. La lagunaridad mostró resultados diferentes según el método utilizado para su cálculo.

- V. El modelo de análisis multivariante discriminante obtenido a partir del análisis textural con matrices de concurrencia clasificó correctamente la práctica totalidad de las imágenes analizadas, con tasas de acierto entre siete y nueve veces mayores que lo esperado por el azar. La variable textural contraste fue la que mejor discriminó entre regiones, seguida de la correlación, la homogeneidad, la entropía y la uniformidad. Las mayores diferencias entre zonas se detectaron para la orientación vertical y la escala de 1 px.
- VI. Los parámetros estructurales y texturales obtenidos a partir de los tres análisis detectan diferencias en el patrón trabecular en las nueve zonas del tercio proximal del fémur. El poder discriminante del análisis con matrices de concurrencia fue claramente superior a los obtenidos con el análisis del histograma de gris y con los análisis fractal y de lagunaridad.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Abramoff MD, Magelhaes PJ, Ram SJ. Image processing with ImageJ. *Biophotonics Int.* 2004;11(7):36-42.
2. Addison PS. *Fractals and chaos*. Bristol (UK): IOP Publishing Ltd.; 1997.
3. Aguirre E. Documentación fósil de la evolución humana. En: Crusafont M, Meléndez B, Aguirre E, editores. *Evolución*. 4ª ed. Madrid: Biblioteca Autores Cristianos; 1986. p. 649-733.
4. Aguirre J. Curvas fractales. *Sigma*. 2002;20:79-92.
5. Aharony A, Feder J, editores. *Fractals in Physics: Essays in Honour of Benoit B. Mandelbrot*. Amsterdam: North-Holland; 1990.
6. Akono A, Tonyé E, Nyongui AN, Rudant JP. Nouvelle méthodologie d'évaluation des paramètres de texture d'ordre trois. *Int J Rem Sens*. 2003;24(9): 1957-67.
7. Aksoy S, Haralick RM. Textural features for image database retrieval. *Content-Based Access of Image and Video Libraries Proceedings IEEE*, 21 June, 1998.p.7-8.
8. Albanese J. A metric method for sex determination using the hip bone and the femur. *J Forensic Sci*. 2003;48(2):263-73.
9. Alemán I, Botella MC, Ruiz L. Determinación del sexo en el esqueleto postcraneal. Estudio de una población mediterránea actual. *Arch Esp Morfol*. 1997;2:69-79.
10. Alemán I. Determinación del sexo en restos esqueléticos. Estudio de una población mediterránea actual [Tesis doctoral]. Granada: Departamento de Ciencias Morfológicas, Laboratorio de Antropología. Facultad de Medicina. Universidad de Granada; 1997.
11. Alexander RMcN. Walking and running strategies for humans and other mammals. En: Domenici P, Blake RW, editores. *Biomechanics in animal behaviour*. Oxford (GBR): BIOS Scientific Publishers Ltd.; 2000. p.49-57.
12. Al-Janobi A. Performance evaluation of cross-diagonal texture matrix method of texture analysis. *Pattern Recog*. 2001;34:171-180.
13. Allen M, Brown GJ, Miles NJ. Measurement of boundary fractal dimensions: review of current techniques. *Powder Technol*. 1995;84:1-14.
14. Andresen R, Haidekker MA, Radmer S, Banzer D. CT determination of bone mineral density and structural investigations on the axial skeleton for estimating the osteoporosis-related fracture risk by means of a risk score. *Br J Radiol*. 1999;72:569-78.
15. Antognetti PF, Dellepiane S, Serpico SB, Vernazza G. Applicazione di tecniche frattali per la discriminazione di immagini radiografiche. *Radiol Med (Torino)*. 1989;77(5):535-539.

16. Aon MA, O'Rourke B, Cortassa S. The fractal architecture of cytoplasmic organization: scaling, kinetics and emergence in metabolic network. *Mol Cell Biochem.* 2004;256/257:169-184.
17. APA. American Psychological Association. Publication manual of the American Psychological Association (5th ed.). Washington, DC: American Psychological Association; 2001.
18. Apostol L, Boudousq V, Basset O, Odet C, Yot S, Tabary J, et al. Relevance of 2D radiographic texture analysis for the assessment of 3D bone micro-architecture. *Med Phys.* 2006;33(9):3546-56.
19. Appleby S. Estimating the cost of a telecommunications network using the fractal structure of the human population distribution. *IEE Proc Commun.* 1995;142:172-8.
20. Arango LG. Evaluación del enfisema pulmonar mediante análisis cuantitativo de imagen en tomografía computarizada y variables fisiológicas [Tesis Doctoral]. Madrid (España): Universidad Complutense de Madrid, Facultad de Medicina, Departamento de Neumología; 2004.
21. Argimón JM, Jiménez J. Métodos de investigación clínica y epidemiológica. Madrid: Elsevier; 2006.
22. Arivazhagan S, Ganesan L. Texture classification using wavelet transform. *Pattern Recogn Lett.* 2003;24(9-10):1513-21.
23. Armbrecht G, Belavý DL, Gast U, Bongrazio M, Touby F, Beller G, et al. Resistive vibration exercise attenuates bone and muscle atrophy in 56 days of bed rest: biochemical markers of bone metabolism. *Osteoporos Int.* 2010;21(4):597-607.
24. Armitage P, Berry G. Estadística para la investigación biomédica. 3ª ed. Madrid: Harcourt Brace; 1997.
25. Arsuaga JL, Martínez I. La especie elegida. 3ª ed. Madrid (España): Temas de Hoy; 2002.
26. Arsuaga JL. El enigma de la esfinge. Barcelona: Random House Mondadori; 2002.
27. Asaithambi M, Christopher J, Ramakrishnan S. Qualitative assessment of tensile strength components of human femur trabecular bone using radiographic imaging and spectral analysis. *J Mech Med Biol.* 2009;9(1):21-9.
28. Asimov I. Sueños de robot. Barcelona: Plaza & Janés Ediotres; 1988.
29. Asimov I. Viaje alucinante. Barcelona: Ediciones Orbis S.A.; 1995.
30. Asala SA. Sex determination from the head of the femur of South African whites and blacks. *Forensic Sci Int.* 2001;117:15-22.
31. Attneave F. Some informational aspects of visual perception. *Psychol Rev.* 1954; 61:183-93.

32. Aubin JE, Bonnelye E. Osteoprotegerin and its ligand: A new paradigm for regulation of osteoclastogenesis and bone resorption. *Osteoporos Int.* 2000;11(11):905-13.
33. Aufort G, Jennane R, Harba R, Benhamou CLJ. Shape classification techniques for discrete 3D porous media. Application to trabecular bone. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.* 2007;2007:5536-9.
34. Avnir D. The Fractal approach to heterogeneous chemistry: surfaces, colloids, polymers. Chichester: Wiley; 1989.
35. Bacchetta J, Boutroy S, Vilayphiou N, Fouque-Aubert A, Delmas PD, Lespessailles E, et al. Assessment of bone microarchitecture in chronic kidney disease: A comparison of 2D bone texture analysis and high-resolution peripheral quantitative computed tomography at the radius and tibia. *Calcif Tissue Int.* 2010 Aug 15. [Epub ahead of print].
36. Bacon AM. Los australopitecos. En: *Temas de Investigación y Ciencia*, editor. *Temas 19. Los orígenes de la humanidad.* Barcelona: Prensa Científica S.A; 2000. p.16-21.
37. Bader W, Böhmer S, van Leeuwen P, Hackmann J, Westhof G, Hatzmann W. Does texture analysis improve breast ultrasound precision? *Ultrasound Gynecol.* 2000;15:311-16.
38. Baish JW, Jain RK. Fractals and cancer. *Cancer Res.* 2000;60(14):3683-8.
39. Barabási A-L, Stanley HE. *Fractal concepts in surface growth.* Cambridge: Cambridge University Press; 1995.
40. Barber DG, LeDrew EF. SAR sea ice discrimination using texture statistics: a multivariate approach. *Photogramm Eng Rem Sens.* 1991;57(4):385-95.
41. Bariamis D, Iakovidis DK, Marcoulis D. Dedicated hardware for real time computation of second-order statistical features for high resolution images. En: Blanc-Talon J, Philips W, Popescu D, Scheunders P, editores. *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems Lecture Notes in Computer Science, Volume 4179.* Berlin: Springer Verlag; 2006. p.67-77.
42. Barondess DA, Singh M, Hendrix SL, Nelson DA. Radiographic measurements, bone mineral density, and the Singh Index in the proximal femur of white and black postmenopausal women. *Dis Mon.* 2002;48(10):637-46.
43. Bartl R, Frisch B. *Osteoporosis. Diagnosis, prevention, therapy.* 2th ed. Berlin: Springer Verlag; 2009.
44. Barton CC, La Pointe PR, editores. *Fractals in the Earth Sciences.* London: Plenum Press; 1995.

45. Bassey EJ, Rothwell MC, Littlewood JJ, Pye DW. Pre- and postmenopausal women have different bone mineral density responses to the same high-impact exercise. *J Bone Miner Res.* 1998;13(12):1805-13.
46. Basu M, Ho TK, editors. *Data complexity in pattern recognition.* London: Springer Verlag; 2006.
47. Bauer JS, Kohlmann S, Eckstein F, Mueller D, Lochmüller EM, Link TM. Structural analysis of trabecular bone of the proximal femur using multislice computed tomography: a comparison with dual X-ray absorptiometry for predicting biomechanical strength in vitro. *Calcif Tissue Int.* 2006;78:78-89.
48. Baumann G. *Mathematica for theoretical physics: electrodynamics, quantum mechanics, general relativity, and fractals.* New York: Springer Science+Business Media, Inc.; 2005.
49. Baur M, Ziegler G. *La aventura del hombre.* Madrid: Maeva Ediciones; 2003.
50. Bazant ZP. Scaling of quasi-brittle fracture and the fractal question. *J Eng Mater Technol.* 1995;117:361-7.
51. Beaupré GS, Orr TE, Carter DR. An approach for time-dependent bone modeling and remodeling. Application: a preliminary study remodeling simulation. *J Orthop Res.* 1990;8(5):662-70.
52. Benhamou CL, Lespessailles, Jacquet G. Architecture osseuse trabéculaire: caractérisation par une méthode d'analyse fractale. *Rev Rhum.* 1994a;61(59):297-300.
53. Benhamou CL, Lespessailles, Jacquet G, Harba R, Jennane R, Loussot T, et al. Fractal organization of trabecular bones images on calcaneus radiographs. *J Bone Miner Res.* 1994b; 9(12):1909-18.
54. Benhamou CL, Lespessailles E, Royant V. Architecture osseuse et résistance mécanique du tissu osseux. *Presse Med.* 1996;25:249-54.
55. Benhamou CL, Poupon S, Lespessailles E, Loiseau S, Jennane R, Siroux V, et al. Fractal analysis of radiographic trabecular bone texture and bone mineral density: two complementary parameters related to osteoporotic fractures. *J Bone Miner Res.* 2001;16:697-704.
56. Bérard A, Bravo G, Gauthier P. Meta-analysis of the effectiveness of physical activity for the prevention of bone loss postmenopausal women. *Osteoporos Int.* 1997;7:331-7.
57. Berberoglu S, Curran PJ, Lloyd CD, Atkinson PM. Texture classification of Mediterranean land cover. 2007;9(3):322-34.
58. Berge C, Gasc JP. Cuando la bipedestación se vuelve humana. En: Coppens Y, Picq P, editores. *Los orígenes de la humanidad: lo propio del hombre (Vol. II).* Madrid: Espasa Calpe; 2004. p. 78-123.

59. Berge C. Quelle est la signification fonctionnelle du pelvis très large de *Australopithecus afarensis* (AL 288-1)? En: Coppens Y, Senut B, editores. Origine(s) de la bipédie chez les hominidés. Paris: Éditions du Centre National de la Recherche Scientifique; 1991. p. 113-9.
60. Bermúdez JM, Domínguez-Rodrigo M. Heterochrony and the paleoanthropological record: the origins of the genus *Homo* reconsidered. *Trabajos de Prehistoria*. 1992;42:51-68.
61. Bermúdez JM, Márquez B, Mateos A, Martín-Torres M, Sarmiento S. Hijos de un tiempo perdido. La búsqueda de nuestros orígenes. Barcelona: Ares y Mares; 2004.
62. Berry JL, Towers JD, Webber RL, Pope TL, Davidai G, Zimmerman M. Change in trabecular architecture as measured by fractal dimension. *J Biomech*. 1996; 29(6):819-22.
63. Bezerra MC, Carvalho JF, Prokopowitsch AS, Pereira RMR. RANK, RANKL and osteoprotegerin in arthritic bone loss. *Braz J Med Biol Res*. 2005;38(2):161-
64. Bins M, Landeweerd GH, Gelsema ES, van Montfort LH, Halie MR. Texture of white blood cells expressed by the counting densitogram. *Cytometry*. 2005;1(5):321-24.
65. Blaszczyk JW, Klonowski W. Postural stability and fractal dynamics. *Acta Neurobiol Exp*. 2001;61:105-12.
66. Bollen Am, Taguchi A, Hujuel PP, Hollender LG. Fractal dimension on dental radiographs. *Dentomaxillofac Radiol*. 2001;30:270-75.
67. Bonewald L. Mechanosensation and transduction in osteocytes. *Bonekey Osteovision*. 2006;3(10):7-15.
68. Bonewald LF. Osteocytes as dynamic multifunctional cells. *Ann N Y Acad Sci*. 2007; 1116:281-90.
69. Bonewald L, Johnson ML. Osteocytes, mechanosensing and Wnt signaling. *Bone*. 2008;42:606-15.
70. Bonis L de. Nuestros antepasados más remotos. En: Temas de Investigación y Ciencia, editor. Temas 19. Los orígenes de la humanidad. Barcelona: Prensa Científica S.A; 2000. p. 4-7.
71. Bonnet N, Gadois C, McCloskey E, Lemineur G, Lespessailles E, Courteix D, et al. Protective effect of β blockers in postmenopausal women: influence on fractures, bone density, micro and macroarchitecture. *Bone*. 2007;40:1209-16.
72. Boonen S. Bone strength beyond bone mineral density. En: Dempster, D, Felsenberg, D, Van der Geest, S, editores. The bone quality book. Amsterdam: Elsevier BV; 2006.p. 2-4.

73. Borah B, Dufresne T. Structural properties: trabecular microarchitecture and its measurement. En: Dempster, D, Felsenberg, D, Van der Geest, S, editores. The bone quality book. Amsterdam: Elsevier BV; 2006. p. 25-34.
74. Borges JL. El Aleph. Madrid: Alianza Editorial; 1997.
75. Borges JL. Ficciones. Madrid: Alianza Editorial; 2003.
76. Borys P, Krasowska M, Grzywna ZJ, Djamgoz MB, Mycielska ME. Lacunarity as a novel measure of cancer cells behavior. *Biosystems*. 2008;94(3):276-81.
77. Bouxsein M, Boyd S, Christiansen B, Guldberg R, Jepsen K, Muller R. Guidelines for assessment of bone microstructure in rodents using microcomputed tomography. *J Bone Miner Res*. 2010 Jun 7. [Epub ahead of print].
78. Boyce BF, Xing L. Functions of RANKL/RANK/OPG in bone modeling and remodeling. *Arch Biochem Biophys*. 2008;473:139-46.
79. Boyle WJ, Simonet WS, Lacey DL. Osteoclast differentiation and activation. *Nature*. 2003;423(6937):337-42.
80. Bradbury R. Las manzanas doradas del sol. 13ª ed. Barcelona: Ed. Minotauro; 1983.
81. Brady M. The forms of knowledge mobilized in some machine vision systems. *Philos Trans R Soc Lond B Biol Sci*. 1997;352(1358): 1241-48.
82. Braun E. Caos, fractales y cosas raras. México: Fondo de Cultura Económica; 1996.
83. Brethour JR. Estimating marbling score in live cattle from ultrasound images using pattern recognition and neural network procedures. *J Anim Sci*. 1994;72:1425-32.
84. Brodatz P. Textures: a photographic album for artists and designers. New York: Dover Publisher; 1966.
85. Brothwell DR. Desenterrando huesos. México: Fondo de Cultura Económica; 1987.
86. Brú A, Albertos S, Luis Subiza J, García-Asenjo JL, Brú I. The universal dynamics of tumor growth. *Biophys J*. 2003;85(5):2948-61.
87. Buckland-Wright JC, Lynch JA, Rymer J, Fogelman I. Fractal signature analysis of macroradiographs measures trabecular organization in lumbar vertebrae of postmenopausal women. *Calcif Tissue Int*. 1994;54:106-112.
88. Buckland-Wright JC, Lynch JA, Macfarlane DG. Fractal signature analysis measures cancellous bone organisation in macroradiographs of patients with knee osteoarthritis. *Ann Rheum Dis*. 1996;55:749-55.
89. Buckland-Wright JC, Messent EA, Bingham III CO, Ward RJ, Tonkin C. A 2yr longitudinal radiographic study examining the effect of a bisphosphonate (risedronate) up suchondral bone loss in osteoarthritic knee patients. *Rheumatology*. 2007;46:257-64.
90. Buczkowski S, Kyriacos S, Nekka F, Cartilier L. The modified box-counting method: analysis of some characteristic parameters. *Patt Recog*. 1998;31:411-8.

91. Bunde A, Havlin S, editors. *Fractals and disordered systems*. Berlin: Springer; 1991.
92. Bunde A, Havlin S. *Fractals in Science*. Berlin: Springer; 1994.
93. Burr DB, Ruff CB, Johnson C. Structural adaptations of the femur and humerus to arboreal and terrestrial environments in three species of macaque. *Am J Phys Anthropol*. 1989;79:357-67. Erratum En: *Am J Phys Anthropol*. 1989;80:501.
94. Butson CR, King DJ. Lacunarity analysis to determine optimum extents for sample-based spatial information extraction from high-resolution forest imagery. In *J Remote Sens*. 2006;27(1):105-20.
95. Cabrera J. Batch GLCM Measure for Image J (2007 Jul 25). [Citado 27 de agosto de 2009]. Disponible en: http://rsb.info.nih.gov/ij/macros/Batch_GLCM_Measure.txt.
96. Cabrera J. Gray Level Correlation Matrix Texture Analyzer v4.0 for ImageJ (7 julio 2006). [Citado 27 de agosto de 2009]. Disponible en: <http://rsb.info.nih.gov/ij/plugins/texture.html>.
97. Caeiro-Rey JR, Dapía-Robleda S, Portero I, Blanco M. Estudio de la correlación entre DEXA femoral y variables morfológico-estructurales óptico-fractales de la imagen radiológica de la cadera. *Rev Esp Enferm Metab Óseas*. 2005;14(6):111.
98. Caeiro-Rey JR, Dapía-Robleda S, del Río L, Carpintero P, Esteban J, Muñiz G. Análisis morfológico, biomecánico y textura de imágenes de densitómetro central DEXA como complemento diagnóstico de la osteoporosis. *Patol apar locomot Fund Mapfre Med*. 2007;5(1):55-67.
99. Caeiro-Rey JR, Dapía-Robleda. Calidad ósea en las fracturas no vertebrales. El papel de la biomecánica. En: Díaz Curiel M, editor. *Las fracturas no vertebrales en la práctica clínica*. Madrid: FHOEMO; 2007.p.29-47.
100. Caldwell CB, Stapleton SJ, Holdsworth DW, Jong RA, Weiser WJ, Cooke G et al. Characterisation of mammographic parenchymal pattern by fractal dimension. *Phys Med Biol*. 1990;35(2):235-247.
101. Calhoun, Hong B. Independent component analysis of functional magnetic resonance imaging data. En: Chen CH, Wang PSP, editores. *Handbook of pattern recognition and complexity visión*. 3th ed. Singapore: World Scientific Publishing; 2005.p.365-84.
102. Caligiuri P, Giger ML, Favus M. Multifractal radiographic analysis of osteoporosis. *Med Phys*. 1994;21(4):503-508.
103. Campell E, Robson J. Application of Fourier analysis to the visibility of gratings. *J Physiol*. 1968;197:551-66.
104. Campell F, Kulikowski J. Orientation selectivity of the human visual system. *J Physiol*. 1966;197: 437-41.

105. Canals M, Solís R. Geometría de los sistemas vivos y su importancia en Medicina. Rev Méd Chile. 2005;133:1097-107.
106. Cao GT, Shi PF, Hu B. Liver fibrosis identification based on ultrasound images captured under varied imaging protocols. J Zhejiang Univ Sci B. 2005a; 6, 1107-14.
107. Cao GT, Shi PF, Hu B. Liver fibrosis identification based on ultrasound images. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc. 2005b;6:6317-20.
108. Carrasco de la Peña JL. El método estadístico en la investigación médica. 6ª ed. Madrid: Editorial Ciencia; 1995.
109. Caserta F, Stanley HE, Eldred WD, Daccord G, Hausman RE, Nittman J. Physical mechanism underlying neurite outgrowth: a quantitative analysis of neuronal shape. Phys Rev Lett. 1990;64:95-98.
110. Castellano G, Bonilha L, Li L, Cendes F. Texture analysis of medical images. Clin Radiol. 2004;59(12):1061-1069.
111. Cendre E, Kaftandjian V, Peis G, Jourling M, Mitton D, Babot D. An investigation of segmentation methods and texture analysis applied to tomographic images of human vertebral cancellous bone. J Microsc. 2000;197(3):305-16.
112. Chappard D, Legrand E, Pascaretti C, Baslé MF, Audran M. Comparison of eight histomorphometric methods of measuring trabecular bone architecture by image analysis on histological sections. Microsc Res Tech. 1999;45:303-12.
113. Chappard D, Chennebault A, Moreau M, Legrand E, Audran M, Baslé MF. Texture analysis of X-ray radiographs is a more reliable descriptor of bone loss than mineral content in a rat model of localized induced by *Clostridium botulinum* toxin. Bone. 2001a;28:72-9.
114. Chappard D, Legrand E, Haettich B, Chalés G, Auvinet B, Eschard JP. Fractal dimension of trabecular bone: comparison of three histomorphometric computed techniques for measuring the architectural two-dimensional complexity. J Pathol. 2001b;195:515-21.
115. Chappard D, Chennebault A, Libouban H, Moreau M, Legrand E, Audran M, et al. Texture analyses of X-ray micrographs (fractal geometry and run length) are better predictor of bone loss than mineral content in a rat model of localized disuse osteopenia. En: Losa GA, Merlini D, Nonnenmacher TF, Weiben ER, editores. Fractals in biology and medicine. Basel: Birkhäuser Verlag; 2002.p.171-80.
116. Chappard C, Brunet-Imbault B, Lemineur G, Griraudeau B, Basillais A, Harba R, et al. Anisotropy changes in post-menopausal osteoporosis: characterization by a new index applied to trabecular bone radiographic images. Osteoporos Int. 2005; 16:1193-1202.

117. Chaapard C, Guggennbuhl P, Legrand E, Baslé MF, Audran M. Texture analysis of X-ray radiographs is correlated with bone histomorphometry. *J Bone Miner Metab.* 2005;23:24-29.
118. Chappard C, Pascaretti-Grizon F, Gallois Y, Mercier P, Baslé MF, Audran M. Medullar fat influences texture analysis of trabecular microarchitecture on X-ray radiographs. *Eur J Radiol.* 2006;58:404-10.
119. Chen CC, Daponte JS, Fox MD. Fractal feature analysis and classification in medical imaging. *IEEE Trans Med Imag.* 1989;8:133-42.
120. Chen JH, Liu C, You L, Simmons CA. Boning up on Wolff's Law: mechanical regulation of the cells that make and maintain bone. *J Biomech.* 2010;43(1):108-18.
121. Chen JI, Zheng B, Chang YH, Shaw CC, Towers JD, Gur D. Fractal analysis of trabecular patterns in projection radiographs. *Invest Radiol.* 1994;29(6):624-29.
122. Chen Y, Dougherty E. Grey-Scale morphological granulometric texture classification. *Opt Eng.* 1994;33(8):2713-22.
123. Chen SK, Chen CM. The effects of projection geometry and trabecular texture on estimated fractal dimensions in two alveolar bone models. *Dentomaxillofac Radiol.* 1998;27:270-74.
124. Chen SK, Oviir T, Lin CH, Leu LJ, Cho BH, Hollener L. Digital analysis with mathematical morphology and fractal dimension for evaluation periapical lesions following endodontic treatment. *Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol Endod.* 2005;100:467-72.
125. Cheng HD, Shi XJ, Min R, Cai XP, Du HN. Automated detection of masses in mammograms. En: Chen CH, Wang PSP, editores. *Handbook of pattern recognition and complexity vision.* 3th ed. Singapore: World Scientific Publishing; 2005.p.303-23.
126. Chinander MR, Giger ML, Martell JM, Jiang C, Favus MJ. Computerized radiographic texture measures for characterizing bone strength: a simulated clinical setup using femoral neck specimens. *Med Phys.* 1999;26:2295-300.
127. Chinander MR, Giger ML, Martell JM, Favus MJ. Computerized analysis of radiographic bone patterns: effect of imaging conditions on performance. *Med Phys.* 2000;27(1):75-85.
128. Chmiela J, Słota D, Szala J. Analysis of emptiness (lacunarity) as a measure of the degree of space filling and of the internal structure of a set. *Mater Char.* 2006;56(4-5):421-8.
129. Christodoulou CI, Pattichis CS, Kyriacou E, Nicolaides A. Selection of parameters for texture analysis for the classification of carotid plaques. *IEEE Trans Med Imaging.* 2003; 22:902-12.

130. Christopher JJ, Ramakrishnan S. Assessment and classification of mechanical strength components of human femur trabecular bone using digital image processing and neural networks. *J Mech Med Biol.* 2007;7(3):315-24.
131. Chubbs C, Econopouly J, Landy MS. Histogram contrast analysis and the visual segregation of IID textures. *J Opt Soc Am A.* 1994;11(9):2350-74.
132. Chung HW, Chu, Underweiser M, Wehrli FW. On the fractal nature of trabecular structure. *Med Phys.* 1994;21(10):1535-40.
133. Cichy P, Materka A, Tuliszkiwicz J. Computerised analysis of X-ray images for early detection of osteoporotic changes in the bone. *Proceedings Conference Information Technology in Medicine TIM '97, Jaszowiec, Poland, October 14-18, 1997.* p.53-61.
134. Clausi DA. Comparison and fusion of co-occurrence, Gabor and MRF texture features for classification of SAR sea-ice imagery. *Atmosphere-Ocean.* 2001;39(3):183-94.
135. Clausi DA, Zhao Y. Rapid extraction of image texture by co-occurrence using a hybrid data structure. *Comput Geosci.* 2002;28:763-74.
136. Clausi DA. An analysis of co-occurrence texture statistics as a function of grey level quantization. *Can J Remote Sensing.* 2002;28(1):45-62.
137. Clausi DA, Zhao Y. Grey level co-occurrence integrated algorithm (GLCIA): a superior computational method to rapidly determine co-occurrence probability texture features. *Comput Geosci.* 2003;29:837-50.
138. Clausi DA, Yue B. Comparing cooccurrence probabilities and Markov random fields for texture analysis of SAR sea ice images. *IEEE Trans Geosci Remote Sens.* 2004;42(1):215-228.
139. Clausi DA, Deng H. Design-based texture fusion using Gabor filters and co-occurrence probabilities. *IEEE Trans Image Process.* 2005;14(7):925-36.
140. Coburn CA, Roberts ACB. A multiscale texture analysis procedure for improved forest stand classification. *Int J Remote Sensing.* 2004; 25(20):4287-4308.
141. Cointry GR, Capozza RF, Ferreti JL, Frost HM. Hacia un diagnóstico antropométrico de las osteopenias y un diagnóstico biomecánico de las osteoporosis. *Medicina (B Aires).* 2003;63:737-47.
142. Coleman PH, Pietronero L. The fractal structure of the universe. *Phys Rep.* 1992; 213:311-89.
143. Comín M, Peris JL. Fisiología articular y propiedades mecánicas de las estructuras articulares. En: Comín M, Prat J, Dejoz R, editores. *Biomecánica articular y sustituciones protésicas.* Valencia: Instituto de Biomecánica de Valencia; 1998. p. 35-80.

144. Compston J. Bone quality: what is it and how is it measured? *Arq Bras Endocrinol Metab.* 2006;50(4):579-85.
145. Cooper C, Barker DJ, Hall AJ. Evaluation of the Singh index and femoral calcar width as epidemiological methods for measuring bone mass in the femoral neck. *Clin Radiol.* 1986;37(2):123-5.
146. Coppens Y. L'Évolution des hominidés, de leur locomotion et de leurs environnements. En: Coppens Y, Senut B, editores. *Origine(s) de la bipédie chez les hominidés.* Paris: Éditions du Centre National de la Recherche Scientifique; 1991. p. 295-301.
147. Coppens M-O, Froment GF. Diffusion and reaction in a fractal catalyst pore-III. Application to the simulation of vinyl acetate production from ethylene. *Chem Eng Sci.* 1994;49:4897-907.
148. Coppens M-O, Froment GF. Diffusion and reaction in a fractal catalyst pore-I. Geometrical aspects. *Chem Eng Sci.* 1995a;50:1013-26.
149. Coppens M-O, Froment GF. Diffusion and reaction in a fractal catalyst pore-II. Diffusion and first-order reaction. *Chem Eng Sci.* 1995b;50:1027-39.
150. Coppens Y. Una historia del origen de los homínidos. En: *Temas de Investigación y Ciencia*, editor. Los orígenes de la humanidad. Barcelona: Prensa Científica S.A; 2000. p.8-15.
151. Cortet B, Dubois P, Boutry N, Bourel P, Cotten A, Marchandise X. Image analysis of the distal radius trabecular network using computed tomography. *Osteoporos Int.* 1999;9:410-19.
152. Cortet B, Boutry N, Dubois P, Bourel P, Cotten A, Marchandise X. In vivo comparison between computed tomography and magnetic resonance image analysis of the distal radius in the assessment of osteoporosis. *J Clin Densitom.* 2000;3(1):15-26.
153. Cortet B, Marchandise X. Bone microarchitecture and mechanical resistance. *Joint Bone Spine.* 2001;68:297-305.
154. Cortet B, Chappard D, Boutry N, Dubois P, Cotten A, Marchandise X. Relationship between computed tomographic image analysis and histomorphometry for micro-architectural characterization of human calcaneus. *Calcif Tissue Int.* 2004;75:23-31.
155. Costa M, Priplata AA, Lipsitz LA, Wu Z, Huang NE, Goldberger AL, et al. Noise and poise: Enhancement of postural complexity in the elderly with a stochastic-resonance-based therapy. *Europhys Lett.* 2007;77:68008.
156. Costa M, Ghiran I, Peng CK, Nicholson-Weller A, Goldberger AL. Complex dynamics of human red blood cell flickering: Alterations with in vivo aging. *Phys Rev E Stat Nonlin Soft Matter Phys.* 2008;78(2 Pt 1):020901 [4 pages].
157. Cowin SC. Wolff's Law of trabecular architecture at remodeling equilibrium. *J Biomech Eng.* 1986;108:83-88.

158. Cowin SC. The false premise of Wolff's law. *Forma*. 1997; 12(3-4):247-62.
159. Cowin SC. Mechanosensation and fluid transport in living bone. *J Musculoskel Neuron Interact*. 2002;2(3):256-260.
160. Crawford JW, Ritz K, Young IM. Quantification of fungal morphology, gaseous transport and microbial dynamics in soil: an integrated framework utilising fractal geometry. *Geoderma*. 1993;56:157-72.
161. Crichton M. *Parque jurásico*. Barcelona: Ediciones Orbis S.A.; 1995.
162. Crichton M. *El mundo perdido*. Barcelona: Debolsillo; 2003.
163. Crockett JC, Mellis DJ, Scott DI, Helfrich MH. New knowledge on critical osteoclast formation and activation pathways from study of rare genetic diseases of osteoclasts: focus on the RANK/RANKL axis. *Osteoporos Int*. 2010. Published online May 2010 [Epub ahead of print].
164. Cross SS, Rogers S, Silcocks PB, Cotton DW. Trabecular bone does not have a fractal structure on light microscopic examination. *J Pathol*. 1993; 170 (3):311-3.
165. Cross SS, Cotton DWK. Chaos and antichaos in pathology. *Human Pathol*. 1994; 25:630-637.
166. Crusafont M. Dinámica biológica de la antropogénesis. En: Crusafont M, Meléndez B, Aguirre E, editores. *Evolución*. 4ª ed. Madrid: Biblioteca Autores Cristianos; 1986. p. 538-88.
167. Dalstra M, Huiskes R. Load transfer across the pelvic bone. *Biomechanics*. 1995;28(6):715-24.
168. D'Amelio P, Rossi P, Isaia G, Lollino N, Castoldi F, Girardo M, et al. Bone mineral density and Singh index predict bone mechanical properties of human femur. *Connect Tissue Res*. 2008;49(2):99-104.
169. Dapía-Robleda S, Caeiro-Rey JR, Blanco-Ramos M, Vaquero-Cervino E. Microtomografía computerizada (μ -TC): nueva técnica para la evaluación de la microestructura ósea. *Acta Ortop Gallega*. 2005;1(1):34-38.
170. Davis L, Johns S, Aggrawal JK. Texture analysis using generalized co-occurrence matrices. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*. 1979;1(3):251-59.
171. De la Iglesia A. *Los crímenes de Oxford* [DVD]. España: Warner Bros Pictures; 2008.
172. De Melo RHC, Veira EA, Conci A. Comparing two approaches to compute lacunarity of mammograms. 13th International Conference on Systems, Signals and Image Processing. Budapest (Hungary) IWSSIP, 21-23 september 2006a.

173. De Melo RHC, Veira EA, Conci A. Characterizing the lacunarity of object and image sets and its use as a technique of textural patterns. En: Blanc-Talon J, Philips W, Popescu D, Scheunders P, editores. *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems Lecture Notes in Computer Science, Volume 4179*. Berlin: Springer Verlag; 2006b.p.208-19.
174. De la Cruz Torres B, López López C, Naranjo Río-Miranda B, Naranjo Orellana. *Caos determinista y fisiología humana*. MD. 2007;7:25-31.
175. De Smith MJ, Goodchild MF, PA Longley. *Geospatial analysis: A comprehensive guide to principles, techniques and software tools*. 3th ed. Leicester: Troubador Publishing Ltd.; 2009.
176. Debnath L. A brief historical introduction to fractals and geometry. *Int J Math Educ Sci Technol*. 2006;37(1):29-50.
177. Dejoz R, Gil A. Articulación de la cadera. En: Comín M, Prat J, Dejoz R, editores. *Biomecánica articular y sustituciones protésicas*. Valencia: Instituto de Biomecánica de Valencia; 1998. p. 233-325.
178. Défossez H, Hall RM, Walker PG, Wroblewski BM, Siney PD, Purbach B. Determination of the trabecular bone direction from digitised radiographs. *Med Eng Phys*. 2003;25:719-29.
179. Del Castillo M. *Morfometría de los lagos, una aplicación a los lagos del Pirineo* [tesis doctoral]. Barcelona: Universitat de Barcelona, Departament d'Ecologia; 2003.
180. Demes B, Jungers WL, Walker C. Cortical bone distribution in the femoral neck of strepsirhine primates. *J Hum Evol*. 2000;39:367-79.
181. Dempster D, Felsenberg D, Van der Geest S. *The bone quality book*. Amsterdam: Elsevier BV; 2006.
182. Díaz-Curiel M. *Biomecánica del hueso*. En: Noguéz Solan X, editor. *Formadores de hueso*. Madrid: Scientific Communications Management; 2005. p.47-65.
183. Dibennardo R, Taylor JV. Multiple discriminant function of analysis of sex and race in the postcranial skeleton. *Am J Phys Anthropol*. 1983;61:305-14.
184. DICOM. *Digital Imaging and Communication in Medicine*. [Sitio Web]. [citado 3 julio de 2008] Disponible en: <http://medical.nema.org>
185. Dikshit O. Textural classification for ecological research using ATM Images. *Int J Rem Sens*. 1996;17(5):887-15.
186. Disini L, Foster M, Milligan PJ, Buckland-Wright. Cancellous bone changes in the radius of patients with rheumatoid arthritis: a cross-sectional quantitative macro-radiographic study. *Rheumatology*. 2004;43:1150-7.

187. Dobzhansky T, Ayala FJ, Stebbins GL, Valentine JM. Evolución del género humano. Evolución. Barcelona: Editorial Omega; 1980.p.436-461.
188. Donahue III MJ. An introduction to chaos theory and fractal geometry. Duke University 2004:[9 páginas]. [Citado 3 febrero 2005] Disponible en: <http://www.duke.edu/~mjd/chaos/chaosp.html>.
189. Dong P. Test of a new lacunarity estimation method for image texture analysis. Int J Remote Sensing. 2000;21(17):3369-3373.
190. Dong SS, Liu XG, Chen Y, Guo Y, Wang L, Zhao J, et al. Association analyses of RANKL/RANK/OPG gene polymorphisms with femoral neck compression strength index variation in Caucasians. Calcif Tissue Int. 2009;85(2):104-12.
191. Dougherty G. A comparison of the texture of computed tomography and projection radiography images of vertebral trabecular bone using fractal signature and lacunarity. Med Eng Phys. 2001;23:313-21.
192. Dougherty G, Henebry GM. Fractal signature and lacunarity in the measurement of the texture of trabecular bone in clinical CT images. Med Eng Phys. 2001;23:369-80.
193. Dougherty G, Henebry GM. Lacunarity analysis of spatial pattern in CT images of vertebral trabecular bone for assesing osteoporosis. Med Eng Phys. 2002;24:129-38.
194. Dowdy S, Weardon S, Chilko D. Statistics for Research. 3th ed. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.; 2003.
195. Drummond D. Variation in time and space: what is the resolution? J Physiol. 2007; 583(Pt 2):417.
196. Duan Y, Beck TJ, Wang XF, Seeman E. Structural al biomechanical basis of sexual dimorphism in femoral neck fragility has its origins in growth and aging. J Bone Miner Res. 2003;18(10):1766-76.
197. Duarte M, Zatsiorsky VM. On the fractal properties of natural human standing. Neurosci Lett. 2000;283:173-176.
198. Dujardin F, Weber J. Anatomía y fisiología de la marcha, de las posiciones sentada y de pie. Encycl Méd Chir Ap Locom. 1998;14-069:21p.
199. Dupré JP, Bhyssenne D, Keller G, Poitou N. Estudio articular de la cadera. Encycl Méd Chir Kinesit. 1999;E-26-008-E-10:1-6.
200. Dunlop JWC, Hartmann MA, Bréchet YJ, Fratzi P, Weinkamer. New suggestions for the mechanical control of bone remodeling. Calcif Tissue Int. 2009;85(1):45-54.
201. Dutra LV, Mascarenhas NDA. Some experiments with spatial feature extraction methods in multispectral classification. Int J Remote Sensing. 1984;5(2):303-13.

202. ESA, European Spacial Agency. Microgravity applications programme: successful teaming fo Science and Industry. Noordwijk, Netherlands: ESA Publications Division; 2005.
203. Echoview Tutorial: About the GLCM and textures. Echoview Sound Knowledge [sitio web] Copyright 1997-2010 Myriax Software Pty Ltd [citado 16 marzo 2010]. Disponible en:
<http://www.echoview.com/files/WebHelp/Echoview.htm>.
204. Ehrlich PJ, Lanyon LE. Mechanical strain and bone cells function: a review. *Osteoporos Int.* 2002;13:688-700.
205. El Hage R, Moussa E, Jacob C. Femoral neck geometry in overweight and normal weight adolescent girls. *J Bone Miner Res.* 2010 [Avance on-line 3 abril 2010].
206. Emerson CW, Lam NSN, Quattrochi DA. Multi-scale fractal analysis of image texture and pattern. *Photogramm Eng Rem Sens.* 1999;65(1):51-61.
207. Ende M. La historia interminable. Madrid: Ediciones Alfaguara; 1983.
208. Epifanio López I. Descripción de texturas. Aplicaciones a su comprensión y clasificación [Tesis Doctoral]. Valencia (España): Universitat de València Departament d'Estadística i Investigació Operativa, Facultat de Matemàtiques; 2002.
209. Falconer K. Fractal geometry: mathematical foundations and applications. Chichester (England): John Wiley & Sons Ltd.; 1990.
210. Falk D. Breech birth of the genus *Homo*: Why bipedalism preceded the increase in brain size? En: Coppens Y, Senut B, editores. Origine(s) de la bipédie chez les hominidés. Paris: Éditions du Centre National de la Reserche Scientifique; 1991.p.259-66.
211. Falk D. Good brain is hard to cool. *Natural History.* 1993;102:65.
212. Famiglietti EV. New metrics for analysis of dendritic branching patterns. Demonstrating similarities in ON and ON-OFF directionally selective retinal gangliion cells. *J Compar Neurol.* 1992;324:295-321.
213. Family F, Masters BR, Platt DE. Fractal pattern formation in human retinal vessels. *Phys Nonlinear Phenom.* 1989;38:98-103.
214. Fan LT, Neogi D, Yashima M. Elementary introduction to spatial and temporal fractals. Berlin: Springer; 1991.
215. Fazzalari NL, Parkinson IH. Fractal dimension and architecture of trabecular bone. *J Pathol.* 1996;178:100-5.
216. Fazzlari NL, Parkinson IH. Fractal properties of subchondral cancellous bone in severe osteoarthritis of the hip. *J Bone Miner Res.* 1997;12(4):632-40.

217. Fazzalari NL, Parkinson IH. Fractal properties of cancellous bone of the iliac crest in vertebral crush fracture. *Bone*. 1998;23(1):53-57.
218. Feagin RA. Heterogeneity versus homogeneity: a conceptual and mathematical theory in terms of scale-invariant and scale-covariant distributions. *Ecol Complex*. 2005;2:339-356.
219. Feagin RA, Wu XB, Feagin T. Edge effects in lacunarity analysis. *Ecol Model*. 2007;201:262-268.
220. Felsenberg, D. Bone quality. En: Dempster, D, Felsenberg, D, Van der Geest, S, editores. *The bone quality book*. Amsterdam: Elsevier BV; 2006. p. 5-9.
221. Feltrin GP, Macchi V, Saccavini C, Tosi E, Dus C, Fassina A et al. Fractal analysis of lumbar vertebral cancellous bone architecture. *Clin Anat*. 2001;14:414-417.
222. Feneis H, Dauber W. *Nomenclatura anatómica ilustrada*. 4ª edición. Barcelona: Editorial Masson; 2001.
223. Fernández-Fairén M. Biomecánica de la cadera. En: Viladot Voegeli A, editor. *Lecciones básicas del aparato locomotor*. Barcelona: Springer-Verlag Ibérica; 2001. p.185-196.
224. Ferreira TA, Rasband W. The ImageJ user guide. Version 1.43. [Actualizado abril 2010; citado junio 2010] [189 pages]. Disponible en: <http://rsbweb.nih.gov/ij/docs/user-guide.pdf>.
225. Ferreti JL, Capozza RF, Cointry GR. Propiedades biomecánicas óseas. En: Zanchetta JR, Talbot JR, editores. *Osteoporosis: fisiopatología, diagnóstico, prevención y tratamiento*. Buenos Aires: Editorial Médica Panamericana; 2001a.p.39-50.
226. Ferreti JL, Capozza RF, Cointry GR. Regulación biomecánica y modulación endocrinometabólica de la eficiencia estructural ósea. En: Zanchetta JR, Talbot JR, editores. *Osteoporosis: fisiopatología, diagnóstico, prevención y tratamiento*. Buenos Aires: Editorial Médica Panamericana; 2001b. p.73-97.
227. Ferro JCS. Scale and texture in digital image classification [Dissertation]. Morgantown, West Virginia: Eberly College of Arts and Sciences at West Virginia University; 1998.
228. Fialkowski KR. A mechanism for the origin of the human brain: a hypothesis. *Curr Anthropol*. 1986;27(3):288-90.
229. Fialkowski KR. On the origin of the human brain: preadaptation versus adaptation. *Curr Anthropol*. 1987;28(4):540-3.
230. Fidouh F, Harba R, Jacquet G, Loussot T, Lespessailles E. Long-term reproducibility optimization of an X-ray process for bone architectural evaluation during osteoporosis. *Phys Med Biol*. 1999;44:N1-N8.

231. Fisher K, Kimmerer W. Fractal distributions of temperature, salinity and fluorescence in Spring 2001-2002 in South San Francisco Bay. En: Novak MM, editor. Thinking in patterns: fractals and related phenomena in nature. Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd.; 2004. p.199-212.
232. Flohr P, Olivari D. Fractal and multifractal characteristics of a scalar dispersed in a turbulent jet. *Physica D*. 1994;76:278-90.
233. Follet H, Bruyère-Garnier, Peyrin F, Roux JP, Arlot ME, Burt-Pichat B, Rumelhart C, Meunier PJ. Relationship between compressive properties of human *Os calcis* cancellous bone and microarchitecture assessed from 2D and 3D synchrotron microtomography. *Bone*. 2005;36:340-51.
234. Foster JJ, Barkus E, Yavorsky C. Understanding and using advanced statistics. London: SAGE Publication Ltd.; 2006.
235. Fox JC, Keaveny TM. Trabecular eccentricity and bone adaptation. *J Theor Biol*. 2001;212:211-21.
236. Frame M, Mandelbrot B, Neger N. Fractal geometry [Homepage] Mathematics Department, Yale University. [Actualizado 6 agosto 2009; citado 25 septiembre 2009]. Disponible en:
<http://classes.yale.edu/fractals/index.html>.
237. Frame M. A web-based fractal geometry course for non-science students. Barnsley MF, Saupe D, Vrscay ER, editores. *Fractals in multimedia*. Springer Verlag Inc.: New York; 2002.p.233-258.
238. Franklin SE, Wulder MA, Lavigne MB. Automated derivation of geographic window sizes for use in remote sensing digital image texture analysis. 1996; 22(6):665-73.
239. Freed MA, Sterling P. The ON-alpha ganglion cell of the cat retina and its presynaptic cell types. *J Neurosci*. 1988;8:2303-20.
240. Frost HM. A determinant of bone architecture. *Clin Orthop Relat Res*. 1983; 175:286-92.
241. Frost HM. The mechanostat: a proposed pathogenic mechanism of osteoporosis and the bone mass effects of mechanical and nonmechanical agents. *Bone Miner*. 1987;2:73-85.
242. Frost HM. Skeletal structural adaptations to mechanical usage (SATMU): 1. Redefining Wolff's Law: The bone modeling problem. *Anat Rec*. 1990;226:403-13.
243. Frost HM. A 2003 update of bone physiology and Wolff's Law for clinicians. *Angle Orthod*. 2004;74:3-15.
244. Fujii K, Sugi, Ando Y. Textural properties corresponding to visual perception based on the correlation mechanism in the visual system. *Psychol Res*. 2003;67:197-208.

245. Fuseler JW, Bedenbaugh A, Yekkala K, Baudino TA. Fractal and image analysis of the microvasculature in normal intestinal submucosa and intestinal polyps in *Apc^{Min/+}* mice. *Microsc Microanal*. 2010;16:73-9.
246. Fuss FK, Bacher A. New aspects of the morphology and function of the human hip joint ligaments. *Am J Anat* 1991;192:1-13.
247. Galloway MM. Texture analysis using grey level run lengths. *Comput Graph Image Process*. 1975;4:172-179.
248. García-Miranda M, Alonso L, Besio AB, Banfi J. *Sobre la ciencia y su método*. Barcelona: Círculo de Lectores, S.A.; 1997.
249. García Pérez JF, Frías Navarro MD, Pascual Llobell J. *Los diseños de la investigación experimental. Comprobación de las hipótesis*. Valencia: CSV; 2006.
250. Garrido H, García Ruiz JM. *Armonía fractal de Doñana y las Marismas*. Barcelona: Editorial Lunweg; 2009.
251. Gdoutos EE, Raftopoulos DD, Baril JD. A critical review of the biomechanical stress analysis of the human femur. *Biomaterials*. 1982;3:2-8.
252. Gee H. Return to the planet of the apes. *Nature*. 2001;412:131-2.
253. Gehring KD, Haffner HT, Weber D, Graw M. Investigations on the reliability of determining an individual's age from the proximal femur. *Homo*. 2002;52(3):214-20.
254. Genant HK, Gordon C, Jiang Y, Link TM, Hans D, Majumdar S, et al. Advanced imaging of the macrostructure and microstructure of bone. *Horm Res*. 2000;54(suppl 1):24-30.
255. Gentle JE. *Computational statistics*. New York: Springer; 2009.
256. Geraets WGM, Stelt PF van der. Fractal properties of bone. *Dentomaxillofac Radiol*. 2000;29(3):144-53.
257. Gil J, Gimeno M, Laborda J, Nuviola J, Belanche I. Tangential algorithm for calculation of the fractal dimension of kidney tubuli sections. *Int J Morphol*. 2006a;24(1):31-34.
258. Gil J, Gimeno M, Laborda J, Nuviola J. Fractal Dimension of dog kidney proximal convoluted tubuli sections by mean box-counting algorithm. *Int J Morphol*. 2006b;24(4):549-554.
259. Gil J. *Dimensión fractal, entropía y belleza en árboles vasculares de mamíferos [Tesis Doctoral]*. Madrid (España): Universidad Complutense de Madrid, Facultad de Ciencias Biológicas; 2008.
260. Ginty F, Rennie RL, Mills L, Stear S, Jones S, Prentice A. Positive, site-specific associations between bone mineral status, fitness, and time spents at high-impact activities in 16- to 18 year-old boys. *Bone*. 2005;36:101-10.

261. Glasbey CA. An analysis of histogram-based thresholding algorithms. *Graph Model Image Process.* 1993;55(6):532-7.
262. Glasbey CA, Horgan GW. *Image analysis for the biological sciences.* Chichester: John Wiley & Sons, Inc.; 1995.
263. Glenny RW, Robertson HT. Fractal properties of pulmonary blood flow: characterization of spatial heterogeneity. *J Appl Physiol.* 1990;69:532-545.
264. Glenny RW, Robertson HT. Applications of fractal analysis to physiology. *J Appl Physiol.* 1991a;70:2351-2367.
265. Glenny RW, Robertson HT. Fractal modeling of pulmonary blood flow heterogeneity. *J Appl Physiol.* 1991b;70:1024-1030.
266. Glenny RW, Polissar NL, S. McKinney S, Robertson HT. Temporal heterogeneity of regional pulmonary perfusion is spatially clustered. *J Appl Physiol.* 1995a;79:986-1001.
267. Glenny RW, Robertson HT. A computer simulation of pulmonary perfusion in three dimensions. *J Appl Physiol* 1995b;79:357-369.
268. Glenny RW, McKinney S, Robertson HT. Spatial pattern of pulmonary blood flow distribution is stable over days. *J Appl Physiol.* 1997;82:902-907.
269. Glenny RW. Blood flow distribution in the lung. *Chest.* 1998;114:8S-16S.
270. Goerttler K. Posición morfológica única del hombre en el reino de las formas vivientes terrestres. En: Gadamer HG, Vogler P, editores. *Antropología biológica II.* Barcelona: Editorial Omega; 1976. p.199-237.
271. Goldberger AL, West BJ. Applications of nonlinear dynamics to clinical cardiology. *Ann N Y Acad Sci.* 1987;504:195-213.
272. Goldberger AL, Rigney DR, West BJ. Caos y fractales en la fisiología humana. *Investigación y Ciencia.* 1990; Abril: 31-38.
273. Goldberger AL. Fractal mechanisms in the electrophysiology of the heart. *IEEE Eng Med Biol Mag.* 1992;11(2):47-52.
274. Goldberger AL, Peng CK, Lipsitz AL. What is physiologic complexity and how does it change with aging and disease? *Neurobiol Aging.* 2002a;23:23-6.
275. Goldberger AL, Amaral LA, Hausdorff JM, Ivanov PCh, Peng CK, Stanley HE. Fractal dynamics in physiology: alterations with disease and aging. *Proc Natl Acad Sci U S A.* 2002b;99(Suppl 1):2466-72.
276. Goldberger AL. Complex systems. *Proc Am Thorac Soc.* 2006;3(6):467-71.
277. Goldman LJ, Madero Jarabo R, García Gómez R. Airway pressure alters wavelet fractal dynamics and short-range dependence of respiratory variability. *Respir Physiol Neurobiol.* 2008;161:29-40.

278. Gómez-Alonso C. Indicaciones de la densitometría. Pruebas diagnósticas radiológicas en patología ósea. *Medicine*. 2010;10(60):4173-6.
279. Gómez-Gómez M, Danglot-Banck C, Velásquez-Jones L. Bases para la revisión crítica de artículos médicos. *Rev Mex Pediatr*. 2001;68(4):152-9.
280. Gomis P, Caminal P, Vallverdú M, Wagner G. Análisis fractal de control autonómico del ritmo cardíaco durante oclusión coronaria. *Rev iberoam autom inform ind*. 2006;3(3):116-122.
281. González C. Análisis de la complejidad del sistema respiratorio para la ayuda al diagnóstico de patologías [Tesis Doctoral]. Barcelona (España): Universidad Politécnica de Cataluña, Dpt. d'Enginyeria de Sistemes, Automàtica i Informàtica Industrial, Centre de Recerca en Enginyeria Biomèdica; 2002.
282. González-Macías J, Olmos-Martínez JM. Fisiopatología del remodelado óseo. En: Nogués Solan X, editor. *Formadores de hueso*. Madrid: Scientific Communications Management; 2005.p.13-25.
283. González-Macías J, Olmos-Martínez JM. Etiopatogenia de la osteoporosis. En: Ferrández L, Herrera A, editor. *Fracturas osteoporóticas*. Madrid: Medical & Marketing Communications; 2006.p.11-29.
284. González Ramón C. *Biometría femoral* [Tesis Doctoral]. Madrid: Universidad de Alcalá de Henares, Departamento de Ciencias Morfológicas y Cirugía; 1987.
285. Gonzalez RC, Woods RE. *Digital image processing*. 2nd ed. New Jersey: Prentice Hall; 2002.
286. Gonzalez RC, Woods RE, Eddins SL. *Digital image processing using Matlab*. New Jersey: Pearson Prentice-Hall; 2004.
287. Gras P, Casillas JM, Dulieu V, Didier JP. La marcha. *Encycl Méd Chir Kinesit*. 1996;26-013-A-1:18 p.
288. Gray H. *Anatomy of the human body* [Recurso libre en la red]. Philadelphia: Lea y Febiger en Bartleby.com, 2000; 1918. [Consultado 17 agosto 2010]. Disponible en: <http://bartleby.com/107/>.
289. Gregory JS, Stewart A, Undrill PE, Redi DM, Aspden RM. Identification of hip fracture patients from radiographs using Fourier analysis of the trabecular structure: a cross-sectional study. *BMC Med Imaging*. 2004;4.
290. Gregory JS, Stewart A, Undrill PE, Redi DM, Aspden RM. Bone shape, structure, and density as determinant of osteoporotic fracture. *Investig Radiol*. 2005; 40(9):591-7.
291. Grey F, Kjems JK. Aggregates, broccoli and cauliflower *Physica D*. 1989;38:154-9.

292. Gribbin J. Así de simple. El caos, la complejidad y la aparición de la vida. Barcelona: Crítica; 2006.
293. Groba Marco MV, García Santana S, Mirallave Pesacador E, González Rodríguez E, González Padilla E, Sosa Henríquez M. Enfermedades metabólicas óseas. Introducción. Remodelado óseo y pérdida ósea. Osteoporosis: concepto, epidemiología, morbilidad y mortalidad. Repercusiones económicas de la osteoporosis. Enfermedad infradiagnosticada. *Medicine*. 2010;10(60):4109-16.
294. Guidolin D, Vacca A, Nussdorfer GG, Ribati D. A new image analysis method based on topological and fractal parameters to evaluate the angiostatic activity of docetaxel by using the Matrigel assay in vitro. *Microvasc Res*. 2004;67(2):117-24.
295. Guiot C, Degiorgis PG, Delsanto PP, Gabriele P, Deisboeck TS. Does tumor growth follow a "universal law"? *J Theor Biol*. 2003;225(2):147-51.
296. Guggenbuhl P, Bodic F, Hamel, Baslé MF, Chappard D. Texture analysis of X-ray radiographs of iliac bone is correlated with bone micro-CT. *Osteoporos Int*. 2006;17:447-54.
297. Guggenbuhl P, Chappard D, Gareau M, Bansard JY, Chales G, Rolland Y. Reproducibility of CT-based bone texture parameters of cancellous calf bone samples: influence of slice thickness. *Eur J Radiol*. 2008;67:514-20.
298. Gupta A, Bayraktar HH, Fox JC, Keaveny TM, Papadopoulos P. Constitutive modeling and algorithmic implementation of a plasticity-like model for trabecular bone structures. *Comput Mech*. 2007;40:61-72.
299. Gurzadyan VG, Kocharyan AA. On the nature of the fractal structure of the universe. *Europhys Lett*. 1991;15:801-4.
300. Gusi N, Raimundo A, Leal A. Low-frequency vibratory exercise reduces the risk of bone fracture more than walking: a randomized controlled trial. *BMC Musculoskelet Disord*. 2006 Nov 30;7:92 (8p).
301. Gutiérrez R. Análisis multivariante en sociología. Granada: Dpto. Estadística, Facultad de Ciencias Políticas y Sociología, Universidad de Granada; 2009.
302. Hadjidemetriou E, Grossberg MD, Nayar SK. Multiresolution histograms and their use for recognition. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*. 2004;26(7):831-847.
303. Haidekker MA, Andresen R, Evertsz CJG, Banzer D, Peitgen HO. Issues of threshold selection when determining the fractal dimension in HRCT slices of lumbar vertebrae. *Br J Radiol*. 2000;73:69-72.
304. Haile-Selassie Y, Latimer Bm, Alene M, Deino AL, Gibert L, Melillo SM, et al. An early *Australopithecus afarensis* postcranium from Woranso-Mille, Ethiopia. *Proc Natl Acad Sci USA*. 2010;107(27):12121-6.

305. Hall-Beyer M. The GLCM texture tutorial. Versión 2.01 february 2007 [Actualizado 28 agosto 2008; citado 18 septiembre 2009]. Disponible en: <http://www.fp.ucalgary.ca/mhallbey/tutorial.htm>.
306. Hamilton CJ, Swan VJ, Jamal SA. The effects of exercise and physical activity participation on bone mass and geometry in postmenopausal women: a systematic review of pQCT studies. *Osteoporos Int.* 2010;21(1):11-23.
307. Haralick RM, Shanmugam K, Dinstein I. Textural features for image classification. *IEEE Trans Syst Man Cybern.* 1973;3:610-621.
308. Haralick R. Statistical and textural approaches to textures. *Proc IEEE.* 1979; 67:786-804.
309. Harms H, Gunzer U, Aus HM. Combined local color and texture analysis of stained cells. *Comput Vis Graph Image Process.* 1986;33:364-376.
310. Harris M. Nuestra especie. 2ª reimpresión (1ª edición 1995). Madrid: Alianza Editorial; 1997.
311. Harrison A. *Fractals in Chemistry*. Oxford: Oxford University Press; 1995.
312. Hassen A, Wilson DE, Amin VR, Rouse GH, Hays CL. Predicting percentage of intramuscular fat using two types of real-time ultrasound equipment. *J Anim Sci.* 2001;79:11-18.
313. Hauschild O, Ghanem N, Oberst M, Baumann T, Kreuz PC, Langer M, et al. Evaluation of Singh index for assessment of osteoporosis using digital radiography. *Eur J Radiol.* 2009;71(1):152-8.
314. Hausdorff JM, Lertratanakul A, Cudkowicz ME, Peterson AL, Kaliton D, Goldberger AL. Dynamic markers of altered gait rhythm in amyotrophic lateral sclerosis. *J Appl Physiol.* 2000;88(6): 2045-53.
315. Havlin S, Buldyrev SV, Goldberger AL, Mantegna RN, Ossadnik SM, Peng CK, et al. Fractals in biology and medicine. *Chaos Solitons Fractals.* 1995;6:171-201.
316. Hawkins JK. Textural properties for pattern recognition. En: *Picture processing and psychopictorics*. Lipkin BC, Rosenfeld A, editores. New York: Academic Press; 1970. p. 347-370.
317. He DC, Wang L, Guibert J. Texture discrimination based on an optimal utilization of texture features. *Pattern Recogn.* 1988;21(2):141-46.
318. Heiple KG, Lovejoy CO. The distal femoral anatomy of *Australopithecus*. *Am J Phys Anthropol.* 1973;35(1):75-84.
319. Heino TJ, Kurata K, Higaki H, Väänänen HK. Evidence for the role of osteocytes in the initiation of targeted remodeling. *Technol Health Care.* 2009;17(1):49-56.

320. Henares Romero J. Caracterización multifractal de la sismotectónica de la Cordillera Bética [Tesis Doctoral]. Granada (España): Departamento de Física Teórica y del Cosmos, Universidad de Granada; 2009.
321. Heneghan JP, Kirke PN, Murphy BL, Darcy E, Daly L, Bourke GJ, et al. Evaluation of quantitative CT vertebral bone mineral density measurement and the Singh index in elderly females with hip fractures: a case control study. *Br J Radiol.* 1997;70(837):923-8.
322. Henriksen K, Neutzsky-Wulff AV, Bonewald LF, Karsdal MA. Local communication on and within bone controls bone remodeling. *Bone.* 2009;44(6):1026-33.
323. Herlidou S, Grebe R, Grados F, Leuyer N, Fardellone P, Meyer ME. Influence of age and osteoporosis on calcaneus trabecular bone structure: a preliminary in vivo MRI study by quantitative texture analysis. *Magn Reson Imaging.* 2004;22:237-43.
324. Herman BC, Cardoso L, Majeska RJ, Jepsen KJ, Shaffler MB. Activation of bone remodeling after fatigue: Differential response to linear microcracks and diffuse damage. *Bone.* 2010 Jul 12. [Epub ahead of print].
325. Hermes TH, Miene A, Kreyenhop P. On textures: a sketch of a textural-based image segmentation approach. *Computer Graphics & Knowledge Visualization*, 2008a: 8 pages. [Actualizado 2008, citado 14 septiembre 2009]. Disponible en: <http://v3d2.tu-bs.de/V3D2/pubs.collection/Avanta/hermes00a.pdf>.
326. Hermes TH, Miene A, Moehrke O. Automatic texture classification by visual properties. *Computer Graphics & Knowledge Visualization*, 2008b:8 pages. [Actualizado 2008, citado 14 septiembre 2009]. Disponible en: <http://v3d2.tu-bs.de/V3D2/pubs.collection/Avanta/hermes00b.pdf>.
327. Hernández CJ, Beaupré GS, Carter DR. A model of mechanobiologic and metabolic influences on bone adaptation. *J Rehabil Res Dev.* 2000; 37(2):235-44.
328. Hernández-Sampieri R, Fernández-Collado C, Baptista Luci P. Metodología de la investigación. 4ª ed. México D.F.: McGraw-Hill; 2008.
329. Hert J. A new attempt at the interpretation of the functional architecture of the cancellous bone. *J Biomech.* 1994;27(2):239-42.
330. Herzfeld UC, Kim II, Orcutt JA. Is the ocean floor a fractal? *Math Geol.* 1995; 27:421-62.
331. Hiroi N, Funahashi A. Kinetics of dimension-restricted conditions. En: Choi S, editor. *Introduction to systems biology*. New Jersey: Humana Press; 2007.p.261-81.
332. Ho TK, Basu M, Law MHC. Summary. Measures of geometrical complexity in classification problems. En: Basu M, Ho TK, editores. *Data complexity in pattern recognition*. London: Springer Verlag; 2006.p.3-23.

333. Hodgson ME. What size window for image classification? A cognitive perspective. *Photogramm Eng Remote Sens.* 1998;64(8):797-807.
334. Holliday TW. Body size and postcranial robusticity of European Upper Palaeolithic hominids. *J Hum Evol.* 2002;43:513-28.
335. Holmes QA, Nuesch DR, Shuchman RA. Textural analysis and real-time classification of sea-ice types using digital SAR data. *IEEE Trans Geosci Rem Sens.* 1984; 22(2):113-120.
336. Holt BM. Mobility in upper Palaeolithic and Mesolithic Europe: Evidence from de lower limb. *Am J Phys Anthropol.* 2003;122:200-15.
337. Hsu S. Texture tone analysis for automated land-use mapping. *Photogramm Eng Remote Sens.* 1978;44(11):1393-404.
338. Huberty CJ. *Applied discriminant analysis.* New York: Jon Wiley and Sons; 1994.
339. Huberty CJ, Olejnik S. *Applied MANOVA and discriminant analysis.* 2th ed. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.; 2006.
340. Hughes JM, Petit MA. Biological underpinnings of Frost's mechanostat thresholds: The important role of osteocytes. *J Musculoskelet Neuronal Interact.* 2010; 10(2):128-135.
341. Huikuri HV, Mäkikallio TH, Peng CK, Goldberger AL, Hintze U, Møller M. Fractal correlation properties of R-R interval dynamics and mortality in patients with depressed left ventricular function after an acute myocardial infarction. *Circulation.* 2000;101(1):47-53.
342. Huiskes R. If bone is the answer, then what is the question? *J Anat.* 2000;197:145-156.
343. Hyams P. *A sound of thunder.* USA: Warner Bros. Pictures; 2005.
344. Imen K, Flabet R, Boucher JM, Augustin JM. Statistical discrimination of seabed textures in sonar images using co-occurrence statistics. *Oceans Europe.* 2005;1:605-10.
345. Insana MF, Smith SW, Brown DG, inventors. High speed texture discriminator for ultrasonic imaging inventors. United States Patent 4,982,339. Jan 1, 1991.
346. Insana MF, Wagner RF, Garra BS, Brown DG, Shawker TH. Analysis of ultrasound image texture via generalized rician statistics. *Opt Eng.* 1986;25:743-48.
347. İşcan MY, Shihai D. Sexual dimorphism in the Chinese femur. *Forensic Sci Int.* 1995; 74:79-87.
348. Ishida H. A strategy for long distance walking in the earliest hominids: effect of posture on energy expenditure during bipedal walking. En: Coppens Y, Senut B, editores. *Origine(s) de la bipédie chez les hominidés.* Paris: Éditions du Centre National de la Recherche Scientifique; 1991. p.9-15.

349. Issever AS, Vieth V, Lotter A, Meier N, Laib A, Newitt D, et al. Local differences in the trabecular bone structure of the proximal femur depicted with high-spatial-resolution MR imaging and multisection CT. *Acad Radiol.* 2002;9(12):1395-406.
350. Ito M, Ohki M, Hayashi K, Yamada M, Uetani M, Nakamura T. Relationship of spinal fracture to bone density, textural, and anthropometric parameters. *Calcif Tissue Int.* 1997;60:240-43.
351. Iwamoto J, Sato Y, Takeda T, Matsumoto H. Role of sport and exercise in the maintenance of female bone health. *J Bone Miner Metab.* 2009;27(5):530-7.
352. Jacobs CR. The mechanobiology of cancellous bone structural adaptation. *J Rehabil Res Dev.* 2000;37(1):209-16.
353. Jähne B. Digital image processing. 5th ed. Berlin: Springer; 2002.
354. Jain R, Kasturi R, Schunck BG. Machine vision. New York: McGraw Hill; 1995.
355. Jahmey PA, Weitz DA. Dealing with mechanics: mechanisms of force transduction in cells. *Trends Biochem Sci.* 2004;29(7):364-70.
356. Jelinek HE, Jones CL, Warfel MD, Lucas C, Depardieu C, Aurel G. Understanding fractal analysis? The case of fractal linguistics. *Complexus.* 2006;3:66-73.
357. Jennane R, Harba R, Lemineur G, Bretteil S, Estrade A, Benhamou CL. Estimation of the 3D self-similarity parameter of trabecular bone from its 2D projection. *Med Image Anal.* 2007;11(1):91-8.
358. Jennane R, Aufort G, Benhamou CL, Ceylan M, Ozbay Y, Ucan ON. A new method for 3D thinning of hybrid shaped porous media using artificial intelligence. Application to trabecular bone. *Med Syst.* 2010 May 4. [Epub ahead of print].
359. Jiang C, Giger ML, Chinander MR, Martell JM, Kwak S, Favus MJ. Characterization of bone quality using computer-extracted radiographic features. *Med Phys.* 1999a;26(6):872-79.
360. Jiang C, Pitt RE, Aneshansley DJ. Fractal-based image texture analysis of trabecular bone architecture. *Med Biol Eng Comput.* 1999b; 37: 413-418.
361. Jiang JX, Siller-Jackson AJ, Burra S. Roles of gap junctions and hemichannels in bone cell functions and in signal transmission of mechanical stress. *Front Biosci.* 2007;12: 1450-1462.
362. Julesz B. Textons, the elements of texture perception, and their interactions. *Nature.* 1981;290: 91-97.
363. Jürgens H, Peitgen HO, Saupe D. El lenguaje de los fractales. *Investigación y Ciencia.* 1990; Octubre:46-57.
364. Jurmain R, Kilgore L, Trevathan W. Introduction to physical anthropology. 10th ed. Belmont: Thomson-Wadsworth; 2005.

365. Kaandorp JA. Modelling growth forms of sponges with fractal techniques. En: Cilly AJ, Earnshaw RA, Jones H, editores. *Fractals and Chaos*. New York: Springer; 1991.p.71-88.
366. Kadanoff LP. Fractals: where's the physics? *Phys Today*. 1986;39:6-7.
367. Kahle W, Leonhardt H, Platzer W. *Atlas de anatomía*. Tomo 1: Aparato locomotor. Barcelona: Editorial Omega; 1995.
368. Kalliokoski KK, Kuusela TA, Laaksonen MS, Knuuti J, Nuutila P. Muscle fractal vascular branching pattern and microvascular perfusion heterogeneity in endurance-trained and untrained men. *J Physiol*. 2003;546(Pt 2):529-35.
369. Kalmey JK, Lovejoy CO. Collagen fiber orientation in the femoral neck of apes and humans: do their histological structures reflect differences in locomotor loading? *Bone* 2002;31(2):327-32.
370. Kamiya A, Takahashi T. Quantitative assessments of morphological and functional properties of biological trees based on their fractal nature. *J Appl Physiol*. 2007;102(6):2315-23.
371. Kapandji AI. *Fisiología articular*. Tomo II: miembro inferior. 6ª edición. Madrid: Editorial Médica Panamericana; 2007.
372. Kaplan DT, Furman MI, Pincus SM, Ryan SM, Lipsitz LA, Goldberger AL. Aging and the complexity of cardiovascular dynamics. *Biophys J*. 1991;59(4):945-9.
373. Karch R, Neumann F, Podesser BK, Neumann M, Szawlowsky P, Schreiner W. Fractal properties of perfusion heterogeneity in optimized arterial trees: A model study. *J Gen Physiol*. 2003;122 (3):307-322.
374. Karlamangla AS, Barrett-Connor E, Young J, Greendale GA. Hip fracture risk assessment using composite indices of femoral neck strength: the Rancho Bernardo study. *Osteoporos Int*. 2004;15(1):62-70.
375. Karperien A, Roy TR. Fractal dimensión and lacunarity (FracLac v2.5d) for ImageJ [1 agosto 2007]. Disponible en: <http://rsb.info.nih.gov/ij/plugins/fraclac/fraclac.html>.
376. Karperien A. FracLac for ImageJ: morphologic image analysis tools. Online User's Guide for FracLac, V. 2.5 junio 2007 [actualizado junio 2007; citado 25 agosto 2009]. Disponible en: <http://rsbweb.nih.gov/ij/plugins/fraclac/FLHelp/Introduction.htm>.
377. Karperien A. FracLac for ImageJ: Using FracLac V 2.0 for ImageJ. [Actualizado 1 agosto 2007; citado 25 agosto 2009] [38 páginas] Disponible en: <http://rsb.info.nih.gov/ij/plugins/fraclac/fraclac-manual.pdf>.
378. Karunanithi R, Ganesan S, Panicker TMR, Korath MP, Jagadeesan K. Assessment of bone mineral density by DXA and the trabecular microarchitecture of the calcaneum by texture analysis in pre- and postmenopausal women in the evaluation of osteoporosis. *J Med Phys*. 2007;32(4):161-7

379. Katerndahl DA. Lessons from Jurassic Park: patients as complex adaptive systems. *J Eval Clin Pract.* 2009;15(4):755-60.
380. Keaveny TM, Hayes WC. A 20-year perspective on the mechanical properties of trabecular bone. *J Biomech Eng.* 1993;15:534-42.
381. Keller JM, Chen S, Crownover RM. Texture description and segmentation through fractal geometry. *Comput Vis Graph Image Process.* 1989;45:150-166.
382. Kerut ED, Given M, Giles TD. Review of methods for texture analysis of myocardium from echocardiographic images: a means of tissue characterization. *Echocardiogr J Cardiovasc Ultrasound Allied Tech.* 2003;20:727-36.
383. Khosla S. Minireview: The OPG/RANKL/RANK system. *Endocrinology.* 2001; 142(12):5050-5.
384. Kim C. Segmenting a low-depth-of-field image using morphological filters and region merging. *IEEE Trans Image Process.* 2005;14(10):1503-11.
385. Kim H, Choi HK, Shin JH, Kim KH, Huh JY, Lee SA, et al. Selective inhibition of RANK blocks osteoclast maturation and function and prevents bone loss in mice. *J Clin Invest.* 2009a;119(4):813-25.
386. Kim HJ, Zhang K, Zhang L, Ross FP, Teitelbaum SL, Faccio R. The Src family kinase, Lyn, suppresses osteoclastogenesis in vitro and in vivo. *Proc Natl Acad Sci USA.* 2009b;106(7):2325-30.
387. Kim J, Fisher JW, Yezzi A, Çetin M, Willsky AS. A nonparametric statistical method for image segmentation using information theory and curve evolution. *IEEE Trans Image Process.* 2005;14(10):1486-502.
388. King CA, İçcan MY, Loth SR. Metric and comparative analysis of sexual dimorphism in the Thai Femur. *J Forensic Sci.* 1998;43(5):954-58.
389. Klein-Nulend J, Bacabac RG, Mullender MG. Mechanobiology of bone tissue. *Pat-hol Biol (Paris).* 2005;53(10):576-80.
390. Koch JC. The laws of bone architecture. *Am J Anat.* 1917:177-298.
391. Köhler M, Moyá-Solá S. Ape-like or hominid-like? The positional behaviour of *Oreopithecus bambolii* reconsidered. *Proc Natl Acad Sci USA.* 1997; 94:11747-50.
392. Kohrt WM, Ehsani AA, Birge SJ Jr. Effects of exercise involving predominantly either joint-reaction or ground-reaction forces on bone mineral density in older women. *J Bone Miner Res.* 1997;12(8):1253-61.
393. Kojima MM, Hayano JM, Fukuta HM, Sakata SM, Mukai SM, Ohte NM, et al. Loss of fractal heart rate dynamics in depressive hemodialysis patients. *Psychosom Med.* 2008;70(2):177-185.

394. Koot VC, Kesselaer SM, Clevers GJ, de Hooge P, Weits T, van der Werken C. Evaluation of the Singh index for measuring osteoporosis. *J Bone Joint Surg Br.* 1996; 78(5):831-4.
395. Kopelman R. Fractal reaction kinetics. *Science.* 1988;241:1620-26.
396. Kourgli A. Analyse variographique, modélisation et synthèse de textures appliquées aux images numériques [These]. Bab Ezzouar (Algérie): Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, Faculte d'Electronique et D'Informatique; 2007.
397. Krischak GD, Augat P, Wachter NJ, Kinzl L, Claes LE. Predictive value of bone mineral density and Singh Index for the in vitro mechanical properties of cancellous bone in the femoral head. *Clin Biomech (Bristol, Avon).* 1999;14(5):346-51.
398. Kuklinski WS. Utilization of fractal image models in medical image processing. *Fractals.* 1994;2:363-9.
399. Kummer B. Biomechanical foundations of the development human bipedalism. En: Coppens Y, Senut B, editores. *Origene(s) de la bipédie chez les hominidés.* Paris: Éditions du Centre National de la Reserche Scientifique; 1991. p.1-8.
400. Kuo TY, Skedros JG, Bloebaum RD. Comparison of human, primate, and canine femora: implications for biomaterials testing in total hip replacement. *J Biomed Mater Res.* 1998;40(3):475-89.
401. Kuper A. *El primate elegido.* Barcelona: Crítica; 1996.
402. Kurmyshev E, Cuevas F, Sanchez R. Noisy binary texture recognition using the coordinated cluster transform. *Comp y Sist.* 2003;6(3):196-203.
403. Kushwaha SPS, Kuntz S, Oesten G. Applications of image texture in forest classification. *Int J Rem Sens.* 1994;15(11): 2273-84.
404. Kurosu T, Yokoyama S, Fujita M. Land use classification with textural analysis and the aggregation technique using multi-temporal JERS-1 L-band SAR images. *Int J Remote Sensing.* 2001;22(4):595-613.
405. Lam B, Ciesielski V. Discovery of human-competitive image texture feature extraction programs using genetic programming. En: Goldberg DE, Moon BR, Sastry K, Miikulainen R, Lanzi PL, Wegener J, et al, editores. *Genetic and evolutionary computation.* Heildeberg: Springer Berlin; 2004. Conference Seatle, WA, USA, june 26-30, 2004. Proceedings Part II.p.1-12.
406. Landeweerd GH, Gelsema ES. The use of nuclear texture parameters in the automatic analysis of leukocytes. *Pattern Recogn.* 1978;10:57-61.
407. Landini G, Murray PI, Misson GP. Local connected fractal dimensions and lacunarity analysis of 60 degrees fluorescein angiograms. *Invest Ophthalmol Vis Sci.* 1995; 36(13):2749-55.

408. Landini G. Auto Threshold v1.108 for ImageJ (25 mayo 2010). [Actualizado 26 mayo 2010; citado 14 julio 2010]. Disponible en:
http://pacific.mpi-cbg.de/wiki/index.php/Auto_Threshold.
409. Landini G. Filter Rank (contrast enhancer) v 1.1.0. for ImagJ (09 diciembre 2003). [Citado 13 julio 2010]. Disponible en:
<http://rsb.info.nih.gov/ij/plugins/ce.html>.
410. Landy MS, Kojima H. Ideal cue combination for localizing texture-defined edges. *J Opt Soc Am A*. 2001;18(9):2307-20.
411. Landy MS, Oruç I Properties of second-order spatial frequency channels. *Vision Res*. 2002;42:2311-29.
412. Landy MS, Graham N. Visual perception of texture. En: Chalupa LM, Werner JS, editores. *The Visual Neurosciences*. Cambridge: MIT Press; 2004. p.1106-18.
413. Lange U, Teichmann J, Strunk J, Mueller-Lander U, Uhlemann C. Exercise and physiotherapeutic strategies for preventing and treating osteoporosis. *Eur Medico-physis*. 2005;41:173-81.
414. Lapidus ML, Frankenhuijsen MV. *Fractal geometry, complex dimensions and zeta functions: Geometry and spectra of fractal strings*. New York: Springer Science+Business Medica, LLC; 2006.
415. Larese DT. *Data mining methods and models*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.; 2006.
416. Larsson J, Landy MS, Heeger DJ. Orientation-selective adaptation to first- and second-order patterns in human visual cortex. *J Neurophysiol*. 2006;95:862-881.
417. Law AN, Bollen AM, Chen SK. Detecting osteoporosis using dental radiographs: a comparison of four methods. *J Am Dental Assoc*. 1996;127:1734-42.
418. Leakey MD, Hay RL. Pliocene footprints in the Laetoli Bends of Laetoli, northern Tanzania. *Nature*. 1979;278(317):323.
419. Leakey R, Lewin R. *Nuestros orígenes*. En busca de lo que nos hace humanos. Barcelona: Crítica; 1999.
420. Leakey M, Walker A. Fósiles de antiguos homínidos africanos. En: *Temas de Investigación y Ciencia*, editor. Temas 19. Los orígenes de la humanidad. Barcelona: Prensa Científica S.A; 2000. p. 22-7.
421. Lee RL, Dacre JE, Hart DJ, Spector TD. Femoral neck trabecular patterns predict osteoporotic fractures. *Med Phys*. 2002;29(7):1391-95.
422. Lee DH, Ku Y, Rhyu IC, Hong JU, Lee CW, Heo MS, et al. A clinical study of alveolar bone quality using the fractal dimensión and the implant stability quotient. *J Periodontal Implant Sci*. 2010;40:19-24.

423. Lee K, Jeon SH, Kwon B-D. Urban feature characterization using high-resolution satellite imagery: texture analysis approach. Beijing: Map Asia Conference; 2004. The Geospatial Resource Portal. GISDevelopment.net 2009. Disponible en: <http://www.gisdevelopment.net/technology/ip/ma04228.htm>.
424. Lemaire V, Tobbin FL, Greller LD, Cho CR, Suva LJ. Modeling the interactions between osteoblast and osteoclast activities in bone remodeling. *J Theor Biol.* 2004; 229:293-309.
425. Lerski R, Straughan K, Shad L, Boyce D, Bluml S, Zuna I. MR image texture analysis: An approach to tissue characterisation. *Magn Reson Imag.* 1993;11:873-887.
426. Lespessailles E, Jullien A, Eynard E, Harba R, Jacquet G, Ildefonse JP, et al. Biomechanical properties of human *Os calcanei*: relationships with bone density and fractal evaluation of bone microarchitecture. *J Biomech.* 1998a; 31:817-24.
427. Lespessailles E, Roux JP, Benhamou CL, Arlot ME, Eynard E, Harba R, et al. Fractal analysis of bone texture *Os calcis* radiographs compared with trabecular microarchitecture analyzed by histomorphometry. *Calcif Tissue Int.* 1998b;63:121-25.
428. Lespessailles E, Poupon S, Niamane R, Loiseau-Peres S, Derommelaere G, Harba R. Fractal analysis of trabecular bone texture on calcaneus radiographs: effects of age, time since menopause and hormone replacement therapy. *Osteoporos Int.* 2002; 13:366-72.
429. Lespessailles E, Gadois C, Lemineur G, Do-Huu JP, Benhamou L. Bone texture analysis on direct digital radiographic images: precision study and relationship with bone mineral density at the *Os calcis*. *Osteoporos Int.* 2007;80:97-102.
430. Lespessailles E, Gadois C, Kousignian I, Nevey JP, Fardellone P, Kolta S, et al. Clinical interest of bone texture analysis in osteoporosis: a case control multicenter study. *Osteoporos Int.* 2008;19(7):1019-28.
431. Leveque JF. Contrast enhancer v1.04 software for artenum.com. [Citado 13 julio 2010] Disponible en: <http://www.artenum.com/FR/Produits-plugins.html>.
432. Levine MD. Vision in man and machine. New York: McGraw-Hill; 1985.
433. Levy Vehel J, Legrand P. Signal and image processing with FracLab. En: Novak MM, editor. Thinking in patterns: fractals and related phenomena in nature. Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd.; 2004. p.321-322.
434. Lewin R. Evolución humana. Barcelona: Salvat Editores; 1994.
435. Lewis M, Rees DC. Fractal surfaces of proteins. *Science.* 1985;230(4730):1163-65.
436. Li T-Y, Yorke JA. Period three implies chaos. *American Mathematical Monthly.* 1975;82(10):985-92.

437. Libouban H, Moreau MF, Legrand E, Audran M, Baslé MF, Chappard D. Comparison of histomorphometric descriptors of bone architecture with dual-energy X-ray absorptiometry for assessing bone loss in the orchidectomized rat. *Osteoporos Int.* 2002;13:442-28.
438. Lieder A, Kaspar D, Augat P, Ignatius A, Claes L. Mechanobiology of bone tissue and bone cells. En: Kamkin A, Kiseleva I, editores. *Mechanosensitivity in cells and tissues.* Moscow: Academia Publishing House Ltd.; 2005. [Consultado 17 julio 2010] Disponible: www.ncbi.nlm.nih.gov/bookshelf/br.fcgi?book=mechano&part=A1859.
439. Lin JC, Grampp S, Link T, Kothari M, Newitt DC, Felsenberg D, et al. Fractal analysis of proximal femur radiographs: correlation with biomechanical properties and bone mineral density. *Osteoporos Int.* 1999;9:516-24.
440. Link TM, Majumdar S, Lin JC, Augat P, Gould RG, Newitt D, et al. Assessment of trabecular structure using high resolution CT images and texture analysis. *J Comput Assit Tomogr.* 1998a;22(1):15-24.
441. Link TM, Majumdar S, Lin JC, Newitt D, Augat P, Ouyang X, et al. A comparative study of trabecular bone properties in the spine and femur using high resolution MRI and CT. *J Bone Miner Res.* 1998b;13:122-32.
442. Link TM, Majumdar S, Grampp S, Guglielmi G, van Kuijk C, Imhof H, et al. Imaging of trabecular bone structure in osteoporosis. *Eur Radiol.* 1999;9:1781-1788.
443. Link TM, Majumdar S. Current diagnostic techniques in the evaluation of bone architecture. *Curr Sci.* 2004;2:47-52.
444. Lippert H. *Anatomía. Texto y atlas.* 4ª ed. Madrid: Marban; 2000.
445. Lladó X. *Texture recognition under varying imaging geometries [Tesis Doctoral].* Girona (España): Universitat de Girona, Departament of Electronics, Computer Science and Automatic Control; 2003.
446. Lloyd SAJ, Yuan YY, Kostenuik PJ, Ominsky MS, Lau AG, Morony S, et al. Soluble RANKL induces high bone turnover and decreases bone volume, density, and strength in mice. *Calcif Tissue Int.* 2008;82:361-72.
447. Lodish H, Berk A, Matsudaira P, Kaiser CA, Krieger M, Scott MP, et al. *Biología celular y molecular.* 5ª edición. Buenos Aires: Editorial Médica Panamericana; 2005.
448. Lopes Da Silva F, Blanes W, Kalitzin SN, Parra J, Suffczynski P, Velis D. Epilepsies as dynamical disease of brain systems: basic models of the transition between normal and epileptic activity. *Epilepsia.* 2003;44:72-83.
449. Lorenz C. Clinical implications of the osteoprotegerin/RANKL/RANK system for bone and vascular diseases. *JAMA.* 2004;292:490-5.
450. Lorenz EN. Deterministic nonperiodic flow. *J Atmospher Sci.* 1963;20:130-41.

451. Lorenz EN. Does the flap of a butterfly's wings in Brazil set off a tornado in Texas? 139th Meeting of the American Association for the Advancement of Science, Washington DC, 1972.
452. Lorenz EN. La esencia del caos. Madrid: Debate; 1995.
453. Lorenzo C. La bipedestación: una forma de adaptación. En: Carbonell E, editor. Homínidos: las primeras ocupaciones de los continentes. Barcelona: Editorial Ariel; 2005.p.125-35.
454. Losa GA. Do complex cell structures share a fractal-like organization? 6 ème Congrès Européen de Science des Systèmes. Paris, 19-22 septembre 2005. [Consultado 12 abril 2010]. Disponible en: <http://www.fractal.org>.
455. Losa GA. The fractal geometry of life. Riv Biol. 2009;102(1):29-59.
456. Lovejoy CO, Heiple KG. A reconstruction of the femur of *Australopithecus africanus*. Am J Phys Anthropol. 1970;32(1):33-40.
457. Lovejoy CO, Heiple KG, Burstein AH. The gait of *Australopithecus*. Am J Phys Anthropol. 1973;38(3):757-79.
458. Lovejoy CO. The origin of man. Science. 1981;211:341-50.
459. Lovejoy S, Mandelbrot BB. 1985 Fractal properties of rain, and a fractal model. Tellus. 1985;37A:209-32.
460. Lovejoy CO. Evolution of human walking. Scie Amer. 1988;259:82-9.
461. Lovejoy CO, Cohn MJ, White TD. Morphological analysis of the mammalian postcranium: a developmental perspective. Proc Natl Acad Sci. 1999;96(23):13247-52.
462. Lovejoy CO. Evolución de la marcha humana. En: Temas de Investigación y Ciencia, editor. Temas 19. Los orígenes de la humanidad. Barcelona: Prensa Científica S.A; 2000. p.66-75.
463. Lovejoy CO, Meindl RS, Ohman JC, Heiple KG, White TD. The Maka femur and its bearing on the antiquity of human walking: applying contemporary concepts of morphogenesis to the human fossil record. Am J Phys Anthropol. 2002;119:97-133.
464. Lovejoy CO, Suwa G, Spurlock L, Asfaw B, White TD. The pelvis and femur of *Ardipithecus ramidus*: The emergence of upright walking. Science. 2009;326:71e1-71e6.
465. Lynch JA, Hawkes DJ, Buckland-Wright JC. Analysis of texture in macroradiographs of osteoarthritic knees using the fractal signature. Phys Med Biol. 1991;36(6):709-22.
466. Macchiarelli R, Bondioli L. Linear densitometry and digital image processing of proximal femur radiographs: implications for archaeological and forensic anthropology. Am J Phys Anthropol. 1994;93:109-22.

467. Mäenpää T, Pietikäinen M. Texture analysis with local binary patterns. En: Chen CH, Wang PSP, editores. Handbook of pattern recognition and complexity vision. 3th ed. Singapore: World Scientific Publishing; 2005. p.197-216.
468. Maillard P. Comparing texture analysis methods through classification. *Photogramm Eng Rem Sens*. 2003;69(4):35767.
469. Majumdar S, Weinstein RS, Prasad RR. Application of fractal geometry techniques to the study of trabecular bone. *Med Phys*. 1993;20(6):1611-19.
470. Majumdar S, Newitt D, Jergas M, Gies A, Chiu E, Osman D, et al. Evaluation of technical factors affecting the quantification of trabecular bone structure using magnetic resonance imaging. *Bone*. 1995;17(4):417-30.
471. Majumdar S, Lin J, Link T, Millard J, Augat P, Ouyang X, et al. Fractal analysis of radiographs: assessment of trabecular bone structure and prediction of elastic modulus and strength. *Med Phys*. 1999;26(7):1330-40.
472. Majumdar S, Link TM, Millard J, Lin JC, Augat P, Newitt D, et al. In vivo assessment of trabecular bone structure using fractal analysis of distal radius radiographs. *Med Phys*. 2000;27(11):2594-99.
473. Majumdar SR, Mazumdar S. Mechanical breakdown of trabecular bone: dependence on microstructure. *Physica A*. 2007;377:559-64.
474. Malik J, Belongie S, Shi J, Leung T. Textons, contours and regions: cue integration in image segmentation. En: Computer Vision, 1999. The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on. In 7th International Conference on Computer Vision (Kerkyra, Greece, 1999), vol.2. p.918-925.
475. Malone AM, Anderson CT, Tummala P, Kwon RY, Johnston TR, Stearns T, et al. Primary cilia mediate mechanosensing in bone cells by a calcium-independent mechanism. *Proc Natl Acad Sci U S A*. 2007;104(33):13325-30.
476. Mann V, Huber C, Kogianni G, Jones D, Noble B. The influence of mechanical stimulation on osteocyte apoptosis and bone viability in human trabecular bone. *J Musculoskelet Neuronal Interact*. 2006;6(4):408-17.
477. Mandelbrot BB. How long is the coast of Britain? Statistical self-Similarity and fractional dimension. *Science*. 1967; 156(3775):636-638.
478. Mandelbrot BB. Los objetos fractales. 4ª ed. Barcelona: Tusquets Editores; 1996.
479. Mandelbrot BB. Fractals and scaling in finance: discontinuity, concentration, risk. New York: Springer-Verlag; 1997.
480. Mandelbrot BB. La geometría fractal de la naturaleza. 2ª ed. Barcelona: Tusquets Editores; 2003 (primera edición original, 1983).

481. Mandelbrot BB. Selected topics in mathematics, physics, and finance originating in fractal geometry. En: Novak MM, editor. Thinking in patterns: fractals and related phenomena in nature. Singapore: World Scientific Publishing; 2004. p.1-33.
482. Mandelbrot BB. Entrevista con Benoit Mandelbrot, pionero en la investigación en fractales. Madrid: Boletín del Congreso Internacional de matemáticos (ICM) Madrid, 2006. [Citado 18 agosto 2009].
Disponible en: <http://www.icm2006.org/prensa/boletines/boletin19/>.
483. Marceau DJ, Howarth PJ, Dubois J M, Grattton DJ. Evaluation of the grey-level co-occurrence matrix method for land-cover classification using SPOT imagery. IEEE Trans Geosci Rem Sens. 1990;28(4):513-19.
484. Marcelli C, Lafage-Proust MH. Fisiología y patología de la adaptación del hueso al esfuerzo: dolor óseo por sobreesfuerzo y fracturas de estrés. Encycl Méd Chir Aparato Locomotor. 2000; E-14-615.
485. Marcus R. Papel del ejercicio en la prevención y tratamiento de la osteoporosis. En: Lane NE, editora. Rheumatic disease clinics of North America (edición española). Madrid: Editorial Panamericana; 2002. p.29-47.
486. Marsh RE, Tuszynski JA. Fractal Michaelis-Menten kinetics under steady state conditions: application to Mibefradil. Pharmaceut Res. 2006;23(12):2760-67.
487. Martin JE. Locomotor activity: a complex behavioural trait to unravel. Behav Proc. 2003;64:145-60.
488. Martin M. Researchers suggest that universal 'law' governs tumor growth. J Natl Cancer Inst. 2003;95(10):704-5.
489. Martin RB, Burr DB, Sharkey NA. Skeletal tissue mechanics. Berlin: Springer-Verlag; 1998.
490. Martín-Urrialde JA, Fernández Rosa L, Pérez Fernández T, Portillo Araniz J. Beneficios de la actividad física sobre aspectos mecánicos óseos: estudio preliminar. Fisioterapia. 2008;30(1):16-23.
491. Martínez-Martínez F, Ríos-Díaz J, Soler MA, Clavel-Sainz M, Martínez-Almagro A. Estudio de la geometría del hueso trabecular de la cabeza femoral en pacientes con osteoartritis de cadera. En: Martínez-Almagro A, editor. Diversidad biológica y salud humana. Murcia: Quaderna Editorial; 2006 p.541-50.
492. Martínez G. Los crímenes de Oxford. 2th ed. Madrid: Ediciones Destino, S.A.; 2004.
493. Masters BR. Fractal analysis of the vascular tree in the human retina. Annu Rev Biomed Eng. 2004;6:427-452.
494. Masud T, Jawed S, Doyle DV, Spector TD. A population study of the screening potential of assessment of trabecular pattern of the femoral neck (Singh Index): the Chingford Study. Br J Radiol. 1995;68(808):389-93.

495. Materka A, Strzelecki M. Texture analysis methods. A review. Technical University of Lodz, Institute of Electronics, COST B11. Brussels; 1998.
496. Materka A, Cichy P, Tuliszkiewicz J. Texture analysis of X-ray images for detection of changes in bone mass and structure. En: Pietikäinen MK, editor. Texture analysis in Machine Vision. Series in Machine Perception & Artificial Intelligence (volume 40). University of Oulu: Oulu (Finland); 2000. p.189-195.
497. Mayumi D, Sabino U, da Fontoura Costa L, Rizzatti EG, Zago MA. A texture approach to leukocyte recognition. *Bioinformatics*. 2004;10(4):205-26.
498. McGarigal K, Marks BJ. FRAGSTATS: spatial pattern analysis program for quantifying landscape structure. General Technical Report PNW-GTR-351. 1995. Portland, OR, U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Pacific Northwest Research Station.
499. McHenry HM. First steps? Analyses of the postcranium of early hominids. En: Coppens Y, Senut B, editores. *Origine(s) de la bipédie chez les hominidés*. Paris: Éditions du Centre National de la Recherche Scientifique; 1991. p.133-41.
500. McHenry HM. Tempo and mode in human evolution. *Proc Natl Acad Sci*. 1994; 91:6780-6.
501. MEDLINE [base de datos en Internet]. Bethesda (MD): National Library of Medicine (US); 2009 [citado 19 agosto 2009]. Actualización semanal. Disponible en: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/sites/entrez>.
502. Meléndez R, Meléndez-Hevia E, Canela EI. The fractal structure of glycogen: A clever solution to optimize cell metabolism. *Biophys J*. 1999;77(3):1327-32.
503. MeSH Browser [base de datos en Internet]. Bethesda (MD): National Library of Medicine (US); 2009 [citado 19 agosto 2009]. Actualización semanal. Disponible en: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/sites/entrez>.
504. Messent EA, Ward RJ, Tonkin CJ, Busckland-Wright C. Cancellous bone differences between knees with early, definite and advanced joint space loss; a comparative quantitative macroradiographic study. *Osteoarthritis Cartilage*. 2005a;13:39-47.
505. Messent EA, Ward RJ, Tonkin CJ, Busckland-Wright C. Tibial cancellous changes in patients with knee osteoarthritis. A short-term longitudinal study using fractal signature analysis. *Osteoarthritis Cartilage*. 2005b;13:463-70.
506. Messent EA, Ward RJ, Tonkin CJ, Busckland-Wright C. Differences in trabecular structure between knees with and without osteoarthritis quantified by macro and standard radiography, respectively. *Osteoarthritis Cartilage*. 2006;14:1302-05.
507. Messent EA, Ward RJ, Tonkin CJ, Busckland-Wright C. Osteophytes, juxta-articular radiolucences and cancellous bone changes in the proximal tibia of patients with knee osteoarthritis. *Osteoarthritis Cartilage*. 2007;15:179-86.

508. Meyer GH von. Die Architektur der Spongiosa. Arch Anat Physiol Wiss Med. 1867; 34:615-628.
509. Michail G, Karahaliou A, Skiadopoulos S, Kalogeropoulou C, Terzis G, Boniatis I, et al. Br J Radiol.2007;80:609-16.
510. Mielke JH, Armelagos GJ, Van Gerven DP. Trabecular involution in femoral heads of a Prehistoric (X-Group) population from Sudanese Nubia. Am J Phys Anthropol. 1972;36:39-4.
511. Miller G. The magical number seven plus or minus two; some limits on our capacity for processing information. Psychol Rev. 1956;63:81-97.
512. Miller P, Astley S. Classification of breast tissue by texture analysis. Proceedings of British Machine Vision Conference BMVC91, Glasgow, September 24-26, 1991.
513. Miralles RC, Heras C. Introducción a la biomecánica clínica del aparato locomotor. En: Miralles Marrero RC, Puig Cunillera M, editores. Biomecánica clínica del aparato locomotor. Barcelona: Masson; 2000. p.3-14.
514. Miralles RC, Puig M. Cadera. En: Miralles Marrero RC, Puig Cunillera M, editores. Biomecánica clínica del aparato locomotor. Barcelona: Masson; 2000b. p.211-24.
515. Miralles RC, Puig M. Cintura pelviana. En: Miralles RC, Puig M, editores. Biomecánica clínica del aparato locomotor. Barcelona: Masson; 2000a. p.199-209.
516. Moncada J, Solera A, Salazar W. Fuentes de varianza e índices de varianza explicada en las ciencias del movimiento humano. Revista de Ciencias del Ejercicio y la Salud. 2002;2(2):70-74.
517. Montague PR, Friedlander MJ. Morphogenesis and territorial coverage by isolated mammalian retinal ganglion cells. J Neurosci. 1991;11:1440-1457.
518. Mougiakakou SG, Golemati S, Gousias I, Nicolaidis AN, Nikita KS. Computer-aided diagnosis of carotid atherosclerosis based on ultrasound image statistics, Laws' texture and neural networks. Ultrasound Med Biol. 2007;33:26-36.
519. Morgan EF, Bayraktar HH, Yeh Oc, Majumdar S, Burghardt A, Keaveny TM. Contribution of inter-site variations in architecture to trabecular bone apparent yield strains. J Biomech. 2004;37:1413-20.
520. Moyá-Solá S. Viaje a los orígenes del bipedismo y una escala en la isla de los simios. En: Agustí J, editor. Antes de Lucy. El agujero negro de la evolución humana. Barcelona: Tusquets Editores; 2000. p.171-215.
521. Mueller D, Link TM, Monetti R, Bauer J, Boehm H, Seifert-Klauss V, et al. The 3D-based scaling index algorithm: a new structure measure to analyze trabecular bone architecture in high-resolution MR image in vivo. Osteoporos Int. 2006;17:1483-93.

522. Mulvihill BM, Prendergast PJ. An algorithm for bone mechano-responsiveness: implementation to study the effect of patient-specific cell mechanosensitivity on trabecular bone loss. *Comput Methods Biomech Biomed Engin.* 2008;11(5):443-51.
523. Muñoz-Diosdado A, del Río Correa JL, Angulo-Brown F. Fractal and multifractal analysis of human gait. En: Bruce N, Gamboa-deBuen I, Martínez-Dávalos A, Rodríguez-Villafuerte M, editores. *Medical Physics: Seventh Mexican Symposium on Medical Physics.* México: American Institute of Physics; 2003. p.243-50.
524. Muñoz X. Image segmentation integrating colour, texture and boundary information [Tesis Doctoral]. Girona (España): Universitat de Girona, Departament of Electronics, Informatics and Automation; 2002.
525. Murray JD. *Mathematical biology I: An introduction.* 3th ed. New York: Springer-Verlag; 2002.
526. Myint SW, Lam. A study of lacunarity-based texture analysis approaches to improve urban image classification. *Comput Environ Urban Syst.* 2005;29:501-23.
527. Myint SW, Mesev V, Lam N. Urban textural analysis from remote sensor data: Lacunarity measurements based on the differential box counting method. *Geogr Anal.* 2006;38:371-90.
528. Nachmais J, Weber A. Discrimination of simple and complex gratings. *Vis Res.* 1975;15:217-23.
529. Nakamura T, Imai Y, Matsumoto T, Sato S, Takeuchi K, Igarashi K, et al. Estrogen prevents bone loss via estrogen receptor alpha and induction of Fas ligand in osteoclasts. *Cell.* 2007;130(5):811-23.
530. Nakashima T, Takayanagi H. Osteoclast and the immune system. *J Bone Miner Metab.* 2009;27(5):519-29.
531. Navascues MA, Sebastian MV. Fitting curves by fractal interpolation: an application to the quantification of cognitive brain processes. En: Novak MM, editor. *Thinking in patterns: fractals and related phenomena in nature.* Singapore: World Scientific Publishing; 2004 p.143-154.
532. Nekka F, Li J. Characterization of fractal structures through a Hausdorff measure based method. En: Novak MM, editor. *Thinking in patterns: fractals and related phenomena in nature.* Singapore: World Scientific Publishing; 2004. p.213-220.
533. Netter FH. *Sistema musculoesquelético: Anatomía, fisiología y enfermedades metabólicas.* Barcelona: Masson-Salvat; 1990.
534. Nežádal M, Zemeškal O, Buchníček M. The box-counting: critical study. En: 4th Conference on prediction, synergetic and more. The Faculty of Management, Institute of Information Technologies, Faculty of Technology, Tomas Bata University in Zlin; October 25-26, 2001. p.18-24.

535. Nicholson PH, Müller R, Cheng XG, Ruegsegger P, van der Perre G, Dequeker J, et al. Quantitative ultrasound and trabecular architecture in the human calcaneus. *J Bone Miner Res.* 2001;16:1886-92.
536. Nicolella DP, Bonewald LF, Moravits DE, Lankford J. Measurement of microstructural strain in cortical bone. *Eur J Morphol.* 2005;42(1-2):23-9.
537. Nicolella DP, Moravits DE, Gale AM, Bonewald LF, Lankford J. Osteocyte lacunae tissue strain in cortical bone. *J Biomech.* 2006;39(9):1735-43.
538. Nielsen PK, Jensen BR, Darvann T, Jorgensen K, Bakke M. Quantitative ultrasound tissue characterization in shoulder and thigh muscles: a new approach. *BMC Musculoskelet.Disord.* 2006;7:2(11 páginas).
539. NIH Consens Statement. Osteoporosis Prevention, Diagnosis, and Therapy. NIH Consens Statement Online 2000 March 27-29; [citado 8 julio 2010]; 17(1):1-36.
Disponible en:
<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/bookshelf/br.fcgi?book=hsnihcdc&part=A20225>.
540. Nishiura T, Watanabe H, Ito M, Matsuoka Y, Yano K, Daikoku M, et al. Ultrasound evaluation of the fibrosis stage in chronic liver disease by the simultaneous use of low and high frequency probes. *Br J Radiol.* 2005;78:189-97.
541. Njeh CF, Fuerst T, Diessel E, Genant HK. Is quantitative ultrasound dependent on bone structure? A reflection. *Osteoporos Int.* 2001;12:1-5.
542. Nonnenmacher TF, Losa GA, Weibel ER, editores. *Fractals in biology and medicine.* Basel: Birkhäuser; 1994.
543. Norusis M. *SPSS 13.0 Statistical procedures companion.* Upper Saddle-River, New Jersey: Prentice Hall Inc.; 2004.
544. Novak V, Yang AC, Lepicovsky L, Goldberger AL, Lipsitz LA, Peng CK. Multimodal pressure-flow method to assess dynamics of cerebral autoregulation in stroke and hypertension. *Biomed Eng Online.* 2004;3(1):39.
545. Nystuen JA, Garcia FWJr. Sea ice classification using SAR backscatter statistics. *IEEE Trans Geosci Rem Sens.* 1991;30(3):502-9.
546. Ogihara T, Tamai I, Tsuji A. Application of fractal kinetics for carrier-mediated transport of drugs across intestinal epithelial membrane. *Pharmaceut Res.* 1998;15(4):620-625.
547. Ohman JC, Krochta TJ, Lovejoy CO, Mensforth RP, Latimer B. Cortical bone distribution in the femoral neck of hominoids: implications for the locomotion of *Australopithecus afarensis*. *Am J Phys Anthropol.* 1997;104(1):117-31.
548. Olalquiaga P, Olalquiaga A. *El libro de las curvas.* Madrid: Fundac.Esteyco; 2005.

549. Olejnik S, Algin J. Generalized Eta and Omega squared statistics: measures and effect size for some common Research. *Psychol Meth.* 2003;8(4):434-47.
550. Ong HC, Khoo HK. Improved image texture classification using grey level co-occurrence probabilities with support vector machines post-processing. *Eur J Sci Res.* 2009;36(1):56-64.
551. Osborne AR, Kirwan AD, Provenzale A, Bergamasco L. Fractal drifter trajectories in the Kuroshio extension. *Tellus.* 1989;41 416-35.
552. Palastanga N, Field D, Soames R. Anatomía y movimiento humano. Estructura y funcionamiento. Barcelona: Paidotribo; 2000.
553. Panico J, Sterling P. Retinal neurons and vessels are not fractal but space-filling. *J Compar Neurology.* 1995;361:479-490.
554. Papatoucas CD, Ward RJ, Tonkin CJ, Buckland-Wright C. Cancellous bone changes in hip osteoarthritis: a short-term longitudinal study using fractal signature analysis. *Osteoarthritis Cartilage.* 2005;13:998-1003.
555. Pardo A. SPSS 10 Guía para el análisis de datos. Universidad de Cádiz. Área de Informática. [Manual en línea 890 páginas]; [actualizado 13 febrero 2002; citado 13 mayo 2010]. Disponible en: <http://www2.uca.es/serv/ai/formacion/spss/Inicio.pdf>.
556. Pardo A, Ruiz MA. Análisis estadístico de datos con SPSS 13 base. Madrid: McGraw Hill; 2005.
557. Parkinson IH, Fazzalari NL. Methodological principles for fractal analysis of trabecular bone. *J Microsc.* 2000;198:134-42.
558. Parkinson IH. Fractal analysis of cancellous bone disease [dissertation]. Adelaide (Australia): University of Adelaide, Department of Pathology; 2002.
559. Parsons-Wingertter P, Elliott KE, Clark JI, Farr AG. Fibroblast growth factor-2 selectively stimulates angiogenesis of small vessels in arterial tree. *Arterioscler Thromb Vasc Biol.* 2000;20:1250-56.
560. Passoni IM. Modelos en bioingeniería: caracterización de imágenes estáticas y dinámicas [Tesis Doctoral]. Mar del Plata (Argentina): Universidad Nacional de Mar del Plata, Facultad de Ingeniería; 2005.
561. Paumgartner D, Losa G, Weibel ER. Resolution effect on the stereological estimation of surface and volume and its interpretation in terms of fractal dimension. *J Microscopy.* 1981;121:51-63.
562. Pauwels F. Biomechanics of the locomotor apparatus. New York: Springer; 1980.

563. Pearlstine LG. Discrimination of an invasive plant, *Schinus terebinthifolius*, from aerial digital imagery [Dissertation]. Florida: Graduate School of the University of Florida; 2000.
564. Pearson OM, Lieberman DE. The aging of Wolff's Law: Ontogeny and responses to mechanical loading in cortical bone. *Yearb Phys Anthropol.* 2004;47:63-99.
565. Peebles PJE. The fractal galaxy distribution. *Physica D.* 1989; 38:273-8.
566. Peitgen HO, Saupe D. The science of fractal images. New York: Springer; 1988.
567. Peitgen HO, Jrgens H, Saupe D, Maletsky EM, Perciante TH, Yunker LE. Fractals for the classroom: Introduction to fractals and chaos. New York: Springer; 1992.
568. Pekalska E, Duin RPW. The dissimilarity representation for pattern recognition: foundations and applications. Singapore: World Scientific Publishing; 2005.
569. Peleg S, Naor J, Hartley R, Avnir D. Multiple resolution texture analysis and classification. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell.* 1984; PAMI-6(4):518-23.
570. Pelletier JD. Kardar-Parisi-Zhang scaling of the height of the convective boundary layer and fractal structure of cumulus cloud fields. *Phys Rev Lett.* 1997;78:2672-75.
571. Peng CK, Costa M, Goldberger AL. Adaptive data analysis of complex fluctuations in physiologic time series. *Adv Adapt Data Anal.* 2009;1(1):61-70.
572. Peña D. Análisis de datos multivariantes. Madrid McGraw-Hill; 2002.
573. Pérez C. Técnicas de análisis multivariante de datos. Madrid: Prentice Hall; 2008.
574. Pérez CB, Olague G. Unsupervised evolutionary segmentation algorithm based on texture analysis. En: Giacobini M, Brabazon A, Cagnini S, Di Caro G, Drechsler R, Farooq, et al, editores. Applications of Evolutionary Computing, EvoWorkshops 2007. Valencia, Spain, April 11-13, 2007, Proceedings. [citado 4 marzo de 2010]. Disponible en:
<http://www.informatik.uni-trier.de/~ley/db/conf/evoW/evoW2007.html#Perez007>.
575. Pérez-López R. Sobre la teoría del caos aplicada a la sismotectónica: geometría fractal de fallas y terremotos [Tesis Doctoral]. Madrid (España): Universidad Complutense de Madrid, Facultad de Ciencias Geológicas, Departamento de Geodinámica; 2003.
576. Pérez-Moltó FJ, Ríos-Díaz J, Martínez-Payá JJ, Martínez LM, Martínez-Almagro A. Morfometría de la fosa del ligamento redondo de la cabeza femoral. En: Martínez-Almagro A, editor. Diversidad biológica y salud humana. Murcia: Quaderna Editorial; 2006. p. 571-84.
577. Pertusa JF. Técnicas de análisis de imagen: Aplicaciones en Biología. Universitat de València: Valencia; 2003.
578. Petersen W. La historia interminable [DVD]. Alemania, USA; 1984.

579. Petrou M, Barsky S, Faraklioti M. Texture analysis as 3D surface roughness. *Pattern Recogn Image Anal.* 2001;11(3):616-632.
580. Pickett RM. Visual analysis of texture in the detection and recognition of objects. En: *Picture processing and psychopictorics*. Lipkin BC, Rosenfeld A, editores. New York: Academic Press; 1970. p. 289–308.
581. Pierce CA, Block CA, Aguinis H. Cautionary note on reporting Eta-squared values from multifactor ANOVA designs. *Educ Psychol Meas.* 2004;64(6):916-24.
582. Pietronero L, Tossatti E. *Fractals in Physics*. Amsterdam: North Holland; 1986.
583. Pivonka P, Zimak J, Smith DW, Gardiner BS, Dunstan CR, Sims NA, et al. Model structure and control of bone remodeling: A theoretical study. *Bone.* 2008;43:249-63.
584. Platónov A. Aplicación de imágenes de satélite SAR en los estudios de contaminación marina y de dinámica de las aguas en el mediterráneo noroccidental [Tesis Doctoral]. Barcelona (España): Universitat Politècnica de Catalunya, Departament d' Enginyeria Hidràulica, Marítima i Ambiental; 2002.
585. Plotnick RE, Gardner RH, O'Neill RV. Lacunarity indices as measures of landscape texture. *Lands Ecol.* 1993;8(3):201-11.
586. Plotnick RE, Gardner RH, Hargrove WW, Prestegard K, Perlmutter M. Lacunarity analysis: a general technique for the analysis of spatial patterns. *Phys Rev E.* 1996; 53(5):5461-68.
587. Pothuaud L, Lespessailles E, Harba R, Jennane R, Royant V, Eynard E, et al. Fractal analysis of trabecular bone texture on radiographs: discriminant value in postmenopausal osteoporosis. *Osteoporos Int.* 1998;8:618-625.
588. Pothuaud L, Benhamou CL, Porion P, Lespessailles E, Harba R, Levitz P. Fractal dimensión of trabecular bone projection texture is related to three-dimensional microarchitecture. *J Bone Miner Res.* 2000;15:691-9.
589. Pramudito JT, Soegijoko S, Mengko TR, Muchtadi FI, Wachjudi RG. Trabecular pattern analysis of proximal femur radiographs for osteoporosis detection. *JBPE.* 2007;1(1):45-51.
590. Pratt WK. *Digital image processing*. 4th ed. New Jersey: John Wiley & Son; 2007.
591. Price C, Zhou X, Li W, Wang L. Real-time measurement of solute transport within the lacunar-canalicular system of mechanically loaded bone: Direct evidence for load-induced fluid flow [abstract]. *J Bone Miner Res.* 2010 Aug 16. [Epub ahead of print].
592. Prina F. *Saber ver la arquitectura*. Barcelona: Random House Mondadori S.A.; 2009.
593. Proubasta I, Gil-Mur J, Planell JA. *Fundamentos de biomecánica y biomateriales*. Madrid: Ediciones Ergon, S.A.; 1997.

594. Prouteau S, Ducher G, Nanyan P, Lemineur G, Benhamou L, Courteix D. Fractal analysis of bone texture: a screening tool for stress fracture risk? *Eur J Clin Investig.* 2004;34:137-142.
595. Prouteau S, Benhamou CL, Courteix D. La fracture de fatigue: facteurs de risque et perspectives d'identification. *Sci Sports.* 2005;20:59-64.
596. Provenzale A, Spiegel EA, Thieberger R. Cosmic lacunarity. *Chaos.* 1997;7(1):82-88.
597. Pulkkinen P, Jämsä T, Lochmüller EM, Kuhn V, Nieminen MT, Eckstein F. Experimental hip fracture load can be predicted from plain radiography by combined analysis of trabecular bone structure and bone geometry. *Osteoporos Int.* 2008;19:547-58.
598. Qin X, Yang YH. Texture image classification using basic Grey Level Aura Matrices. Technical Report TR06-14. University of Alberta, Canada; 2006. [Citado 5-04-2010]. Disponible en: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.88.8063>.
599. Qiu P. Image processing and jump regression analysis. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.; 2005.
600. Rachidi M, Marchadier A, Gadois C, Lespesailles E, Chappard C, Benhamou CL. Laws' masks descriptor applied to bone texture analysis: an innovative and discriminant tool in osteoporosis. *Skeletal Radiol.* 2008;37:541-8.
601. Rafferty KL. Structural design of the femoral neck in primates. *J Hum Evol.* 1998; 34:361-83.
602. Rahnert J, Fan X, Case N, Murphy TC, Grassi F, Sen B, et al. The role of nitric oxide in mechanical repression of RANKL in bone stromal cells. *Bone.* 2008;43:48-54.
603. Rasband W. ImageJ v1.43r. U.S. National Institutes of Health, Bethesda, Maryland, USA, 1997-2010. Disponible en: <http://rsb.info.nih.gov/ij/>
604. Raykow T, Marcoulide GA. An introduction to applied multivariate analysis. New York: Routledge Taylor & Francis Group; 2008.
605. Reed TR, Du Buf JMH. A review of recent texture segmentation and feature extraction techniques. *Comput Vis Graph Image Process.* 1993;57(3):359-372.
606. Reichholf JH. La aparición del hombre. Barcelona: Crítica; 1994.
607. Reno PL, Meindl RS, McCollum MA, Lovejoy CO. Sexual dimorphism in *Australopithecus afarensis* was similar to that of modern humans. *Proc Natl Acad Sci.* 2003; 100(16):9404-9.
608. Richardson LF. The problem with contiguity: an appendix to statistics of deadly quarrels. *Gen Syst Yearbook.* 1961;6:139-87.

609. Richardson ML, Gillespy III T. Fractal analysis of trabecular bone [homepage on the Internet]. Seattle: Univ. of Washington, Department of Radiology; 2000 [Actualizado 2008; citado 23 mayo 2009]. Disponible en: <http://www.rad.washington.edu/academics/academic-sections/msk/teaching-materials/radiologic-exhibits/fractal-analysis-of-trabecular-bone?searchterm=fractal>.
610. Richmond BG, Strait DS. Evidence that human evolved from knuckle-walking ancestor. *Nature*. 2000;404:382-85.
611. Richmond BG, Begun DR, Strait DS. Origin of human bipedalism: the knuckle-walking hypothesis revisited. *Yearb Phys Anthropol*. 2001;44:70-105.
612. Ridler TW, Calvard S. Picture thresholding using an iterative selection method. *IEEE Trans Syst Man Cybern*. 1978;8:630-6032.
613. Ríos-Díaz J, Martínez-Payá JJ, Martínez LM, Calvo MC, Palomino MA, Martínez-Almagro A. Determinación de la superficie de la *fovea capitis femoris* en una población mediterránea. *Arch Esp Morfol*. 2005;10(2):69-78.
614. Ríos-Díaz J, Martínez-Payá JJ, Palomino MA, del-Baño-Aledo ME. Influencia de cinco procesamientos de imagen diferentes en el valor de la dimensión fractal del hueso trabecular de la cabeza femoral. *Rev Esp Enferm Metab Óseas*. 2006a; 15(6):119-32(16).
615. Ríos-Díaz J, Martínez-Payá JJ, Palomino MA, Martínez LM, Calvo MC, del-Baño-Aledo ME, et al. Influencia del procesamiento de la imagen en el análisis fractal del hueso trabecular en radiografía convencional de calcáneo. En: Esparza F, Fernández T, Martínez JL, Guillén P, editores. *Prevención de las lesiones deportivas*. Murcia: Quaderna Editorial; 2006b. p.127-36.
616. Ríos-Díaz J, Martínez Payá JJ, Martínez Pérez LM, Palomino Cortés MA, Martínez-Almagro A. Estudio morfométrico y arquitectónico de la porción proximal del fémur. En: Martínez-Almagro A, editor. *Diversidad biológica y salud humana*. Murcia: Quaderna Editorial; 2006c. p. 585-94.
617. Ríos-Díaz J, Martínez Payá JJ, Palomino Cortés MA, Del Baño Aledo ME. Dimensión fractal del hueso esponjoso de calcáneo. En: Roca de Togores Muñoz C, Rodes Lloret F, editores. *Antropología Física y Forense*. Alicante: Instituto Alicantino de Cultura Juan Gil-Albert, Diputación de Alicante; 2007. p.187-193.
618. Ríos-Díaz J, Linares FJ, Martínez-Payá JJ, Palomino MA, del Baño ME. Arquitectura y organización interna del hueso ante la aplicación de diferentes estímulos mecánicos. *Fisioterapia*. 2008a;30(4):194-203.

619. Ríos-Díaz J, Martínez-Payá JJ, Palomino Cortés MA, del Baño Aledo ME, Pérez Hernández M. Análisis morfológico-estructural del hueso trabecular de la porción proximal del fémur mediante las variables de dimensión fractal, lacunaridad y textura. En: Nieto Amada JL, Obón Nogués JA, Baena Pinilla S, editores. Genes, ambiente y enfermedades en poblaciones humanas. Zaragoza: Prensas Universitarias de Zaragoza; 2008b. p. 341-356.
620. Ríos-Díaz J, Martínez-Payá JJ, del-Baño-Aledo ME, Caeiro-Rey JR, Dapía-Robleda S. Caracterización de la arquitectura del hueso trabecular de la cabeza femoral mediante micro-tomografía de alta resolución, análisis textural, geometría fractal y morfometría clásica. Febrero 2008 a febrero 2010. Plan de Medidas de Apoyo y Fomento de la Investigación 2008. Universidad Católica San Antonio de Murcia. PMAFI-PI-04/1C/08; 2008c.
621. Ríos-Díaz J, Caeiro-Rey JR, Martínez-Payá JJ, Dapía-Robleda S, del-Baño-Aledo ME. Relación entre las variables morfo-estructurales de dimensión fractal, lacunaridad y entropía en el hueso trabecular de la porción proximal del fémur. *Rev Esp Enferm Metab Óseas*. 2009a;18(1):2-8.
622. Ríos-Díaz J, Martínez Payá JJ, de-Groot-Ferrando A, del-Baño-Aledo ME. Nuevo método de análisis textural mediante matrices de co-ocurrencia del nivel de gris sobre imagen ecográfica del tendón de Aquiles: diferencias entre deportistas y sedentarios. *Cuest Fisioter*. 2009b;38(2):68-79.
623. Ríos-Díaz J, Martínez-Payá JJ, del-Baño-Aledo ME. El análisis textural mediante las matrices de co-ocurrencia (GLCM) sobre imagen ecográfica del tendón rotuliano se muestra útil para detectar cambios histológicos tras un entrenamiento con plataforma de vibración. *Cult cienc deporte*. 2009c;4(11):91-102.
624. Ríos-Díaz J, De-Groot-Ferrando A, Martínez-Payá JJ, Del-Baño-Aledo ME. Fiabilidad y reproducibilidad de un nuevo método de análisis morfo-textural de imágenes ecográficas del tendón rotuliano. *Reumatol Clin*. 2010a.
Disponible en: <http://www.reumatologiaclinica.org/ficheros/eop/S1699-258X%2810%2900095-1.pdf>.
625. Ríos-Díaz J, Martínez-Payá JJ, del-Baño-Aledo ME, de-Groot-Ferrando A, Pérez-Llanes R. Análisis multivariante con funciones discriminantes del patrón textural ecográfico del tendón de Aquiles por edad y sexo en sedentarios. IV Jornadas Internacionales y VIII Jornadas Nacionales de Educación en Fisioterapia. VIII Interuniversitarias de del Área de Conocimiento de Fisioterapia. Ponferrada, 22-24 de abril de 2010b. p.161.
626. Rizzoli R. Control of bone turnover and bone balance: a target for antiosteoporosis treatment. *Medicographia*. 2007;29(2):133-6.

627. Rizzoli R. Microarchitecture in focus. *Osteoporos Int.* 2010;21(Sup 2):403-6.
628. Rodríguez-Iturbe I, Rinaldo A. *Fractal river basins: chance and self-organization.* New York: Cambridge University Press; 1997.
629. Roesler H. The history of some fundamental concepts in bone biomechanics. *J Biomech.* 1987;20(11-12):1025-34.
630. Röschke J, Fell J, Beckmann P. Nonlinear analysis of sleep EEG data in schizophrenia: calculation of the principal Lyapunov exponent. *Psych Res.* 1995;56:257-69.
631. Rose MD. The process of bipedalization in hominids. En: Coppens Y, Senut B, editores. *Origine(s) de la bipédie chez les hominidés.* Paris: Éditions du Centre National de la Recherche Scientifique; 1991. p.37-48.
632. Rothe LE, Bollen AM, Little RM, Herring SW, Chaison JB, Chen CSK, et al . Trabecular and cortical bone as risk factors for orthodontic relapse. *Am J Orthod Dentofacial Orthop.* 2006;130:476-84.
633. Rouviere H, Delmas A. *Anatomía humana: descriptiva, topográfica y función.* Tomo III: miembros, sistema nervioso central. 9ª ed. Barcelona: Editorial Masson; 1996.
634. Rubin C, Recker R, Cullen D, Ryaby J, McCabe J, McLeod K. Prevention of postmenopausal bone loss by a low-magnitude, high-frequency mechanical stimuli: a clinical trial assessing compliance, efficacy, and safety. *J Bone Miner Res.* 2004;19(3):343-51.
635. Rudolf GM. Correlation between habit and the architecture of the mammalian femur. *J Anat Lond.* 1922; 56:139-46.
636. Ruff CB, Hayes WC. Age changes in geometry and mineral content of the lower limb bones. *Ann Biomed Eng.* 1984;12:573-584.
637. Ruff CB, Hayes WC. Sex differences in age-related remodelling of the femur and tibia. *J Orthop Res.* 1988;6:886-96.
638. Ruff CB, Trinkaus E, Walker A, Larsen CS. Postcranial robusticity in *Homo*. I: Temporal trends and mechanical interpretation. *Am J Phys Anthropol.* 1993;91:21-53.
639. Ruff CB, Walker A, Trinkaus E. Postcranial robusticity in *Homo*. III: Ontogeny. *Am J Phys Anthropol.* 1994;93:35-54.
640. Ruff CB. Allometry between length and cross-sectional dimensions of the femur and tibia in *Homo sapiens sapiens*. *Am J Phys Anthropol.* 1984;65:347-58.
641. Ruff CB. Biomechanics of the hip and birth in Early *Homo*. *Am J Phys Anthropol.* 1995;98:527-74.
642. Ruff CB. Body size, body shape, and long bone strength in modern humans. *J Hum Evol.* 2000;38:269-90.

643. Ruiz de Elvira M. El antepasado más antiguo del hombre era distinto del mono. Diario El País. Elpais.com. Sociedad. 2009a [2 octubre 2009] Disponible en: http://www.elpais.com/articulo/sociedad/antepasado/antiguo/hombre/era/distinto/mono/elpepusoc/20091002elpepusoc_3/Tes.
644. Ruiz de Elvira M. El antepasado más antiguo del hombre, hallazgo científico del año, según 'Science'. Diario El País. Elpais.com. Sociedad. 2009b [17 diciembre 2009] Disponible en: http://www.elpais.com/articulo/sociedad/antepasado/antiguo/hombre/hallazgo/cientifico/ano/Science/elpepusoc/20091217elpepusoc_13/Tes.
645. Ruiz de Elvira M. El homínido más antiguo recibe críticas. Diario El País. Elpais.com. Sociedad. 2010 [27 mayo 2010] Disponible en: http://www.elpais.com/articulo/sociedad/hominido/antiguo/recibe/criticas/elpepusoc/20100527elpepusoc_8/Tes#.
646. Ruiz Fernández JA. Estudio morfológico –oseo y radiológico– de los elementos del par kinemático de la articulación de la cadera [Tesis Doctoral]. Universidad Complutense de Madrid, Facultad de Medicina, Departamento de Ciencias Morfológicas; 1992.
647. Russ JC. The image processing handbook. 4th ed. Boca Raton (Florida): CRC Press LLC; 2002.
648. Rutherford OM. Is there a role for exercise in the prevention of osteoporosis fractures? Br J Sports Med. 1999;33:378-86.
649. Ruttimann UE, Ship JA. The use of fractal geometry to quantitate bone structure from radiographs. J Dental Res. 1990; 69:287A1431.
650. Ruttimann UE, Webber RL, Hazelrig JB. Fractal dimension from radiographs of periodontal alveolar bone. A possible diagnostic indicator of osteoporosis. Oral Surg Oral Med Oral Pathol. 1992; 74(1):98-110.
651. Ryan TM, Ketcham RA. The three-dimensional structure of trabecular bone in the femoral head of strepsirrhine primates. J Hum Evol. 2002;43(1):1-26.
652. Ryan TM, Ketcham RA. Femoral head trabecular bone structure in two omomyd primates. J Human Evol. 2002b;43(2):241-63.
653. Rybaczuk M, Kedzia A, Paradowski L. Fractal characteristics of brain vessel micro-angioarchitecture during the fetal period. Med Sci Monit. 2002;8(8):MT145-52.
654. S.A.E (Sociedad Anatómica Española). Terminología anatómica. Terminología anatómica internacional. Madrid: Panamericana; 2001.
655. Sabater Pi J. Conducta y ecología de los primates africanos. En: Agustí J, editor. Antes de Lucy. El agujero negro de la evolución humana. Barcelona: Tusquets Editores; 2000. p.47-67.

656. Saidler LM, Díez-Pérez A. ¿Qué supone la calidad ósea en la osteoporosis? *Medicine*. 2006;9(60):3892-8.
657. Sala N. Fractal geometry in the Arts: an overview across the different cultures. En: Novak MM, editor. *Thinking in patterns: fractals and related phenomena in nature*. Singapore: World Scientific Publishing; 2004.p.177-188.
658. Salmon P. Loss of chaotic trabecular structure in OPG-deficient juvenile Paget's disease patients indicates a chaogenic role of OPG in nonlinear pattern formation of trabecular bone. *J Bone Miner Res*. 2004;19(5):695-702.
659. Samarabandu J, Acharya R, Hausmann E, Allen K. Analysis of bone X-rays using morphological fractals. *IEEE Trans Med Imaging*. 1993;12: 466-70.
660. Sánchez-Yáñez RE, Kurmyshev EV, Cuevas FJ. A framework for texture classification using the coordinated clusters representation. *Pattern Recognition Letters*. 2003;24(1-3): 21-31.
661. Santos A, Bakker AD, Klein-Nulend J. The role of osteocytes in bone mechanotransduction. *Osteoporos Int*. 2009;20(6):1027-31.
662. Santos L. *Síntesis de anatomía humana*. Salamanca: Editorial Universidad de Salamanca; 1989.
663. Schierwagen AK. Scale-invariant diffusive growth: a dissipative principle relating neuronal form to function. En: Smith JM, Vida G, editores. *Organisational constraints in the dynamics of evolution*. Manchester: Manchester University Press; 1990.p.167-189.
664. Schifter I. *La ciencia del caos*. México D.F.: Fondo de Cultura Económica; 1996.
665. Schindewolf OH. Filogenia y antropología desde el punto de vista de la paleontología. En: Gadamer HG, Vogler P, editores. *Antropología biológica I*. Barcelona: Editorial Omega; 1975. p. 223-82.
666. Schroeder M. *Fractals, Chaos, Power Laws: Minutes from an infinite paradise*. New York: Freeman; 1991.
667. Schulze MA. *Biomedical image processing with morphology-based nonlinear filters [Dissertation]*. Austin, Texas (USA): Faculty of the Graduate School of the University of Texas; 1994.
668. Scott AC. *The nonlinear universe. Chaos, emergence, life*. Berlin: Springer; 2007.
669. Seeman E. Bone –a living tissue. *Medicographia*. 2007;29(2):107-109.
670. SEFRAOS. Sociedad Española de Fracturas Osteoporóticas. Página Web. [Actualizada 01 sept 2010; citada 15 sept 2010]. Disponible en:
http://www.sefraos.com/index.php?option=com_content&task=view&id=1&Itemid=32

671. Seidemann RM, Stojanowski CM, Doran GH. The use of the supero-inferior femoral neck diameter as a sex assessor. *Am J Phys Anthrop.* 1998;107:305-13.
672. SEIOMM. Grupo de trabajo de calidad y resistencia ósea. Sociedad Española de Investigaciones Óseas y Metabolismo Mineral, 2010a [consultado 12 julio 2010]. Disponible en: <http://www.seiomm.org/documentos/calidad.pdf>.
673. SEIOMM. Guía de práctica clínica de la SEIOMM: Osteoporosis postmenopáusica. Sociedad Española de Investigaciones Óseas y Metabolismo Mineral, 2010b [consultado 21 agosto 2010]. Disponible en: http://www.seiomm.org/documentos/osteoporosis_es_en.pdf.
674. Sekine M, Akay M, Tamura T, Higashi Y. Fractal dynamics of body motion in patients with Parkinson's disease. *J Neur Eng.* 2004;1:8-15.
675. SER, Sociedad Española de Reumatología. Documento consenso 2006 de la Sociedad Española de Reumatología sobre la osteoporosis posmenopáusica. *Reumatol Clin.* 2007;3(Sup1):26-32.
676. Setzer EM. A review of Wolff's "Law of the transformation of bone". *Angle Orthod.* 1932:66-69.
677. Seul M, O'Gorman L, Sammon MJ. Practical algorithms for image analysis: description, examples, and code. New York: Cambridge University Press; 2000.
678. Shackelford LL, Trinkaus E. Late Pleistocene human femoral diaphyseal curvature. *Am J Phys Anthrop.* 2002;118:359-70.
679. Shah SK, Gandhi V. Image classification base don textural features using artificial neural network (ANN). *J Inst Eng Electron.* 2004;84:72-77.
680. Shannon CA mathematical theory of communication. Part I. *Bell Labs Technical Journal.* 1948a;27:379-423.
681. Shannon CA mathematical theory of communication Part II. *Bell Labs Technical Journal.* 1948b;27:623-656.
682. Shefelbine SJ, Tardieu C, Carter DR. Development of the femoral bicondylar angle in hominid bipedalism. *Bone.* 2002;30(5):765-70.
683. Sherwood LW. La evolución de la especie humana. En: Investigación y Ciencia, editor. *Evolución.* Madrid: Prensa Científica S.A.; 1987. p.127-37.
684. Shi Y, Yadav VK, Suda N, Liu XS, Guo XE, Myers MG Jr, et al. Dissociation of the neuronal regulation of bone mass and energy metabolism by leptin in vivo. *Proc Natl Acad Sci U S A.* 2008;105(51):20529-33.
685. Shimizu K, Johkoh T, Ikezoe J, Ichikado K, Arizawa J, Nakumara H, et al. Fractal analysis for classification of groundglass opacity on high-resolution CT: an in vitro study. *J Comput Assist Tomogr.* 1997;21:246-254.

686. Shokr ME. Evaluation of second-order texture parameters for sea ice classification from radar images. *J Geophys Res.* 1991;96(C6)10,625: 640.
687. Showalter C, Clymer BD, Richmond B, Powell K. Three-dimensional texture analysis of cancellous tomography: a comparison with dual X-ray absorptiometry for predicting biomechanical strength in vitro. *Osteoporos Int.* 2006;17:259-66.
688. ShROUT MK, Potter BJ, Hildebolt CF. The effect of image variations on fractal dimension calculations. *Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol Endod.* 1997; 84:96-100
689. Singh M, Nagrath AR, Maini PS. Changes in trabecular pattern of the upper end of the femur as an index of osteoporosis. *J Bone Joint Surg [Am].* 1970;52-A:457-67.
690. Singh M, Riggs L, Beabout JW, Joesey J. Femoral trabecular-pattern index for evaluation of spinal osteoporosis. *Ann Intern Med.* 1972;77:63-7.
691. Slatkowska L, Alibhai SM, Beyene J, Cheung AM. Effect of whole-body vibration on BMD: a systematic review and meta-analysis. *Osteoporos Int.* 2010 Apr 21. [Epub ahead of print].
692. Slijkerman F. Ultra Fractal 5 Software Animation Edition (Copyright © 1997-2009). [Homepage] [actualizado 5 Ago 2009; citado 25 Ago 2009]. Disponible en: <http://www.ultrafractal.com/spanish.html>.
693. Smith TG Jr, Marks WB, Lange GD, Sheriff WH Jr, Neale EA. A fractal analysis of cell images. *J Neurosci Methods.* 1989;27(2):173-180
694. Smith TG Jr, Lange GD, Marks WB. Fractal methods and results in cellular morphology: dimensions, lacunarity and multifractals. *J Neurosci Methods.* 1996; 69(2):123-36.
695. Smyth PP, Adams JE, Whitehouse RW, Taylor CJ. Application of computer texture analysis to the Singh Index. *Br J Radiol.* 1997;70:242-7.
696. Soames RW. Sistema esquelético. En: Bannister LH, Berry A, Collins P, Dyson M, Dussek JE, Fergusson MW, editores. Tomo I. 38ª edición. Madrid: Editorial Harcourt Brace; 1998. p. 425-736.
697. Soh LK, Tsatsoulis C. Texture analysis of SAR sea ice imagery using gray level co-occurrence matrices. *IEEE Trans Geosci Rem Sens.* 1999; 37(2):780-95.
698. Sonka M, Hlavac V, Boyle R. Image processing, analysis and machine vision. 2nd ed. Thomson; 1998.
699. Soontrapa S, Soontrapa S, Srinakaran J, Chowchuen P. Singh index screening for femoral neck osteoporosis. *J Med Assoc Thai.* 2005;88 Suppl 5:S13-6.
700. Sornette A, Davy P, Sornette D. Growth of fractal fault patterns. *Phys Rev Lett.* 1990;65:226-69.

701. Sornette D. Critical phenomena in natural sciences. Chaos, fractals, selforganization and disorder: Concepts and tools. 2nd ed. Berlin: Springer-Verlag; 2006.
702. Southard TE, Southard KA, Jakoben JR, Hillis SL, Najim CA. Fractal dimension in radiographic analysis of alveolar process bone. *Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol Endod.* 1996;82:569-76.
703. Spielberg S. Jurassic Park [DVD]. USA: Universal Pictures; 1993.
704. Spielberg S. The Lost World: Jurassic Park [DVD]. USA: Universal Pictures; 1997.
705. Sreenivasan KR. Fractals and multifractals in fluid turbulence. *Ann Rev Fluid Mech.* 1991;23:539-600.
706. Stauffer D. The complexity of biological ageing. En: Novak MM, editor. *Thinking in patterns: fractals and related phenomena in nature.* Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd.; 2004. p.131-154.
707. Stein PH, Rowe BM. *Physical anthropology.* 8th ed. New York: 2003.
708. Steines D, Liew SW, Arnaud C, Vargas-Voracek R, Nazarian A, Müller R, et al. Radiographic trabecular 2D and 3D parameters of proximal femoral bone cores correlate with each other and with yield stress. *Osteoporos Int.* 2009;20(11):1929-38.
709. Stern JT Jr, Susman RL. "Total morphological pattern" versus the "magic trait": conflicting approaches to the study of early hominid bipedalism. En: Coppens Y, Senut B, editores. *Origine(s) de la bipédie chez les hominidés.* Paris: Éditions du Centre National de la Reserche Scientifique; 1991. p.100-11.
710. Sternberg SR. Biomedical image processing. *IEEE Computer.* 1983; 16(1): 22-34.
711. Steyn M, İçcan MY. Sex determination from the femur and tibia in South African whites. *Forensic Sci Int.* 1997;90:111-19.
712. Stosic T, Stosic BD. Multifractal analysis of human retinal vessels. *IEEE Trans Med Imaging.* 2006(25):1101-7.
713. Strand R, Rortveit G, Schei E. Complex systems and human complexity in medicine. *Complexus.* 2005;2:2-6.
714. Sun C, Wee WG. Neighboring gray level dependence matrix for texture classification. *Comput Vis Graph Image Process.* 1983;23:341-352.
715. Sun W, Su G, Gong P, Liang S. Fractal analysis of remotely sensed images: a review of methods and applications. *Int J Rem Sens.* 2006;27(22):4963-90.
716. Sutton R, Hall EL. Texture measures for automatic classification of pulmonary disease. *IEEE Trans Comput.* 1972;C-21:667-76.
717. Tabor Z. Analysis of the influence of image resolution on the discriminating power of trabecular bone architectural parameters. *Bone.* 2004;34:170-9.

718. Taillard W, Blanc Y. Anatomía y fisiología de la marcha, de las posiciones sentada y de pie. *Encycl Méd Chir Ap Locom*. 1988;14-069:15p.
719. Talanquer V. Fractus, fracta, fractal. *Fractales, de laberintos y espejos*. México D.F.: Fondo de Cultura Económica; 1996.
720. Talavera Bustamente I, Rodríguez Hierrezuelo JL. Reconocimiento de patrones. La Habana: CENATAVAN, Ministerio de la Industria Básica; 2008.
721. Isidro A, Malgosa A, editores. *Paleopatología, la enfermedad no escrita*. Barcelona: Masson; 2003.
722. Tamura H, Mori S, Yamawaki T. Textural features corresponding to visual perception. *IEEE Trans Syst Man Cybern*. 1978; 8(6):460-73.
723. Tang X. Texture information in run-length matrices. *IEEE Trans Image Process*. 1998;7(11):1602-09.
724. Tardieu C, Trinkaus E. Early ontogeny of the human femoral bicondylar angle. *Am J Phys Anthropol*. 1994;95:183-9.
725. Tardieu C. Ontogeny and phylogeny of femoro-tibial characters in humans and hominid fossils: functional influence and genetic determinism. *Am J Phys Anthropol*. 1999;110(3):365-77.
726. Tardieu C. Situación ontogénica de las características del esqueleto bípedo. En: Viel E, editor. *La marcha humana, la carrera y el salto*. Barcelona: Masson; 2002. p.195-203.
727. Tat SK, Pelletier JP, Lajeunesse D, Fahmi H, Duval N, Martel-Pelletier J. Differential modulation of RANKL isoforms by human osteoarthritic subchondral bone osteoblasts: influence of osteotropic factors. *Bone*. 2008;43(2):284-91.
728. Tat SK, Pelletier JP, Velasco CR, Padrines M, Martel-Pelletier J. New perspective in osteoarthritis: the OPG and RANKL system as a potential therapeutic target? *Keio J Med*. 2009;58(1):29-40.
729. Tauchi M, Masland RH. The shape and arrangement of the cholinergic neurons in the rabbit retina. *Proc R Soc Lond B*. 1984;223:101-119.
730. Tauchi M, Morigawa K, Fukuda Y. Morphological comparisons between outer and inner ramifying alpha cells of the albino rat retina. *Exp Brain Res*. 1992;88:67-77.
731. Taylor D, Hazenberg J, Lee TC. The cellular transducer in bone: What is it? *Technol Health Care*. 2006;14:367-77.
732. Temiyasathit S, Jacobs CR. Osteocyte primary cilium and its role in bone mechano-transduction. *Ann N Y Acad Sci*. 2010;1192(1):422-8.
733. Testut L, Latarjet A. *Anatomía humana*. Tomo I. Barcelona: Editorial Salvat; 1971.

734. Theodoridis S, Koutroumbas K. Pattern recognition. 3th ed. San Diego: Academic Press; 2006.
735. Thompson DW. Sobre el crecimiento y la forma. Cambridge University Press: Madrid; 2003.
736. Thompson OC. Diseños de investigación en ciencias de la salud. I. Clasificación. Rev Hosp Gral Dr. M Gea González. 2000;3(4):182-86.
737. Tivive FH, Bouzerdoum A. Efficient training algorithms for a class of shunting inhibitory convolutional neural networks [abstract]. IEEE Trans Neural Netw. 2005; 16(3):541-56.
738. Tivive FH, Bouzerdoum A. A brain-inspired visual pattern recognition architecture and its applications. En: Verma B, Blumenstein M, editores. Pattern recognition technologies and applications: recent advances. New York: Information Science Reference; 2008.p.244-64.
739. Todd JA, Robinson RJ. Osteoporosis and exercise. Postgrad Med J. 2003;79:320-323.
740. Tomalia DA. Dendrimer molecules. Sci Am. 1995;May:62-66.
741. Tomita F, Tsuji S. Computer analysis of visual textures. Norwell: Kluwer Academic Press; 1990.
742. Tomomitsu T, Mimura H, Murase K, Sone T, Fukunga M. Fractal analysis of bone architecture at distal radius. Nippon Hoshasen Gijutsu Gakkai Zasshi. 2005; 61(12):1592-98.
743. Tosoni GM, Lurie AG, Cowan AE, Burtleson JA. Pixel intensity and fractal analyses: detecting osteoporosis in perimenopausal and postmenopausal women by using digital panoramic images. Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol Endod. 2006;102:235-41.
744. Traini T, Novaes AB, Piattelli A, Papalexiou V, Muglia VA. The relationship between interimplant distances and vascularization of the interimplant bone. Clin Oral Impl Res. 2010;21:822-9.
745. Trancho GJ, Robledo B, López-Bueis I, Sánchez JA. Sexual determination of the femur using discriminant functions. Analysis of a Spanish population of known sex and age. J Forensic Sci. 1997;42(2):181-5.
746. Troen BR. Molecular mechanisms underlying osteoclast formation and activation. Exp Gerontol. 2003;38(6):605-14.
747. Tsiaras A. El cuerpo humano. La maravilla del cuerpo revelado. Barcelona: Editorial Paidotribo; 2010.
748. Tuceryan M, Jain AK. Texture segmentation using Voronoi polygons. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell. 1990;12:211-216.

749. Tuceryan M, Jain AK. Texture analysis. En: Chen CH, Pau LF, Wang PSP, editores. The handbook of pattern recognition and computer vision. 2nd edition. Singapore: World Scientific Publishing; 1998. p.207-248.
750. Turcotte DL. Fractals and chaos in geology and geophysics. Cambridge: Cambridge University Press; 1992.
751. Turner CH. Homeostatic control of bone structure: an application fo feedback theory. *Bone*. 1991;12:203-17.
752. Turner CH. Functional determinants of bone structure: beyond Wolff's Law of bone transformation. *Bone*. 1992;13: 403-409.
753. Turner CH, Robling AG. Exercises for improving bone strength exercises for improving bone strength. *Br J Sports Med*. 2005;39:188-189.
754. Turner MR. Texture discrimination by Gabor functions. *Biol Cybern*. 1986;55:71-82.
755. Tyler B, Wegner T, Osuch J, Loewer W, Peterson M, Branderhorsti P, The Stone Soap Group. Fracint 18.21 software (Copyright 1990-1997). [Actualizado 2001; citado 18 agosto 2009]. Disponible en:
<http://archives.math.utk.edu/software/msdos/complex.variables/fractint/.html>.
756. Umarani C, Ganesan L, Radhakrishnan S. Combined statistical and structural approach for unsupervised texture classification. *Int J Imag Syst Eng*. 2008; 2(1):162-165.
757. Uppaluri R, Mitsa T, Sonka M, Hoffman EA, McLennan G. Quantification of pulmonary emphysema from lung computed tomography images. *Am J Respir Crit Care Med*. 1997;156:246-254.
758. Uppaluri R, Hoffman EA, Sonka M, Hunninghake GW, McLennan G. Interstitial lung disease: a quantitative study using the adaptive multiple feature method. *Am J Respir Crit Care Med*. 1999a;159:519-525.
759. Uppaluri R, Hoffman EA, Sonka M, Hartley PG, Hunninghake GW, McLennan G. Computer recognition of regional lung disease patterns. *Am J Respir Crit Care Med*. 1999b;160:648-654.
760. U.S. Department of Health and Human Services. Bone health and osteoporosis: a report of the Surgeon General. Rockville, MD: Public Health Service, Office of the Surgeon General; 2004.
761. Uusi-Rasi K, Sievänen H, Pasanen M, Beck TJ, Kannus P. Influence of calcium intake and physical activity on proximal femur bone mass and structure among pre- and postmenopausal women. A 10-year prospective study. *Calcif Tissue Int*. 2008; 82(3):171-81.
762. Van der Linden JC, Waarsing JH, Weinans H. The use of micro-CT to study bone architecture dynamics noninvasively. *Drug Discov Today Tech*. 2006;6(3):213-9.

763. Van der Meulen MCH, Prendergast PJ. Mechanics in skeletal development, adaptation and disease. *Phil Trans R Soc Lond.* 2000;358:565-78.
764. Van der Sanden JJ, Hoekman DH. Review of relationships between grey-tone co-occurrence, semivariance and autocorrelation based image texture analysis approaches. *Can J Rem Sens.* 2005;38(3):207-13.
765. Van Rietbergen B, Huiskes R, Eckstein F, Rügsegger P. Trabecular bone tissue strains in the healthy and osteoporotic human femur. *J Bone Miner Res.* 2003; 18(10):1781-8.
766. Vandewalle N, Ausloos M. The robustness of self-organized criticality against extinctions in a tree-like model of evolution. *Europhys Lett.* 1995;32:613-8.
767. Veenland JF, Grashuis JL, van der Meer F, Beckers AL, Gelsema ES. Estimation of fractal dimension in radiographs. *Med Phys.* 1996;23(4):585-94.
768. Veenland JF, Grashuis JL, Gelsema ES. Texture analysis in radiographs: the influence of modulation transfer function and noise on the discriminative ability of texture features. *Med Phys.* 1998;25(6):922-36.
769. Veenland JF, Grashuis JL, Weinans H, Ding M, Vrooman HA. Suitability of texture features to assess changes in trabecular bone architecture. *Pattern Recogn Lett.* 2002;23:395-403.
770. Verhulp E, van Rietbergen B, Huiskes R. Load distribution in the healthy and osteoporotic human proximal femur during a fall to the side. *Bone.* 2008;42(1):30-5.
771. Vokes TJ, Giger ML, Chinader MR, Karrison TG, Favus MJ, Dixon LB. Radiographic texture analysis of densitometer-generated calcaneus images differentiates postmenopausal women with and without fractures. *Osteoporos Int.* 2006;17:1472-82.
772. Wagensberg J. *La rebelión de las formas*. 2th ed. Barcelona: Tusquets Editores, S.A; 2005.
773. Walker RA, Lovejoy CO. Radiographic changes in the clavicle and proximal femur and their use in the determination of skeletal age at death. *Am J Phys Anthropol.* 1985;68:67-78.
774. Walker RF, Jackway P, Longstaff ID. Improving co-occurrence matrix feature discrimination. *The 3rd Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications*, 6-8th December, 1995. p.643-48.
775. Walker RF, Jackway P. Statistical geometric features extension for cytological texture analysis. *The 13th International Conference on Pattern Recognition*, Vienne, Austria, August 25-19, 1996. p.790-94.
776. Wallach S, Feinblatt JD, Avioli LV. The bone "quality" problem. *Calcif Tissue Int.* 1992;51: 169-72.

777. Wang L, He DC. A new statistical approach for texture analysis. *Photogramm. Eng Remote Sens.* 1990;56(1):61-6.
778. Wang Z, Mondry A. Volume-based non-continuum modeling of bone functional adaptation. *Theor Biol Med Model.* 2005;2:6 (11p).
779. Watcher NJ, Augat P, Hoellen IP, Krischak GD, Sarkar MR, Mentzel P, et al. Predictive value of Singh index and bone mineral density measured by quantitative computed tomography in determining the local cancellous bone quality of the proximal femur. *Clin Biomech (Bristol, Avon).* 2001;16(3):257-62.
780. Weaver TD. The shape of the Neanderthal femur is primarily the consequence of a hyperpolar body form. *Proc Natl Acad Sci.* 2003;100(12):6926-9.
781. Webber RL. Oral imaging as a diagnostic tool for assessing osseous changes. *J Bone Miner Res.* 1993;8(suppl 2):S543-8.
782. Weber AG. The USC texture mosaic images. Signal and Image Processing Institute [Actualizado 27 abril 2006, citado 17 septiembre 2009];[1-4] Disponible en: <http://sipi.usc.edu/database/>
783. Weibel ER. Fractal geometry: a design principle for living organisms. *Am J Physiol.* 1991;261:L361-L369.
784. Weinstein RS, Majumdar S. Fractal geometry and vertebral compression fractures. *J Bone Miner Res.* 1994;9(11):1797-802.
785. West BJ, Goldberger AL. Physiology in fractal dimensions. *Am Sci.* 1987;75:354-65.
786. West BJ. Fractal physiology and chaos in medicine: Studies in nonlinear phenomena in life sciences. Vol 1. Singapore: World Scientific; 1990.
787. Weszka J, Dyer C, Rosenfeld A. A comparative study of texture measures for terrain classification. *IEEE Trans Syst Man Cybern* 1976;6:269-285.
788. Wheeler PE. The thermoregulatory advantages of hominid bipedalism in open equatorial environments: The contribution of increased convective heat loss and cutaneous evaporative cooling. *J Hum Evol.* 1991;21:107-15.
789. Wheeler PE. Human ancestors walked tall, stayed cool. *Natural History.* 1993; 102:65-7.
790. White TD, Suwa G. Hominid footprints at Laetoli: facts and interpretations. *Am J Phys Anthropol.* 1987;72:485-514.
791. White TD, Folkens PA. Human osteology. 2th ed. San Diego: Academic Press; 2000.
792. White TD, Ambrose SH, Suwa G, Su DF, DeGusta D, Bernor RL. Macrovertebrate paleontology and the Pliocene habitat for *Ardipithecus ramidus*. *Science.* 2009; 326:87-93.
793. Whittle M. Gait analysis, an introduction. Oxford: Butterworth-Heinemann; 1991.

794. WHO Scientific Group on the Burden of Musculoskeletal Conditions at the Start of the New Millennium. The burden of musculoskeletal conditions at the start of the new millennium: Report of a scientific group. Geneva, Switzerland: World Health Organization technical report series 919; 2003.
795. Wilkie JR, Giger ML, Chinander MR, Vokes TJ. Comparison of radiographic texture analysis from computed radiography and bone densitometry systems. *Med Phys*. 2004;31(4):882-91.
796. Winters KM, Snow CM. Detraining reverses positive effects of exercise on the musculoskeletal system in premenopausal women. *J Bone Miner Res*. 2000;15:2495-503.
797. Wittrant Y, Theoleyre S, Chipoy C, Padrines M, Blanchard F, Heymann D, et al. RANKL/RANK/OPG: new therapeutic targets in bone tumours and associated osteolysis. *Biochim Biophys Acta*. 2004;1704:49-57.
798. Wolff J. Über die Bedeutung der Architektur der Spongiösen Substanz. *Zb med Wiss* 1869; 4:223-34.
799. Wolff J. Ueber die innere Architectur der Knochen und ihre Bedeutung für die Frage vom Knochenwachstum. *Arch pathol Anat Physiol klin Med (Virchows Archiv)*. 1870;50:389-453.
800. Wolff J. Das Gesetz der Transformation der Knochen. Berlin: Verlag von August Hirschwald; 1892.
801. Wolfson SS, Landy MS. Discrimination of orientation-defined texture edges. *Vision Res*. 1995;35(20):2863-77.
802. Wong WCK, Chung ACS. Bayesian image segmentation using local iso-intensity structural orientation. *IEEE Trans Image Process*. 2005;14(10):1512-23.
803. Wood BA. Introducción a la anatomía humana. En: Bannister LH, Berry A, Collins P, Dyson M, Dussek JE, Fergusson MW, editores. *Anatomía de Gray: Bases anatómicas de la medicina y cirugía*. Tomo I. 38ª ed. Madrid: Harcourt-Brace; 1998.p.1-15.
804. Woodhead HJ, Kemp AF, Blimkie CJR, Briody JN, Duncan CS, Thompson M, et al. Measurement of midfemoral shaft geometry: repeatability and accuracy using magnetic resonance imaging and dual-energy X-ray absorptiometry. *J Bone Miner Res*. 2001;16(12):2251-9.
805. Wu Y, Wang N, Ruchey K. An analysis of spatial complexity of ridge and slough patterns in the Everglades ecosystem. *Ecol Complex*. 2006;3:183-92.
806. Wuider MA, Ledrew EF, Franklin SE, Lavigne MB. Aerial image texture information in the estimation of northern deciduous and mixed wood forest leaf area index (LAI). *Rem Sens Environ*. 1998;64:64-76.

807. Xiang Y, Yingling VR, Malique R, Li CY, Schaffler MB, Raphan T. Comparative assessment of bone mass and structure using texture-based and histomorphometric analyses. *Bone*. 2007;40:544-52.
808. Xie H, Wang J, Stein E. Direct fractal measurement and multifractal properties of fracture surfaces. *Phys Lett*. 1998;242:41-50.
809. Xu CL, Chen YQ. Classifying image texture with statistical landscape features. *Pattern Anal Applic*. 2006;8:321-31.
810. Xu DH, Kurani AS, Furst JD, Raicu DS. Run-length encoding for volumetric texture. En: Villanueva JJ, editor. *The IASTED International Conference on Visualization, Imaging, and Image Processing 2004*. Marbella (Spain): The International Association of Science and Technology for Development; 6-8 september 2004. 11p.
811. Xu W, Xu DH, Crocombe. Three-dimensional finite element stress and strain analysis of a transfemoral osseointegration implant. *Proc Inst Mech Eng H*. 2006; 220(6):661-70.
812. Yamagata Y, Yasuoka Y. Classification of wetland vegetation by texture analysis methods using ERS-1 and JERS-1 images. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1993. Better Understanding of Earth Environment*. 1993; 4:1614-16.
813. Yaşar F, Akgünlü F. The differences in panoramic mandibular indices and fractal dimension between patients with and without spinal osteoporosis. *Dentomaxillofac Radiol*. 2006;35:1-9.
814. Yi WJ, Heo MS, Lee SS, Choi SC, Huh KH, Lee SP. Direct measurement of trabecular bone anisotropy using directional fractal dimension and principal axes of inertia. *Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol Endod*. 2007a;104(1):110-6.
815. Yi WJ, Heo MS, Lee SS, Choi SC, Huh KH. Comparison of trabecular bone anisotropies base don fracta dimensions and mean intercept length determined by principal axes of inertia. *Med Biol Eng Comput*. 2007b;45(4):357-64.
816. Yingling VR, Xiang Y, Raphan T, Schaffler M, Koser K, et al. The effect of a short-term delay of puberty on trabecular bone mass and structure in female rats: a texture-based and histomorphometric analysis. *Bone*. 2007;40(2):419-24.
817. Yokoyama H, Niwa S, Itoh K, Mazuka R. Fractal property of eyes movements in schizophrenia. *Biol Cyber*. 1996;75:137-40.
818. You L, Temiyasathit S, Lee P, Kim CH, Tummala P, Yao W, et al. Osteocytes as mechanosensors in the inhibition of bone resorption due to mechanical loading. *Bone*. 2008;42(1):172-9.

819. Young IT, Gerbrands JJ, van Vliet LJ. Image processing fundamentals. Quantitative Imaging Group, Department of Imaging Science and Technology, Faculty of Applied Sciences, Delft University of Technology; Netherlands, 2009. [Actualizado 18 agosto 2009, citado 28 agosto 2009]
Disponible en: <http://www.ph.tn.tudelft.nl/Courses/FIP/noframes/fip.html>.
820. Yousry N, Abou-Chadi FEZ, El-Sayad AM. Early detection of masses in digitized mammograms using texture features and neuro-fuzzy model. Proceedings of the 20th National Radio Science Conference NRSC 2003, Cairo, Egypt, March 18-20, 2003. p.1-9.
821. Yu D, Pham TD, Yan H. Image pattern recognition-based among morphological structure and applications. En: Verma B, Blumenstein M, editores. Pattern recognition technologies and applications: recent advances. New York: Information Science Reference; 2008.p.140-87.
822. Yu YY, Chen H, Lin CH, Chen CM, Oviir T, Chen SK, et al. Fractal dimension analysis of periapical reactive bone in response to root canal treatment. Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol Endod. 2009;107:283-88.
823. Zamir M. Arterial branching within the confines of fractal L-systems formalism. J Gen Physiol. 2001;118(3):267-76.
824. Zernicke R, MacKay C, Lorincz C. Mechanisms of bone remodeling during weight bearing exercise. Appl Physiol Nutr Metab. 2006;31: 655-660.
825. Zhang TY, Suen CY. A fast parallel algorithm for thinning digital patterns. Commun ACM. 1984;27(3): 236-39.
826. Zhu C, Yang X. Study of remote sensing image texture analysis and classification using wavelet. Int J Remote Sensing. 1998;19(16):3197-203.
827. Zosimov VV, Naugol'nykh KA. Fractal structure of large-scale variability of wind driven waves according to laser-scanning data. Chaos. 1994;4:21-4.
828. Zou J, Nagy G. Human-computer interaction for complex pattern. En: Basu M, Ho TK, eds. Data complexity in pattern recognition. London: Springer; 2006.p.271-86.
829. Zou JJ. A fast skeletonization method. En: Sun C, Talbot H, Ourselin S, Adriaansen T, editores. Proceedings VIIth Digital Image Computing: Applications and Methods (DICTA). Sidney, 10-12 Dec 2003. Sidney (Australia): The University of Queensland; 2003. p.283-88.
830. Zunino L, Garavaglia M. Fraunhofer diffraction by Cantor fractals with variable lacunarity. J Mod Optic. 2003;50(5):717-27.

ANEXO I

ESTADÍSTICA HISTOGRAMA DE GRIS

Tabla I.1. Estadísticos descriptivos de las variables relativas al HGR.

VARIABLES	MAX	MIN	MEDIA	DT	CV (%)	ETM	I.C. 95%	
							INF	SUP
<i>MnH01</i>	171,3	100,1	146,0	14,11	9,7	1,41	143,2	148,8
<i>DtH01</i>	23,8	9,2	16,2	2,91	18,0	0,29	15,6	16,7
<i>CvH01</i>	16,9	6,1	11,2	2,34	20,9	0,23	10,7	11,6
<i>MnH02</i>	164,3	103,8	136,4	12,25	9,0	1,22	134,0	138,8
<i>DtH02</i>	28,0	11,0	18,8	3,36	17,9	0,34	18,1	19,4
<i>CvH02</i>	20,8	7,0	13,9	2,70	19,5	0,27	13,3	14,4
<i>MnH03</i>	162,5	101,4	131,7	13,11	10,0	1,31	129,2	134,3
<i>DtH03</i>	28,9	13,3	19,5	3,62	18,6	0,36	18,8	20,2
<i>CvH03</i>	25,4	8,9	15,0	3,52	23,5	0,35	14,3	15,7
<i>MnH04</i>	133,2	65,3	101,6	12,21	12,0	1,22	99,2	104,0
<i>DtH04</i>	24,7	12,3	17,9	2,72	15,2	0,27	17,4	18,4
<i>CvH04</i>	29,8	12,2	17,9	3,55	19,9	0,36	17,2	18,6
<i>MnH05</i>	134,3	77,0	103,5	11,81	11,4	1,18	101,2	105,8
<i>DtH05</i>	24,0	10,3	16,0	2,67	16,6	0,27	15,5	16,6
<i>CvH05</i>	25,1	10,0	15,7	3,27	20,8	0,33	15,1	16,4
<i>MnH06</i>	142,2	82,5	109,1	11,27	10,3	1,13	106,9	111,3
<i>DtH06</i>	27,2	12,0	16,7	2,76	16,5	0,28	16,2	17,3
<i>CvH06</i>	23,4	10,2	15,5	2,98	19,2	0,30	14,9	16,1
<i>MnH07</i>	128,0	74,6	102,6	12,41	12,1	1,24	100,2	105,0
<i>DtH07</i>	22,0	9,9	14,6	2,21	15,1	0,22	14,2	15,0
<i>CvH07</i>	19,7	9,0	14,4	2,42	16,8	0,24	13,9	14,8
<i>MnH08</i>	138,9	80,3	106,0	11,82	11,2	1,18	103,6	108,3
<i>DtH08</i>	22,2	10,7	15,0	2,35	15,7	0,24	14,5	15,4
<i>CvH08</i>	23,9	8,8	14,3	2,80	19,6	0,28	13,7	14,8
<i>MnH09</i>	143,5	86,5	110,2	12,07	11,0	1,21	107,8	112,6
<i>DtH09</i>	22,8	11,1	16,1	2,67	16,6	0,27	15,6	16,6
<i>CvH09</i>	21,7	9,0	14,8	2,83	19,2	0,28	14,2	15,3

Tamaño muestral $N=100$. *Max*: máximo; *Min*: mínimo; *DT*: desviación estándar; *CV*: coeficiente de variación; *ETM*: error estándar de la media; *I.C.*: intervalo de confianza; *Inf*: límite inferior intervalo de confianza; *Sup*: límite superior intervalo de confianza.

Tabla I.2. Prueba ANOVA “Promedio nivel gris histograma” entre ROIs.

Fuente		Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación	Eta al cuadrado parcial
MnH	Esfericidad asumida	212239,813	8	26529,977	394,688	,000	,804
	Greenhouse-Geisser	212239,813	3,380	62791,265	394,688	,000	,804
MnH * SEX	Esfericidad asumida	1279,260	8	159,908	2,379	,016	,024
	Greenhouse-Geisser	1279,260	3,380	378,470	2,379	,062	,024
MnH * LAT	Esfericidad asumida	2139,869	8	267,484	3,979	,000	,040
	Greenhouse-Geisser	2139,869	3,380	633,081	3,979	,006	,040
MnH*SEX*LAT	Esfericidad asumida	662,159	8	82,770	1,231	,277	,013
	Greenhouse-Geisser	662,159	3,380	195,900	1,231	,298	,013
Error(MnH)	Esfericidad asumida	51623,098	768	67,218			
	Greenhouse-Geisser	51623,098	324,488	159,091			

Tabla I.3. Comparaciones por niveles “Promedio nivel gris” ROIs frente a sexo.

MN_GRIS	(I) SEX	(J) SEX	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación(a)	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia(a)	
						Límite superior	Límite inferior
1	Mujer	Hombre	-1,003	2,954	,735	-6,866	4,860
2	Mujer	Hombre	-2,786	2,554	,278	-7,857	2,284
3	Mujer	Hombre	-,871	2,697	,747	-6,224	4,482
4	Mujer	Hombre	2,433	2,559	,344	-2,646	7,512
5	Mujer	Hombre	2,505	2,468	,313	-2,393	7,403
6	Mujer	Hombre	-,079	2,358	,973	-4,759	4,602
7	Mujer	Hombre	5,453(*)	2,523	,033	,445	10,462
8	Mujer	Hombre	3,855	2,426	,115	-,961	8,672
9	Mujer	Hombre	,814	2,476	,743	-4,102	5,729

Basadas en las medias marginales estimadas. * La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05. a Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla I.4. Comparaciones por niveles “Promedio nivel gris” ROIs frente a lateralidad.

MnH	(I) LAT	(J) LAT	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación(a)	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia(a)	
						Límite superior	Límite inferior
1	Izq	Dch	-,683	2,954	,818	-6,545	5,180
2	Izq	Dch	1,262	2,554	,622	-3,808	6,333
3	Izq	Dch	5,698	2,697	,037	,345	11,052
4	Izq	Dch	,643	2,559	,802	-4,436	5,722
5	Izq	Dch	-1,822	2,468	,462	-6,720	3,076
6	Izq	Dch	-2,735	2,358	,249	-7,416	1,945
7	Izq	Dch	-2,889	2,523	,255	-7,897	2,119
8	Izq	Dch	-4,534	2,426	,065	-9,350	,283
9	Izq	Dch	-5,472	2,476	,030	-10,387	-,556

Basadas en las medias marginales estimadas. * La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05. a Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla I.5. Comparaciones por ROIs "Promedio nivel gris histograma".

(I) MN_GRIS	(J) MN_GRIS	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	8,936*	1,082	,000	5,373	12,499
	3	13,667*	1,218	,000	9,655	17,679
	4	43,925*	1,550	,000	38,820	49,030
	5	42,177*	1,548	,000	37,079	47,274
	6	36,468*	1,502	,000	31,522	41,414
	7	43,225*	1,624	,000	37,876	48,574
	8	39,638*	1,549	,000	34,538	44,738
	9	35,485*	1,562	,000	30,343	40,628
2	3	4,731*	,916	,000	1,713	7,748
	4	34,989*	1,419	,000	30,318	39,661
	5	33,240*	1,397	,000	28,640	37,841
	6	27,532*	1,365	,000	23,038	32,025
	7	34,289*	1,657	,000	28,834	39,744
	8	30,702*	1,522	,000	25,691	35,713
	9	26,549*	1,497	,000	21,618	31,480
3	4	30,258*	1,099	,000	26,641	33,876
	5	28,509*	1,135	,000	24,770	32,248
	6	22,801*	1,090	,000	19,213	26,389
	7	29,558*	1,445	,000	24,800	34,316
	8	25,971*	1,240	,000	21,887	30,055
	9	21,818*	1,288	,000	17,577	26,059
4	5	-1,749	,592	,141	-3,697	,199
	6	-7,458*	,819	,000	-10,155	-4,760
	7	-,700	1,086	1,000	-4,276	2,875
	8	-4,287*	1,062	,004	-7,784	-,790
	9	-8,440*	1,273	,000	-12,631	-4,249
5	6	-5,709*	,547	,000	-7,510	-3,907
	7	1,049	,915	1,000	-1,965	4,062
	8	-2,538	,791	,066	-5,144	,068
	9	-6,691*	1,022	,000	-10,058	-3,324
6	7	6,757*	,981	,000	3,527	9,987
	8	3,170*	,687	,000	,910	5,431
	9	-,982	,928	1,000	-4,037	2,072
7	8	-3,587*	,781	,000	-6,159	-1,015
	9	-7,740*	1,075	,000	-11,278	-4,201
8	9	-4,153*	,475	,000	-5,717	-2,588

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla I.6. Prueba ANOVA “Dispersión nivel gris histograma” entre ROIs.

Fuente		Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación	Eta al cuadrado parcial
DtH	Esfericidad asumida	2019,646	8	252,456	45,714	,000	,323
	Greenhouse-Geisser	2019,646	4,287	471,064	45,714	,000	,323
DtH * SEX	Esfericidad asumida	74,860	8	9,358	1,694	,096	,017
	Greenhouse-Geisser	74,860	4,287	17,460	1,694	,146	,017
DtH * LAT	Esfericidad asumida	32,188	8	4,023	,729	,666	,008
	Greenhouse-Geisser	32,188	4,287	7,508	,729	,582	,008
DtH*SEX*LAT	Esfericidad asumida	36,871	8	4,609	,835	,572	,009
	Greenhouse-Geisser	36,871	4,287	8,600	,835	,511	,009
Error(DtH)	Esfericidad asumida	4241,284	768	5,523			
	Greenhouse-Geisser	4241,284	411,592	10,305			

Tabla I.7. Comparaciones por niveles “Dispersión nivel gris” ROIs frente a sexo.

DtH	(I) SEX	(J) SEX	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación(a)	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia(a)	
						Límite superior	Límite inferior
1	Mujer	Hombre	-,328	,579	,573	-1,477	,822
2	Mujer	Hombre	1,075	,690	,123	-,295	2,444
3	Mujer	Hombre	,388	,751	,607	-1,103	1,879
4	Mujer	Hombre	-,998	,551	,073	-2,093	,096
5	Mujer	Hombre	-,125	,556	,823	-1,229	,979
6	Mujer	Hombre	-,875	,560	,121	-1,986	,235
7	Mujer	Hombre	,054	,459	,906	-,858	,966
8	Mujer	Hombre	,197	,485	,686	-,766	1,159
9	Mujer	Hombre	,140	,551	,800	-,954	1,233

Basadas en las medias marginales estimadas. * La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05. a Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla I.8. Comparaciones por niveles “Dispersión nivel” ROIs frente a lateralidad.

DtH	(I) LAT	(J) LAT	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación(a)	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia(a)	
						Límite superior	Límite inferior
1	Izq	Dch	-1,781(*)	,579	,003	-2,931	-,632
2	Izq	Dch	-1,280	,690	,067	-2,649	,089
3	Izq	Dch	-,991	,751	,190	-2,482	,500
4	Izq	Dch	-,880	,551	,114	-1,974	,215
5	Izq	Dch	-,787	,556	,160	-1,890	,317
6	Izq	Dch	-,958	,560	,090	-2,069	,153
7	Izq	Dch	-,462	,459	,317	-1,374	,450
8	Izq	Dch	-,531	,485	,276	-1,494	,431
9	Izq	Dch	-,560	,551	,312	-1,653	,534

Basadas en las medias marginales estimadas. * La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05. a Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla I.9. Comparaciones por ROIs "Dispersión nivel gris histograma".

(I) DT_GRIS	(J) DT_GRIS	Diferencia entre medias (I-J)	Error tít.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	-2,518*	,317	,000	-3,562	-1,474
	3	-3,410*	,408	,000	-4,755	-2,066
	4	-1,675*	,345	,000	-2,811	-,539
	5	,171	,339	1,000	-,944	1,287
	6	-,545	,339	1,000	-1,660	,571
	7	1,563*	,351	,001	,409	2,718
	8	1,154*	,327	,023	,078	2,230
	9	-,029	,348	1,000	-1,175	1,117
2	3	-,892	,323	,249	-1,957	,172
	4	,843	,403	1,000	-,484	2,170
	5	2,689*	,400	,000	1,371	4,007
	6	1,973*	,425	,000	,575	3,372
	7	4,081*	,416	,000	2,711	5,451
	8	3,672*	,400	,000	2,356	4,988
	9	2,489*	,415	,000	1,124	3,855
3	4	1,735*	,425	,003	,335	3,136
	5	3,582*	,418	,000	2,205	4,958
	6	2,866*	,443	,000	1,406	4,325
	7	4,973*	,442	,000	3,517	6,429
	8	4,564*	,452	,000	3,077	6,051
4	9	3,381*	,464	,000	1,853	4,910
	5	1,846*	,212	,000	1,148	2,545
	6	1,130*	,302	,011	,136	2,124
	7	3,238*	,295	,000	2,265	4,211
	8	2,829*	,262	,000	1,965	3,693
5	9	1,646*	,270	,000	,756	2,536
	6	-,716	,236	,112	-1,493	,061
	7	1,392*	,302	,000	,398	2,385
	8	,982*	,259	,010	,128	1,836
6	9	-,200	,276	1,000	-1,108	,707
	7	2,108*	,277	,000	1,196	3,020
	8	1,699*	,244	,000	,894	2,503
7	9	,516	,278	1,000	-,400	1,432
	8	-,409	,247	1,000	-1,221	,403
8	9	-1,592*	,298	,000	-2,574	-,610
	9	-1,183*	,147	,000	-1,666	-,699

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla I.10. Prueba ANOVA "Variación gris histograma" entre ROIs.

Fuente		Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación	Eta al cuadrado parcial
CvH	Esfericidad asumida	2278,850	8	284,856	50,549	,000	,345
	Greenhouse-Geisser	2278,850	4,148	549,420	50,549	,000	,345
CvH * SEX	Esfericidad asumida	99,742	8	12,468	2,212	,025	,023
	Greenhouse-Geisser	99,742	4,148	24,047	2,212	,065	,023
CvH * LAT	Esfericidad asumida	64,748	8	8,093	1,436	,178	,015
	Greenhouse-Geisser	64,748	4,148	15,610	1,436	,220	,015
CvH*SEX*LAT	Esfericidad asumida	47,667	8	5,958	1,057	,391	,011
	Greenhouse-Geisser	47,667	4,148	11,492	1,057	,378	,011
Error(CvH)	Esfericidad asumida	4327,881	768	5,635			
	Greenhouse-Geisser	4327,881	398,183	10,869			

Tabla I.11. Comparaciones por niveles "Variación gris" ROIs frente a sexo.

CvH	(I) SEX	(J) SEX	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación(a)	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia(a)	
						Límite superior	Límite inferior
1	Mujer	Hombre	-,219	,473	,644	-1,158	,720
2	Mujer	Hombre	,990	,551	,076	-,104	2,085
3	Mujer	Hombre	,333	,725	,648	-1,107	1,772
4	Mujer	Hombre	-1,593(*)	,714	,028	-3,011	-,175
5	Mujer	Hombre	-,596	,682	,384	-1,949	,758
6	Mujer	Hombre	-,746	,616	,229	-1,969	,476
7	Mujer	Hombre	-,790	,490	,110	-1,762	,182
8	Mujer	Hombre	-,442	,578	,446	-1,590	,705
9	Mujer	Hombre	-,110	,584	,850	-1,270	1,049

Basadas en las medias marginales estimadas. * La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05. a Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla I.12. Comparaciones por niveles "Variación gris" ROIs frente a lateralidad.

CvH	(I) LAT	(J) LAT	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación(a)	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia(a)	
						Límite superior	Límite inferior
1	Izq	Dch	-1,075(*)	,473	,025	-2,014	-,136
2	Izq	Dch	-1,024	,551	,066	-2,118	,070
3	Izq	Dch	-1,506(*)	,725	,041	-2,945	-,066
4	Izq	Dch	-1,008	,714	,162	-2,426	,411
5	Izq	Dch	-,545	,682	,426	-1,899	,808
6	Izq	Dch	-,608	,616	,326	-1,831	,615
7	Izq	Dch	-,041	,490	,934	-1,012	,931
8	Izq	Dch	,084	,578	,885	-1,064	1,231
9	Izq	Dch	,186	,584	,750	-,973	1,346

Basadas en las medias marginales estimadas. * La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05. a Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla I.13. Comparaciones por ROIs "Variación nivel gris histograma".

(I) CV_GRIS	(J) CV_GRIS	Diferencia entre medias (I-J)	Significació n ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
				Límite inferior	Límite superior
1	2	-2,561*	,000	-3,508	-1,615
	3	-3,844*	,000	-5,072	-2,616
	4	-6,589*	,000	-7,848	-5,330
	5	-4,479*	,000	-5,747	-3,211
	6	-4,264*	,000	-5,416	-3,112
	7	-3,221*	,000	-4,283	-2,160
	8	-3,132*	,000	-4,293	-1,971
	9	-3,650*	,000	-4,844	-2,457
2	3	-1,282*	,002	-2,268	-,297
	4	-4,028*	,000	-5,402	-2,653
	5	-1,917*	,000	-3,284	-,550
	6	-1,702*	,002	-3,042	-,362
	7	-,660	1,000	-1,923	,604
	8	-,570	1,000	-1,903	,763
	9	-1,089	,341	-2,443	,266
3	4	-2,745*	,000	-4,041	-1,450
	5	-,635	1,000	-1,951	,681
	6	-,420	1,000	-1,754	,914
	7	,622	1,000	-,774	2,019
	8	,712	1,000	-,775	2,200
	9	,193	1,000	-1,301	1,687
4	5	2,110*	,000	1,433	2,787
	6	2,325*	,000	1,289	3,361
	7	3,368*	,000	2,171	4,565
	8	3,457*	,000	2,325	4,590
	9	2,939*	,000	1,781	4,097
5	6	,215	1,000	-,543	,972
	7	1,258*	,011	,156	2,359
	8	1,347*	,002	,311	2,383
	9	,828	,496	-,259	1,916
6	7	1,043*	,001	,257	1,829
	8	1,132*	,000	,321	1,943
	9	,613	1,000	-,333	1,559
7	8	,090	1,000	-,625	,804
	9	-,429	1,000	-1,299	,441
8	9	-,519*	,012	-,979	-,059

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla I.14. Prueba M de Box para las variables del HGR.

<i>M de Box</i>		1186,792
	<i>Aprox.</i>	24,423
<i>F</i>	<i>gl1</i>	48
	<i>gl2</i>	1157073,522
	<i>Sig.</i>	,000

Contrasta la hipótesis nula de que las matrices de covarianzas poblacionales son iguales.

Tabla I.15. Matrices intra-grupo combinadas de las variables del HGR.

		MnH	DtH	CvH
<i>Correlación</i>	<i>MnH</i>	1,000	,012	-,529
	<i>DtH</i>	,012	1,000	,817
	<i>CvH</i>	-,529	,817	1,000

Tabla I.16. Lambda de Wilks para significación de las funciones discriminantes del HGR.

Contraste de las funciones	Lambda de Wilks	Chi-cuadrado	gl	Sig.
<i>1 a la 3</i>	,245	1257,669	24	,000
<i>2 a la 3</i>	,701	316,961	14	,000
<i>3</i>	,876	118,105	6	,000

Tabla I.17. *Funciones en los centroides de los grupos de las variables del HGR.*

ROI	Función		
	1	2	3
ROI 01	2,554	,981	,232
ROI 02	1,670	-,505	-,240
ROI 03	1,338	-,823	-,110
ROI 04	-,933	-,249	,911
ROI 05	-1,059	,090	,146
ROI 06	-,620	-,168	-,033
ROI 07	-1,322	,371	-,348
ROI 08	-1,027	,305	-,336
ROI 09	-,602	-,002	-,222

Funciones discriminantes canónicas no tipificadas evaluadas en las medias de los grupos

ANEXO II

ESTADÍSTICA ANÁLISIS FRACLAC

Tabla II.1. Estadísticos descriptivos de las variables de dimensión fractal procesado UM.

VARIABLES	MAX	MIN	MEDIA	DT	CV (%)	ETM	I.C. 95%	
							INF	SUP
<i>Dmbx_u1</i>	1,799	1,753	1,773	0,0083	0,47	0,0008	1,772	1,775
<i>DmbxB_u1</i>	1,770	1,735	1,755	0,0067	0,38	0,0007	1,754	1,756
<i>DmbxS_u1</i>	1,855	1,800	1,824	0,0102	0,56	0,0010	1,822	1,826
<i>Dmsl_u1</i>	1,989	1,929	1,968	0,0105	0,53	0,0010	1,966	1,970
<i>Dmbx_u2</i>	1,787	1,748	1,770	0,0074	0,42	0,0007	1,769	1,772
<i>DmbxB_u2</i>	1,765	1,730	1,752	0,0066	0,38	0,0007	1,751	1,753
<i>DmbxS_u2</i>	1,851	1,798	1,822	0,0086	0,47	0,0009	1,820	1,824
<i>Dmsl_u2</i>	1,997	1,941	1,980	0,0096	0,48	0,0010	1,978	1,982
<i>Dmbx_u3</i>	1,788	1,743	1,767	0,0089	0,51	0,0009	1,765	1,768
<i>DmbxB_u3</i>	1,768	1,723	1,748	0,0078	0,45	0,0008	1,746	1,750
<i>DmbxS_u3</i>	1,841	1,788	1,817	0,0100	0,55	0,0010	1,815	1,819
<i>Dmsl_u3</i>	1,989	1,941	1,967	0,0111	0,56	0,0011	1,965	1,970
<i>Dmbx_u4</i>	1,779	1,730	1,757	0,0111	0,63	0,0011	1,754	1,759
<i>DmbxB_u4</i>	1,757	1,710	1,737	0,0106	0,61	0,0011	1,734	1,739
<i>DmbxS_u4</i>	1,829	1,777	1,805	0,0122	0,67	0,0012	1,803	1,808
<i>Dmsl_u4</i>	1,989	1,902	1,948	0,0176	0,90	0,0018	1,945	1,952
<i>Dmbx_u5</i>	1,783	1,742	1,760	0,0097	0,55	0,0010	1,759	1,762
<i>DmbxB_u5</i>	1,760	1,724	1,741	0,0082	0,47	0,0008	1,739	1,742
<i>DmbxS_u5</i>	1,835	1,788	1,810	0,0109	0,60	0,0011	1,808	1,812
<i>Dmsl_u5</i>	1,992	1,903	1,952	0,0132	0,67	0,0013	1,949	1,954
<i>Dmbx_u6</i>	1,796	1,746	1,762	0,0094	0,53	0,0009	1,760	1,764
<i>DmbxB_u6</i>	1,779	1,726	1,742	0,0085	0,49	0,0008	1,740	1,744
<i>DmbxS_u6</i>	1,844	1,787	1,812	0,0106	0,59	0,0011	1,810	1,814
<i>Dmsl_u6</i>	2,004	1,910	1,947	0,0153	0,79	0,0015	1,944	1,950
<i>Dmbx_u7</i>	1,786	1,740	1,765	0,0092	0,52	0,0009	1,763	1,766
<i>DmbxB_u7</i>	1,766	1,724	1,745	0,0081	0,47	0,0008	1,743	1,747
<i>DmbxS_u7</i>	1,836	1,787	1,815	0,0103	0,57	0,0010	1,813	1,817
<i>Dmsl_u7</i>	1,992	1,915	1,962	0,0135	0,69	0,0014	1,960	1,965
<i>Dmbx_u8</i>	1,782	1,741	1,761	0,0095	0,54	0,0010	1,759	1,763
<i>DmbxB_u8</i>	1,761	1,720	1,742	0,0084	0,48	0,0008	1,741	1,744
<i>DmbxS_u8</i>	1,841	1,786	1,811	0,0114	0,63	0,0011	1,808	1,813
<i>Dmsl_u8</i>	1,991	1,912	1,955	0,0150	0,77	0,0015	1,952	1,957
<i>Dmbx_u9</i>	1,779	1,734	1,761	0,0091	0,51	0,0009	1,760	1,763
<i>DmbxB_u9</i>	1,758	1,718	1,742	0,0083	0,48	0,0008	1,740	1,744
<i>DmbxS_u9</i>	1,838	1,782	1,810	0,0101	0,56	0,0010	1,808	1,812
<i>Dmsl_u9</i>	1,988	1,905	1,947	0,0178	0,92	0,0018	1,943	1,950

Tamaño muestral $N=100$. *Max*: máximo; *Min*: mínimo; *DT*: desviación estándar; *CV*: coeficiente de variación; *ETM*: error estándar de la media; *I.C.*: intervalo de confianza; *Inf*: límite inferior intervalo de confianza; *Sup*: límite superior intervalo de confianza. *Dmbx*: dimensión fractal Box-counting. *DmbxB*: dimensión fractal con suavizado mayor. *DmbxS*: dimensión fractal con suavizado menor. *Dmsl*: dimensión fractal Sliding-box. La letra y el número que siguen al guión bajo se refieren al procesado y al área de interés respectivamente.

Tabla II.2. Estadísticos descriptivos de las variables de dimensión fractal procesado FR.

VARIABLES	MAX	MIN	MEDIA	DT	CV (%)	ETM	I.C. 95%	
							INF	SUP
<i>Dmbx_f1</i>	1,782	1,730	1,760	0,0104	0,59	0,0010	1,758	1,762
<i>DmbxB_f1</i>	1,761	1,715	1,743	0,0095	0,54	0,0009	1,741	1,745
<i>DmbxS_f1</i>	1,835	1,769	1,805	0,0121	0,67	0,0012	1,803	1,808
<i>Dmsl_f1</i>	1,989	1,952	1,974	0,0075	0,38	0,0007	1,972	1,975
<i>Dmbx_f2</i>	1,784	1,734	1,762	0,0092	0,52	0,0009	1,760	1,764
<i>DmbxB_f2</i>	1,762	1,723	1,744	0,0077	0,44	0,0008	1,743	1,746
<i>DmbxS_f2</i>	1,835	1,782	1,812	0,0096	0,53	0,0010	1,810	1,814
<i>Dmsl_f2</i>	1,995	1,965	1,982	0,0064	0,32	0,0006	1,981	1,983
<i>Dmbx_f3</i>	1,776	1,730	1,756	0,0090	0,51	0,0009	1,754	1,757
<i>DmbxB_f3</i>	1,757	1,716	1,737	0,0076	0,44	0,0008	1,736	1,739
<i>DmbxS_f3</i>	1,821	1,772	1,800	0,0106	0,59	0,0011	1,798	1,802
<i>Dmsl_f3</i>	1,986	1,950	1,971	0,0067	0,34	0,0007	1,969	1,972
<i>Dmbx_f4</i>	1,774	1,730	1,751	0,0084	0,48	0,0008	1,749	1,753
<i>DmbxB_f4</i>	1,753	1,715	1,733	0,0073	0,42	0,0007	1,731	1,734
<i>DmbxS_f4</i>	1,821	1,770	1,796	0,0103	0,57	0,0010	1,794	1,798
<i>Dmsl_f4</i>	1,988	1,953	1,972	0,0085	0,43	0,0008	1,970	1,973
<i>Dmbx_f5</i>	1,778	1,732	1,756	0,0084	0,48	0,0008	1,755	1,758
<i>DmbxB_f5</i>	1,756	1,720	1,738	0,0077	0,44	0,0008	1,737	1,740
<i>DmbxS_f5</i>	1,822	1,773	1,799	0,0097	0,54	0,0010	1,798	1,801
<i>Dmsl_f5</i>	1,985	1,953	1,970	0,0075	0,38	0,0007	1,969	1,972
<i>Dmbx_f6</i>	1,784	1,740	1,759	0,0086	0,49	0,0009	1,757	1,760
<i>DmbxB_f6</i>	1,765	1,726	1,741	0,0072	0,41	0,0007	1,740	1,743
<i>DmbxS_f6</i>	1,824	1,780	1,802	0,0103	0,57	0,0010	1,800	1,804
<i>Dmsl_f6</i>	1,985	1,959	1,971	0,0064	0,32	0,0006	1,970	1,973
<i>Dmbx_f7</i>	1,784	1,738	1,760	0,0093	0,53	0,0009	1,758	1,762
<i>DmbxB_f7</i>	1,762	1,721	1,741	0,0088	0,50	0,0009	1,740	1,743
<i>DmbxS_f7</i>	1,828	1,782	1,805	0,0097	0,54	0,0010	1,803	1,807
<i>Dmsl_f7</i>	1,991	1,953	1,975	0,0075	0,38	0,0007	1,974	1,977
<i>Dmbx_f8</i>	1,782	1,736	1,760	0,0089	0,51	0,0009	1,758	1,761
<i>DmbxB_f8</i>	1,759	1,717	1,741	0,0080	0,46	0,0008	1,739	1,743
<i>DmbxS_f8</i>	1,834	1,780	1,804	0,0101	0,56	0,0010	1,802	1,806
<i>Dmsl_f8</i>	1,997	1,962	1,979	0,0069	0,35	0,0007	1,978	1,980
<i>Dmbx_f9</i>	1,785	1,740	1,760	0,0098	0,56	0,0010	1,758	1,762
<i>DmbxB_f9</i>	1,762	1,722	1,743	0,0083	0,48	0,0008	1,741	1,744
<i>DmbxS_f9</i>	1,836	1,783	1,804	0,0119	0,66	0,0012	1,802	1,806
<i>Dmsl_f9</i>	1,998	1,955	1,979	0,0075	0,38	0,0008	1,977	1,980

Tamaño muestral $N=100$. *Max*: máximo; *Min*: mínimo; *DT*: desviación estándar; *CV*: coeficiente de variación; *ETM*: error estándar de la media; *I.C.*: intervalo de confianza; *Inf*: límite inferior intervalo de confianza; *Sup*: límite superior intervalo de confianza. *Dmbx*: dimensión fractal Box-counting. *DmbxB*: dimensión fractal con suavizado mayor. *DmbxS*: dimensión fractal con suavizado menor. *Dmsl*: dimensión fractal Sliding-box. La letra y el número que siguen al guión bajo se refieren al procesado y al área de interés, respectivamente.

Tabla II.3. Prueba ANOVA “Dimensión fractal Box-Counting” entre ROIs.

Fuente		Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación	Eta al cuadrado parcial
<i>Dmbx_u</i>	<i>Esfericidad asumida</i>	,022	8	,003	37,574	,000	,281
	<i>Greenhouse-Geisser</i>	,022	7,037	,003	37,574	,000	,281
<i>Dmbx_u * Sex</i>	<i>Esfericidad asumida</i>	,001	8	,000	1,595	,122	,016
	<i>Greenhouse-Geisser</i>	,001	7,037	,000	1,595	,133	,016
<i>Dmbx_u * Lat</i>	<i>Esfericidad asumida</i>	,001	8	7,68E-005	1,064	,386	,011
	<i>Greenhouse-Geisser</i>	,001	7,037	8,73E-005	1,064	,385	,011
<i>Dmbx_u*Sex*Lat</i>	<i>Esfericidad asumida</i>	,001	8	,000	1,575	,129	,016
	<i>Greenhouse-Geisser</i>	,001	7,037	,000	1,575	,139	,016
<i>Error(Dmbx_u)</i>	<i>Esfericidad asumida</i>	,055	768	7,21E-005			
	<i>Greenhouse-Geisser</i>	,055	675,575	8,20E-005			
<i>Dmbx_f</i>	<i>Esfericidad asumida</i>	,008	8	,001	14,638	,000	,132
	<i>Greenhouse-Geisser</i>	,008	6,628	,001	14,638	,000	,132
<i>Dmbx_f * Sex</i>	<i>Esfericidad asumida</i>	,001	8	,000	1,953	,050	,020
	<i>Greenhouse-Geisser</i>	,001	6,628	,000	1,953	,063	,020
<i>Dmbx_f * Lat</i>	<i>Esfericidad asumida</i>	,001	8	,000	2,715	,006	,027
	<i>Greenhouse-Geisser</i>	,001	6,628	,000	2,715	,010	,027
<i>Dmbx_f*Sex*Lat</i>	<i>Esfericidad asumida</i>	,001	8	,000	1,617	,116	,017
	<i>Greenhouse-Geisser</i>	,001	6,628	,000	1,617	,132	,017
<i>Error(Dmbx_f)</i>	<i>Esfericidad asumida</i>	,053	768	6,86E-005			

Se muestran los resultados para el procesado UM (_u) y el procesado FR (_f).

Tabla II.4. Comparaciones por niveles “*Dmbx_u*” ROIs frente a sexo.

<i>Dmbx_u</i>	(I) Sex	(J) Sex	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
						Límite inferior	Límite superior
1	Mujer	Hombre	,003	,002	,078	,000	,006
2	Mujer	Hombre	,002	,002	,155	-,001	,005
3	Mujer	Hombre	3,77E-005	,002	,984	-,004	,004
4	Mujer	Hombre	,002	,002	,416	-,003	,006
5	Mujer	Hombre	,003	,002	,188	-,001	,007
6	Mujer	Hombre	,000	,002	,840	-,003	,004
7	Mujer	Hombre	,001	,002	,593	-,003	,005
8	Mujer	Hombre	-,003	,002	,083	-,007	,000
9	Mujer	Hombre	-,002	,002	,207	-,006	,001

Basadas en las medias marginales estimadas.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.5. Comparaciones por niveles “Dmbx_u” ROIs frente a lateralidad.

Dmbx_u	(I) Lat	(J) Lat	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
						Límite inferior	Límite superior
1	Izq	Dch	-,002	,002	,379	-,005	,002
2	Izq	Dch	-,001	,002	,419	-,004	,002
3	Izq	Dch	,003	,002	,064	,000	,007
4	Izq	Dch	,001	,002	,772	-,004	,005
5	Izq	Dch	,001	,002	,503	-,003	,005
6	Izq	Dch	,000	,002	,894	-,004	,004
7	Izq	Dch	-,003	,002	,163	-,006	,001
8	Izq	Dch	-4,35E-005	,002	,982	-,004	,004
9	Izq	Dch	-,001	,002	,534	-,005	,003

Basadas en las medias marginales estimadas.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.6. Comparaciones por niveles “Dmbx_f” ROIs frente a sexo.

Dmbx_f	(I) Sex	(J) Sex	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
						Límite inferior	Límite superior
1	Mujer	Hombre	-,005*	,002	,015	-,009	-,001
2	Mujer	Hombre	-,003	,002	,189	-,006	,001
3	Mujer	Hombre	-,002	,002	,270	-,006	,002
4	Mujer	Hombre	,001	,002	,769	-,003	,004
5	Mujer	Hombre	,001	,002	,483	-,002	,005
6	Mujer	Hombre	-,004*	,002	,039	-,007	,000
7	Mujer	Hombre	-,004*	,002	,034	-,008	,000
8	Mujer	Hombre	,001	,002	,510	-,002	,005
9	Mujer	Hombre	-,004	,002	,073	-,007	,000

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.7. Comparaciones por niveles “Dmbx_f” ROIs frente a lateralidad.

Dmbx_f	(I) Lat	(J) Lat	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
						Límite inferior	Límite superior
1	Izq	Dch	-,004	,002	,073	-,008	,000
2	Izq	Dch	,001	,002	,755	-,003	,004
3	Izq	Dch	,001	,002	,662	-,003	,005
4	Izq	Dch	,003	,002	,137	-,001	,006
5	Izq	Dch	,000	,002	,792	-,003	,004
6	Izq	Dch	-8,43E-005	,002	,962	-,004	,003
7	Izq	Dch	,005*	,002	,009	,001	,009
8	Izq	Dch	-,004*	,002	,032	-,008	,000
9	Izq	Dch	,002	,002	,395	-,002	,006

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.8. Comparaciones por pares "Dmbx_u" según ROI.

(I) Dmbx_u	(J) Dmbx_u	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	,003	,001	,291	-,001	,007
	3	,007*	,001	,000	,004	,010
	4	,017*	,001	,000	,013	,021
	5	,013*	,001	,000	,009	,017
	6	,012*	,001	,000	,008	,016
	7	,009*	,001	,000	,005	,013
	8	,013*	,001	,000	,009	,017
	9	,013*	,001	,000	,009	,017
2	3	,004	,001	,066	,000	,008
	4	,014*	,001	,000	,010	,019
	5	,010*	,001	,000	,006	,014
	6	,009*	,001	,000	,005	,013
	7	,006*	,001	,000	,002	,010
	8	,010*	,001	,000	,006	,013
	9	,010*	,001	,000	,006	,013
	3	4	,010*	,001	,000	,006
5		,006*	,001	,000	,002	,010
6		,005*	,001	,006	,001	,009
7		,002	,001	1,000	-,002	,006
8		,006*	,001	,000	,002	,010
9		,006*	,001	,001	,002	,010
4	5	-,004*	,001	,027	-,009	,000
	6	-,005*	,001	,006	-,010	-,001
	7	-,008*	,001	,000	-,012	-,004
	8	-,004	,001	,111	-,009	,000
	9	-,005	,002	,160	-,010	,001
5	6	-,001	,001	1,000	-,005	,003
	7	-,004	,001	,244	-,008	,001
	8	6,35E-005	,001	1,000	-,004	,004
	9	,000	,001	1,000	-,004	,004
6	7	-,003	,001	1,000	-,007	,001
	8	,001	,001	1,000	-,003	,005
	9	,001	,001	1,000	-,003	,005
7	8	,004	,001	,090	,000	,007
	9	,003	,001	,278	-,001	,008
8	9	,000	,001	1,000	-,004	,004

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.9. Comparaciones por pares "Dmbx_f" según ROI.

(I) Dmbx_f	(J) Dmbx_f	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	-,001	,001	1,000	-,005	,003
	3	,005*	,001	,003	,001	,009
	4	,009*	,001	,000	,005	,014
	5	,004	,001	,144	,000	,008
	6	,002	,001	1,000	-,003	,007
	7	,000	,001	1,000	-,004	,004
	8	,001	,001	1,000	-,004	,005
	9	,001	,001	1,000	-,004	,005
2	3	,006*	,001	,000	,002	,010
	4	,011*	,001	,000	,006	,015
	5	,005*	,001	,003	,001	,010
	6	,003	,001	,664	-,001	,008
	7	,001	,001	1,000	-,003	,005
	8	,002	,001	1,000	-,002	,006
	9	,002	,001	1,000	-,002	,006
3	4	,004*	,001	,026	,000	,009
	5	-,001	,001	1,000	-,005	,003
	6	-,003	,001	,508	-,007	,001
	7	-,005*	,001	,002	-,008	-,001
	8	-,004*	,001	,034	-,008	,000
	9	-,004	,001	,052	-,008	1,84E-005
4	5	-,005*	,001	,000	-,009	-,002
	6	-,007*	,001	,000	-,011	-,004
	7	-,009*	,001	,000	-,013	-,005
	8	-,009*	,001	,000	-,012	-,005
	9	-,009*	,001	,000	-,013	-,005
5	6	-,002	,001	1,000	-,006	,001
	7	-,004*	,001	,029	-,008	,000
	8	-,003	,001	,197	-,007	,001
	9	-,003	,001	,254	-,007	,001
6	7	-,002	,001	1,000	-,006	,002
	8	-,001	,001	1,000	-,005	,002
	9	-,001	,001	1,000	-,005	,003
7	8	,001	,001	1,000	-,004	,005
	9	,001	,001	1,000	-,003	,004
8	9	-2,28E-005	,001	1,000	-,004	,004

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.10. Prueba ANOVA "Dimensión fractal suavizado mayor" entre ROIs.

Fuente		Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación	Eta al cuadrado parcial
DmbxB_u	Esfericidad asumida	,027	8	,003	64,861	,000	,403
	Greenhouse-Geisser	,027	6,616	,004	64,861	,000	,403
DmbxB_u * Sex	Esfericidad asumida	,001	8	,000	2,287	,020	,023
	Greenhouse-Geisser	,001	6,616	,000	2,287	,029	,023
DmbxB_u * Lat	Esfericidad asumida	,000	8	4,96E-005	,969	,459	,010
	Greenhouse-Geisser	,000	6,616	6,00E-005	,969	,450	,010
DmbxB_u*Sex*Lat	Esfericidad asumida	,001	8	6,29E-005	1,229	,279	,013
	Greenhouse-Geisser	,001	6,616	7,61E-005	1,229	,286	,013
Error(DmbxB_u)	Esfericidad asumida	,039	768	5,12E-005			
	Greenhouse-Geisser	,039	635,095	6,19E-005			
DmbxB_f	Esfericidad asumida	,010	8	,001	25,875	,000	,212
	Greenhouse-Geisser	,010	5,680	,002	25,875	,000	,212
DmbxB_f* Sex	Esfericidad asumida	,001	8	6,86E-005	1,463	,167	,015
	Greenhouse-Geisser	,001	5,680	9,66E-005	1,463	,192	,015
DmbxB_f* Lat	Esfericidad asumida	,001	8	,000	2,883	,004	,029
	Greenhouse-Geisser	,001	5,680	,000	2,883	,010	,029
DmbxB_f*Sex*Lat	Esfericidad asumida	,000	8	5,14E-005	1,097	,363	,011
	Greenhouse-Geisser	,000	5,680	7,24E-005	1,097	,362	,011
Error(DmbxB_f)	Esfericidad asumida	,036	768	4,69E-005			
	Greenhouse-Geisser	,036	545,293	6,60E-005			

Se muestran los resultados para el procesado UM (_u) y el procesado FR (_f).

Tabla II.11. Comparaciones por niveles "DmbxB_u" ROIs frente a sexo.

DmbxsmB_u	(I) Sex	(J) Sex	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
						Límite inferior	Límite superior
1	Mujer	Hombre	,002	,001	,083	,000	,005
2	Mujer	Hombre	,001	,001	,366	-,001	,004
3	Mujer	Hombre	,000	,002	,864	-,004	,003
4	Mujer	Hombre	,002	,002	,366	-,002	,006
5	Mujer	Hombre	,002	,002	,262	-,001	,005
6	Mujer	Hombre	,000	,002	,809	-,003	,004
7	Mujer	Hombre	-,001	,002	,766	-,004	,003
8	Mujer	Hombre	-,004*	,002	,030	-,007	,000
9	Mujer	Hombre	-,003	,002	,059	-,007	,000

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.12. Comparaciones por niveles “DmbxB_u” ROIs frente a lateralidad.

DmbxsmB_u	(I) Lat	(J) Lat	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
						Límite inferior	Límite superior
1	Izq	Dch	-,002	,001	,113	-,005	,001
2	Izq	Dch	-,002	,001	,228	-,004	,001
3	Izq	Dch	,002	,002	,179	-,001	,005
4	Izq	Dch	,001	,002	,551	-,003	,006
5	Izq	Dch	,001	,002	,532	-,002	,004
6	Izq	Dch	,000	,002	,895	-,004	,003
7	Izq	Dch	,000	,002	,816	-,004	,003
8	Izq	Dch	,001	,002	,716	-,003	,004
9	Izq	Dch	-,001	,002	,549	-,004	,002

Basadas en las medias marginales estimadas.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.13. Comparaciones por niveles “DmbxB_f” ROIs frente a sexo.

DmbxsmB_f	(I) Sex	(J) Sex	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
						Límite inferior	Límite superior
1	Mujer	Hombre	-,005*	,002	,014	-,008	-,001
2	Mujer	Hombre	-,002	,002	,253	-,005	,001
3	Mujer	Hombre	-,001	,002	,517	-,004	,002
4	Mujer	Hombre	,000	,001	,854	-,003	,003
5	Mujer	Hombre	,001	,002	,608	-,002	,004
6	Mujer	Hombre	-,001	,001	,337	-,004	,002
7	Mujer	Hombre	-,003	,002	,063	-,007	,000
8	Mujer	Hombre	,000	,002	,913	-,003	,003
9	Mujer	Hombre	-,002	,002	,289	-,005	,002

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.14. Comparaciones por niveles “DmbxB_f” ROIs frente a lateralidad.

DmbxsmB_f	(I) Lat	(J) Lat	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
						Límite inferior	Límite superior
1	Izq	Dch	-,004	,002	,064	-,007	,000
2	Izq	Dch	,000	,002	,925	-,003	,003
3	Izq	Dch	,000	,002	,787	-,004	,003
4	Izq	Dch	,003*	,001	,039	,000	,006
5	Izq	Dch	,000	,002	,803	-,004	,003
6	Izq	Dch	-,001	,001	,630	-,004	,002
7	Izq	Dch	,004*	,002	,022	,001	,008
8	Izq	Dch	-,002	,002	,138	-,006	,001
9	Izq	Dch	,000	,002	,794	-,003	,004

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.15. Comparaciones por pares "DmbxB_u" según ROI.

(I) DmbxsmB_u	(J) DmbxsmB_u	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	,003*	,001	,024	,000	,006
	3	,007*	,001	,000	,005	,010
	4	,019*	,001	,000	,015	,023
	5	,014*	,001	,000	,011	,017
	6	,014*	,001	,000	,010	,017
	7	,010*	,001	,000	,007	,014
	8	,013*	,001	,000	,010	,017
	9	,013*	,001	,000	,010	,017
	2	3	,004*	,001	,002	,001
4		,016*	,001	,000	,012	,020
5		,011*	,001	,000	,008	,015
6		,011*	,001	,000	,007	,014
7		,007*	,001	,000	,004	,010
8		,010*	,001	,000	,007	,013
9		,010*	,001	,000	,007	,014
3	4	,012*	,001	,000	,007	,016
	5	,007*	,001	,000	,004	,010
	6	,007*	,001	,000	,003	,010
	7	,003	,001	,184	,000	,007
	8	,006*	,001	,000	,003	,009
	9	,006*	,001	,000	,003	,010
4	5	-,005*	,001	,001	-,008	-,001
	6	-,005*	,001	,002	-,009	-,001
	7	-,008*	,001	,000	-,013	-,004
	8	-,005*	,001	,002	-,010	-,001
	9	-,005*	,001	,005	-,010	-,001
5	6	,000	,001	1,000	-,004	,003
	7	-,004*	,001	,011	-,007	,000
	8	-,001	,001	1,000	-,004	,003
	9	-,001	,001	1,000	-,004	,003
6	7	-,004*	,001	,031	-,007	,000
	8	,000	,001	1,000	-,004	,003
	9	,000	,001	1,000	-,004	,003
7	8	,003*	,001	,044	3,50E-005	,006
	9	,003	,001	,051	-6,65E-006	,006
8	9	,000	,001	1,000	-,003	,003

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.16. Comparaciones por pares "DmbxB_f" según ROI.

(I) DmbxsmB_f	(J) DmbxsmB_f	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	-,001	,001	1,000	-,004	,002
	3	,006*	,001	,000	,003	,009
	4	,011*	,001	,000	,007	,015
	5	,005*	,001	,002	,001	,009
	6	,002	,001	1,000	-,002	,006
	7	,002	,001	1,000	-,002	,005
	8	,003	,001	1,000	-,001	,006
	9	,001	,001	1,000	-,003	,005
2	3	,007*	,001	,000	,004	,010
	4	,012*	,001	,000	,008	,015
	5	,006*	,001	,000	,003	,010
	6	,003	,001	,374	-,001	,007
	7	,003	,001	,276	-,001	,006
	8	,003	,001	,101	,000	,007
3	4	,004*	,001	,003	,001	,008
	5	-,001	,001	1,000	-,005	,002
	6	-,004*	,001	,002	-,007	-,001
	7	-,004*	,001	,001	-,007	-,001
	8	-,004*	,001	,013	-,007	,000
4	5	-,006*	,001	,000	-,008	-,003
	6	-,009*	,001	,000	-,011	-,006
	7	-,009*	,001	,000	-,012	-,005
	8	-,008*	,001	,000	-,011	-,005
	9	-,010*	,001	,000	-,013	-,006
5	6	-,003*	,001	,008	-,006	,000
	7	-,003*	,001	,034	-,006	,000
	8	-,003	,001	,281	-,006	,001
	9	-,004*	,001	,005	-,007	-,001
6	7	,000	,001	1,000	-,003	,003
	8	,000	,001	1,000	-,002	,003
	9	-,001	,001	1,000	-,004	,002
7	8	,001	,001	1,000	-,003	,004
	9	-,001	,001	1,000	-,004	,002
8	9	-,001	,001	1,000	-,004	,001

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.17. Prueba ANOVA "Dimensión fractal suavizado menor" entre ROIs.

Fuente		Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación	Eta al cuadrado parcial
DmbxS_u	Esfericidad asumida	,029	8	,004	38,229	,000	,285
	Greenhouse-Geisser	,029	7,390	,004	38,229	,000	,285
DmbxS_u * Sex	Esfericidad asumida	,001	8	7,85E-005	,824	,582	,009
	Greenhouse-Geisser	,001	7,390	8,49E-005	,824	,573	,009
DmbxS_u * Lat	Esfericidad asumida	,001	8	,000	1,793	,075	,018
	Greenhouse-Geisser	,001	7,390	,000	1,793	,081	,018
DmbxS_u * Sex * Lat	Esfericidad asumida	,001	8	8,43E-005	,885	,529	,009
	Greenhouse-Geisser	,001	7,390	9,12E-005	,885	,522	,009
Error(DmbxS_u)	Esfericidad asumida	,073	768	9,52E-005			
	Greenhouse-Geisser	,073	709,470	,000			
DmbxS_f	Esfericidad asumida	,015	8	,002	20,283	,000	,174
	Greenhouse-Geisser	,015	6,776	,002	20,283	,000	,174
DmbxS_f * Sex	Esfericidad asumida	,001	8	,000	1,598	,122	,016
	Greenhouse-Geisser	,001	6,776	,000	1,598	,136	,016
DmbxS_f * Lat	Esfericidad asumida	,001	8	,000	1,885	,059	,019
	Greenhouse-Geisser	,001	6,776	,000	1,885	,072	,019
DmbxS_f * Sex * Lat	Esfericidad asumida	,001	8	,000	1,868	,062	,019
	Greenhouse-Geisser	,001	6,776	,000	1,868	,075	,019
Error(DmbxS_f)	Esfericidad asumida	,069	768	9,00E-005			
	Greenhouse-Geisser	,069	650,449	,000			

Se muestran los resultados para el procesado UM (_u) y el procesado FR (_f).

Tabla II.18. Comparaciones por niveles "DmbxS_u" ROIs frente a sexo.

DmbxsmS_u	(I) Sex	(J) Sex	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
						Límite inferior	Límite superior
1	Mujer	Hombre	,002	,002	,334	-,002	,006
2	Mujer	Hombre	,004*	,002	,024	,001	,008
3	Mujer	Hombre	-1,87E-005	,002	,993	-,004	,004
4	Mujer	Hombre	,001	,003	,758	-,004	,006
5	Mujer	Hombre	,002	,002	,438	-,003	,006
6	Mujer	Hombre	-,001	,002	,513	-,006	,003
7	Mujer	Hombre	,002	,002	,459	-,003	,006
8	Mujer	Hombre	-,001	,002	,583	-,006	,003
9	Mujer	Hombre	-,001	,002	,615	-,005	,003

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.19. Comparaciones por niveles “DmbxS_u” ROIs frente a lateralidad.

DmbxsmS_u	(I) Lat	(J) Lat	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
						Límite inferior	Límite superior
1	Izq	Dch	-,003	,002	,159	-,007	,001
2	Izq	Dch	-,001	,002	,472	-,005	,002
3	Izq	Dch	,006*	,002	,007	,002	,010
4	Izq	Dch	,001	,003	,805	-,004	,006
5	Izq	Dch	,003	,002	,219	-,002	,007
6	Izq	Dch	,000	,002	,902	-,004	,005
7	Izq	Dch	-,002	,002	,258	-,007	,002
8	Izq	Dch	-,001	,002	,688	-,006	,004
9	Izq	Dch	-,001	,002	,560	-,005	,003

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.20. Comparaciones por niveles “DmbxS_f” ROIs frente a sexo.

DmbxsmS_f	(I) Sex	(J) Sex	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
						Límite inferior	Límite superior
1	Mujer	Hombre	-,004	,002	,141	-,009	,001
2	Mujer	Hombre	-,002	,002	,425	-,006	,002
3	Mujer	Hombre	-,003	,002	,162	-,007	,001
4	Mujer	Hombre	,001	,002	,674	-,003	,005
5	Mujer	Hombre	,000	,002	,908	-,004	,004
6	Mujer	Hombre	-,006*	,002	,006	-,010	-,002
7	Mujer	Hombre	-,005*	,002	,008	-,009	-,001
8	Mujer	Hombre	,000	,002	,826	-,004	,005
9	Mujer	Hombre	-,004	,002	,080	-,009	,001

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.21. Comparaciones por niveles “DmbxS_f” ROIs frente a lateralidad.

DmbxsmS_f	(I) Lat	(J) Lat	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
						Límite inferior	Límite superior
1	Izq	Dch	-,002	,002	,323	-,007	,002
2	Izq	Dch	,000	,002	,908	-,004	,004
3	Izq	Dch	,001	,002	,662	-,003	,005
4	Izq	Dch	,002	,002	,252	-,002	,007
5	Izq	Dch	,006*	,002	,004	,002	,010
6	Izq	Dch	,005*	,002	,029	,000	,009
7	Izq	Dch	,001	,002	,690	-,003	,005
8	Izq	Dch	-,002	,002	,437	-,006	,003
9	Izq	Dch	,003	,002	,291	-,002	,007

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.22. Comparaciones por pares "DmbxS_u" según ROI.

(I) DmbxsmS_u	(J) DmbxsmS_u	Diferencia entre medias (I-J)	Error tít.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	,002	,001	1,000	-,002	,007
	3	,007*	,001	,000	,003	,011
	4	,019*	,001	,000	,014	,024
	5	,014*	,001	,000	,009	,019
	6	,012*	,001	,000	,008	,017
	7	,009*	,001	,000	,004	,014
	8	,014*	,001	,000	,010	,019
2	3	,005*	,001	,029	,000	,009
	4	,017*	,001	,000	,012	,022
	5	,012*	,001	,000	,007	,017
	6	,010*	,001	,000	,005	,015
	7	,007*	,001	,000	,003	,011
	8	,012*	,001	,000	,008	,016
	9	,012*	,001	,000	,008	,017
3	4	,012*	,002	,000	,007	,017
	5	,007*	,001	,000	,002	,012
	6	,005*	,001	,005	,001	,010
	7	,002	,001	1,000	-,002	,007
	8	,007*	,001	,000	,003	,012
4	5	-,005	,002	,070	-,010	,000
	6	-,007*	,002	,001	-,012	-,002
	7	-,010*	,001	,000	-,015	-,005
	8	-,005	,002	,122	-,010	,000
	9	-,004	,002	,455	-,010	,001
5	6	-,002	,001	1,000	-,006	,003
	7	-,005*	,001	,026	-,010	,000
	8	4,33E-005	,001	1,000	-,005	,005
	9	,000	,001	1,000	-,004	,005
6	7	-,003	,001	,911	-,008	,001
	8	,002	,001	1,000	-,003	,006
	9	,002	,001	1,000	-,002	,007
7	8	,005*	,001	,007	,001	,009
	9	,005*	,001	,007	,001	,010
8	9	,000	,001	1,000	-,004	,005

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.23. Comparaciones por pares "DmbxS_f" según ROI.

(I) DmbxsmS _f	(J) DmbxsmS _f	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	-,006*	,001	,001	-,010	-,001
	3	,006*	,001	,000	,002	,011
	4	,009*	,002	,000	,004	,015
	5	,006*	,002	,003	,001	,011
	6	,005	,002	,218	-,001	,010
	7	,001	,001	1,000	-,003	,006
	8	,002	,002	1,000	-,003	,007
	9	,003	,002	1,000	-,003	,008
	2	3	,012*	,001	,000	,008
4		,015*	,001	,000	,010	,020
5		,012*	,001	,000	,008	,017
6		,010*	,001	,000	,006	,015
7		,007*	,001	,000	,002	,012
8		,008*	,001	,000	,003	,012
9		,008*	,002	,000	,003	,014
3	4	,003	,001	1,000	-,002	,008
	5	-3,46E-006	,001	1,000	-,005	,005
	6	-,002	,001	1,000	-,006	,003
	7	-,005*	,001	,003	-,009	-,001
	8	-,004*	,001	,045	-,009	-4,38E-005
	9	-,004	,002	,749	-,009	,001
4	5	-,003	,001	,518	-,007	,001
	6	-,005*	,001	,019	-,009	,000
	7	-,008*	,001	,000	-,013	-,004
	8	-,007*	,001	,000	-,012	-,003
	9	-,007*	,002	,001	-,012	-,002
5	6	-,002	,001	1,000	-,006	,003
	7	-,005*	,001	,005	-,009	-,001
	8	-,004*	,001	,039	-,009	-9,89E-005
	9	-,004	,001	,343	-,008	,001
6	7	-,004	,001	,198	-,008	,001
	8	-,003	,001	1,000	-,007	,001
	9	-,002	,001	1,000	-,007	,002
7	8	,001	,001	1,000	-,003	,005
	9	,001	,001	1,000	-,003	,006
8	9	,001	,001	1,000	-,004	,005

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.24. Prueba ANOVA “Dimensión fractal Sliding-box” entre ROIs.

Fuente		Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación	Eta al cuadrado parcial
Dmsl_u	Esfericidad asumida	,097	8	,012	70,365	,000	,423
	Greenhouse-Geisser	,097	6,314	,015	70,365	,000	,423
Dmsl_u * Sex	Esfericidad asumida	,002	8	,000	1,411	,188	,014
	Greenhouse-Geisser	,002	6,314	,000	1,411	,205	,014
Dmsl_u * Lat	Esfericidad asumida	,002	8	,000	1,280	,250	,013
	Greenhouse-Geisser	,002	6,314	,000	1,280	,262	,013
Dmsl_u*Sex*Lat	Esfericidad asumida	,002	8	,000	1,194	,299	,012
	Greenhouse-Geisser	,002	6,314	,000	1,194	,306	,012
Error(Dmsl_u)	Esfericidad asumida	,132	768	,000			
	Greenhouse-Geisser	,132	606,171	,000			
Dmsl_f	Esfericidad asumida	,013	8	,002	39,908	,000	,294
	Greenhouse-Geisser	,013	5,798	,002	39,908	,000	,294
Dmsl_f*Sex	Esfericidad asumida	,000	8	4,02E-005	,999	,435	,010
	Greenhouse-Geisser	,000	5,798	5,55E-005	,999	,424	,010
Dmsl_f*Lat	Esfericidad asumida	,001	8	,000	4,409	,000	,044
	Greenhouse-Geisser	,001	5,798	,000	4,409	,000	,044
Dmsl_f*Sex*Lat	Esfericidad asumida	,000	8	4,87E-005	1,208	,291	,012
	Greenhouse-Geisser	,000	5,798	6,72E-005	1,208	,301	,012
Error(Dmsl_f)	Esfericidad asumida	,031	768	4,03E-005			
	Greenhouse-Geisser	,031	556,574	5,56E-005			

Se muestran los resultados para el procesado UM (_u) y el procesado FR (_f).

Tabla II.25. Comparaciones por niveles “Dmsl_u” ROIs frente a sexo.

Dmsl_u	(I) Sex	(J) Sex	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
						Límite inferior	Límite superior
1	Mujer	Hombre	-,004	,002	,085	-,008	,001
2	Mujer	Hombre	,003	,002	,110	-,001	,007
3	Mujer	Hombre	-,001	,002	,568	-,006	,003
4	Mujer	Hombre	-,001	,004	,726	-,009	,006
5	Mujer	Hombre	,000	,003	,908	-,006	,005
6	Mujer	Hombre	,004	,003	,264	-,003	,010
7	Mujer	Hombre	-,004	,003	,129	-,010	,001
8	Mujer	Hombre	-,003	,003	,397	-,009	,004
9	Mujer	Hombre	-,006	,004	,103	-,013	,001

Basadas en las medias marginales estimadas.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.26. Comparaciones por niveles "Dmsl_u" ROIs frente a lateralidad.

Dmsl_u	(I) Lat	(J) Lat	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
						Límite inferior	Límite superior
1	Izq	Dch	-,005*	,002	,025	-,009	-,001
2	Izq	Dch	-,004*	,002	,037	-,008	,000
3	Izq	Dch	-,002	,002	,312	-,007	,002
4	Izq	Dch	-,001	,004	,859	-,008	,007
5	Izq	Dch	,000	,003	,921	-,005	,006
6	Izq	Dch	-,004	,003	,272	-,010	,003
7	Izq	Dch	,001	,003	,691	-,004	,007
8	Izq	Dch	,004	,003	,249	-,003	,010
9	Izq	Dch	,003	,004	,393	-,004	,011

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.27. Comparaciones por niveles "Dmsl_f" ROIs frente a sexo.

Dmsl_f	(I) Sex	(J) Sex	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
						Límite inferior	Límite superior
1	Mujer	Hombre	-,003	,002	,053	-,006	4,43E-005
2	Mujer	Hombre	,000	,001	,749	-,002	,003
3	Mujer	Hombre	-,002	,001	,259	-,004	,001
4	Mujer	Hombre	-,002	,002	,357	-,005	,002
5	Mujer	Hombre	,001	,002	,561	-,002	,004
6	Mujer	Hombre	-,001	,001	,476	-,004	,002
7	Mujer	Hombre	-,001	,002	,463	-,004	,002
8	Mujer	Hombre	-,003*	,001	,046	-,006	-5,68E-005
9	Mujer	Hombre	,000	,002	,797	-,004	,003

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.28. Comparaciones por niveles "Dmsl_f" ROIs frente a lateralidad.

Dmsl_f	(I) Lat	(J) Lat	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
						Límite inferior	Límite superior
1	Izq	Dch	,002	,002	,115	-,001	,006
2	Izq	Dch	-,007*	,001	,000	-,009	-,004
3	Izq	Dch	,001	,001	,342	-,001	,004
4	Izq	Dch	,002	,002	,335	-,002	,005
5	Izq	Dch	,000	,002	,819	-,003	,003
6	Izq	Dch	,002	,001	,104	,000	,005
7	Izq	Dch	,000	,002	,818	-,003	,003
8	Izq	Dch	,001	,001	,580	-,002	,004
9	Izq	Dch	,002	,002	,148	-,001	,005

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.29. Comparaciones por pares "Dmsl_u" según ROI.

(I) Dmsl_u	(J) Dmsl_u	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	-,012*	,001	,000	-,016	-,007
	3	,001	,001	1,000	-,003	,006
	4	,020*	,002	,000	,013	,026
	5	,016*	,002	,000	,010	,021
	6	,020*	,002	,000	,014	,026
	7	,006	,002	,062	,000	,012
	8	,014*	,002	,000	,008	,020
	9	,022*	,002	,000	,014	,029
2	3	,013*	,001	,000	,008	,017
	4	,031*	,002	,000	,025	,038
	5	,027*	,002	,000	,022	,033
	6	,032*	,002	,000	,026	,038
	7	,017*	,002	,000	,012	,023
	8	,026*	,002	,000	,020	,032
	9	,033*	,002	,000	,027	,040
3	4	,018*	,002	,000	,012	,025
	5	,014*	,002	,000	,009	,020
	6	,019*	,002	,000	,013	,026
	7	,005	,002	,264	-,001	,010
	8	,013*	,002	,000	,007	,019
	9	,020*	,002	,000	,013	,027
4	5	-,004	,002	1,000	-,010	,002
	6	,001	,002	1,000	-,006	,008
	7	-,014*	,002	,000	-,021	-,006
	8	-,006	,002	,687	-,013	,002
	9	,002	,002	1,000	-,006	,010
5	6	,005	,002	,239	-,001	,011
	7	-,010*	,002	,000	-,016	-,003
	8	-,002	,002	1,000	-,007	,004
	9	,006	,002	,185	-,001	,013
6	7	-,015*	,002	,000	-,021	-,008
	8	-,006	,002	,104	-,013	,000
	9	,001	,002	1,000	-,007	,009
7	8	,008*	,002	,003	,002	,015
	9	,016*	,002	,000	,008	,023
8	9	,007*	,002	,001	,002	,013

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.30. Comparaciones por pares "Dmsl_f" según ROI.

(I) Dmsl_f	(J) Dmsl_f	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	-,008*	,001	,000	-,011	-,006
	3	,003*	,001	,004	,001	,006
	4	,002	,001	1,000	-,002	,006
	5	,003	,001	,166	,000	,007
	6	,002	,001	1,000	-,001	,005
	7	-,002	,001	1,000	-,005	,002
	8	-,005*	,001	,000	-,008	-,002
	9	-,005*	,001	,000	-,008	-,002
2	3	,011*	,001	,000	,009	,014
	4	,010*	,001	,000	,007	,014
	5	,011*	,001	,000	,008	,014
	6	,010*	,001	,000	,007	,013
	7	,006*	,001	,000	,003	,009
	8	,003*	,001	,003	,001	,006
	9	,003*	,001	,042	4,69E-005	,006
3	4	-,001	,001	1,000	-,005	,002
	5	-6,60E-005	,001	1,000	-,003	,003
	6	-,001	,001	1,000	-,004	,002
	7	-,005*	,001	,000	-,008	-,002
	8	-,008*	,001	,000	-,011	-,005
	9	-,008*	,001	,000	-,012	-,005
4	5	,001	,001	1,000	-,001	,003
	6	8,38E-005	,001	1,000	-,003	,003
	7	-,004*	,001	,006	-,007	-,001
	8	-,007*	,001	,000	-,010	-,004
	9	-,007*	,001	,000	-,011	-,003
5	6	-,001	,001	1,000	-,004	,002
	7	-,005*	,001	,000	-,008	-,002
	8	-,008*	,001	,000	-,011	-,005
	9	-,008*	,001	,000	-,012	-,005
6	7	-,004*	,001	,000	-,007	-,001
	8	-,007*	,001	,000	-,010	-,004
	9	-,007*	,001	,000	-,010	-,004
7	8	-,003*	,001	,005	-,006	-,001
	9	-,003*	,001	,007	-,006	,000
8	9	,000	,001	1,000	-,003	,002

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.31. Estadísticos descriptivos de las variables de lagunaridad.

VARIABLES	MAX	MIN	MEDIA	DT	CV (%)	ETM	I.C. 95%	
							INF	SUP
LACbx_u1	0,232	0,166	0,198	0,0131	6,6	0,0013	0,196	0,201
LACbx_u2	0,275	0,192	0,222	0,0173	7,8	0,0017	0,218	0,225
LACbx_u3	0,280	0,173	0,207	0,0184	8,9	0,0018	0,203	0,211
LACbx_u4	0,282	0,180	0,220	0,0222	10,1	0,0022	0,216	0,225
LACbx_u5	0,272	0,175	0,207	0,0174	8,4	0,0017	0,204	0,211
LACbx_u6	0,263	0,172	0,203	0,0169	8,3	0,0017	0,200	0,207
LACbx_u7	0,272	0,165	0,202	0,0181	8,9	0,0018	0,199	0,206
LACbx_u8	0,282	0,177	0,211	0,0202	9,6	0,0020	0,207	0,215
LACbx_u9	0,280	0,164	0,214	0,0225	10,5	0,0022	0,210	0,219
LACbx_f1	0,241	0,187	0,212	0,0102	4,8	0,0010	0,210	0,214
LACbx_f2	0,240	0,194	0,219	0,0102	4,6	0,0010	0,217	0,221
LACbx_f3	0,250	0,189	0,216	0,0110	5,1	0,0011	0,213	0,218
LACbx_f4	0,252	0,206	0,228	0,0105	4,6	0,0010	0,226	0,230
LACbx_f5	0,242	0,194	0,220	0,0098	4,4	0,0010	0,219	0,222
LACbx_f6	0,237	0,186	0,215	0,0101	4,7	0,0010	0,213	0,217
LACbx_f7	0,246	0,196	0,218	0,0098	4,5	0,0010	0,216	0,220
LACbx_f8	0,259	0,201	0,225	0,0110	4,9	0,0011	0,223	0,228
LACbx_f9	0,256	0,197	0,226	0,0116	5,1	0,0012	0,224	0,229
LACsl_u1	0,048	0,009	0,020	0,0059	29,7	0,0006	0,019	0,021
LACsl_u2	0,051	0,013	0,024	0,0082	33,7	0,0008	0,023	0,026
LACsl_u3	0,042	0,014	0,024	0,0067	27,3	0,0007	0,023	0,026
LACsl_u4	0,085	0,020	0,041	0,0123	30,2	0,0012	0,038	0,043
LACsl_u5	0,064	0,015	0,033	0,0095	28,5	0,0009	0,031	0,035
LACsl_u6	0,065	0,002	0,035	0,0107	30,5	0,0011	0,033	0,037
LACsl_u7	0,051	0,015	0,026	0,0069	27,0	0,0007	0,024	0,027
LACsl_u8	0,065	0,016	0,035	0,0105	30,4	0,0010	0,032	0,037
LACsl_u9	0,087	0,019	0,042	0,0138	33,1	0,0014	0,039	0,045
LACsl_f1	0,019	0,011	0,014	0,0015	10,4	0,0001	0,014	0,014
LACsl_f2	0,021	0,011	0,014	0,0016	11,4	0,0002	0,014	0,015
LACsl_f3	0,024	0,012	0,016	0,0019	12,4	0,0002	0,015	0,016
LACsl_f4	0,023	0,012	0,018	0,0021	11,6	0,0002	0,017	0,018
LACsl_f5	0,027	0,013	0,017	0,0024	14,2	0,0002	0,016	0,017
LACsl_f6	0,021	0,012	0,015	0,0015	9,8	0,0002	0,015	0,016
LACsl_f7	0,020	0,012	0,014	0,0015	10,2	0,0001	0,014	0,015
LACsl_f8	0,021	0,011	0,015	0,0018	12,2	0,0002	0,015	0,015
LACsl_f9	0,022	0,012	0,015	0,0020	12,9	0,0002	0,015	0,016

Tamaño muestral $N=100$. *Max*: máximo; *Min*: mínimo; *DT*: desviación estándar; *CV*: coeficiente de variación; *ETM*: error estándar de la media; *I.C.*: intervalo de confianza; *Inf*: límite inferior intervalo de confianza; *Sup*: límite superior intervalo de confianza. *LACbx*: Lagunaridad Box-counting. *LACsl*: lagunaridad sliding-box. La letra y el número que siguen al guión bajo se refieren, respectivamente, al procesado y al área de interés.

Tabla II.32. Prueba ANOVA "Lagunaridad Box-counting" entre ROIs.

Fuente		Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación	Eta al cuadrado parcial
LACbx_u	Esfericidad asumida	,049	8	,006	18,627	,000	,163
	Greenhouse-Geisser	,049	6,203	,008	18,627	,000	,163
LACbx_u * Sex	Esfericidad asumida	,002	8	,000	,611	,769	,006
	Greenhouse-Geisser	,002	6,203	,000	,611	,727	,006
LACbx_u * Lat	Esfericidad asumida	,007	8	,001	2,770	,005	,028
	Greenhouse-Geisser	,007	6,203	,001	2,770	,011	,028
LACbx_u*Sex*Lat	Esfericidad asumida	,003	8	,000	1,306	,237	,013
	Greenhouse-Geisser	,003	6,203	,001	1,306	,251	,013
Error(LACbx_u)	Esfericidad asumida	,252	768	,000			
	Greenhouse-Geisser	,252	595,508	,000			
LACbx_f	Esfericidad asumida	,023	8	,003	27,238	,000	,221
	Greenhouse-Geisser	,023	7,448	,003	27,238	,000	,221
LACbx_f * Sex	Esfericidad asumida	,001	8	,000	1,365	,208	,014
	Greenhouse-Geisser	,001	7,448	,000	1,365	,213	,014
LACbx_f * Lat	Esfericidad asumida	,002	8	,000	2,296	,020	,023
	Greenhouse-Geisser	,002	7,448	,000	2,296	,023	,023
LACbx_f*Sex*Lat	Esfericidad asumida	,002	8	,000	1,845	,066	,019
	Greenhouse-Geisser	,002	7,448	,000	1,845	,071	,019
Error(LACbx_f)	Esfericidad asumida	,080	768	,000			
	Greenhouse-Geisser	,080	715,000	,000			

Se muestran los resultados para el procesado UM (_u) y el procesado FR (_f).

Tabla II.33. Comparaciones por niveles "LACbx_u" ROIs frente a sexo.

LACbxfg_u	(I) Sex	(J) Sex	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
						Límite inferior	Límite superior
1	Mujer	Hombre	-,007*	,003	,010	-,012	-,002
2	Mujer	Hombre	-,002	,004	,543	-,009	,005
3	Mujer	Hombre	-,005	,004	,162	-,012	,002
4	Mujer	Hombre	1,43E-005	,005	,998	-,009	,009
5	Mujer	Hombre	-,002	,004	,633	-,009	,006
6	Mujer	Hombre	-5,05E-005	,003	,988	-,007	,007
7	Mujer	Hombre	-,004	,004	,247	-,012	,003
8	Mujer	Hombre	-,004	,004	,397	-,012	,005
9	Mujer	Hombre	-,009	,005	,066	-,018	,001

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.34. Comparaciones por niveles "LACbx_u" ROIs frente a lateralidad.

LACbxfg_u	(I) Lat	(J) Lat	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
						Límite inferior	Límite superior
1	Izq	Dch	,000	,003	,861	-,006	,005
2	Izq	Dch	-,002	,004	,556	-,009	,005
3	Izq	Dch	-,012*	,004	,002	-,019	-,005
4	Izq	Dch	-,001	,005	,902	-,010	,009
5	Izq	Dch	,002	,004	,582	-,005	,009
6	Izq	Dch	,010*	,003	,004	,003	,017
7	Izq	Dch	,000	,004	,969	-,008	,007
8	Izq	Dch	,004	,004	,371	-,005	,012
9	Izq	Dch	,008	,005	,083	-,001	,017

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.35. Comparaciones por niveles "LACbx_f" ROIs frente a sexo.

LACbxfg_f	(I) Sex	(J) Sex	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
						Límite inferior	Límite superior
1	Mujer	Hombre	,001	,002	,747	-,003	,005
2	Mujer	Hombre	,005*	,002	,028	,001	,009
3	Mujer	Hombre	,002	,002	,357	-,002	,007
4	Mujer	Hombre	-,001	,002	,694	-,005	,003
5	Mujer	Hombre	,000	,002	,874	-,004	,004
6	Mujer	Hombre	,005*	,002	,011	,001	,009
7	Mujer	Hombre	,001	,002	,479	-,003	,006
8	Mujer	Hombre	-,003	,002	,258	-,007	,002
9	Mujer	Hombre	,003	,002	,301	-,002	,007

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.36. Comparaciones por niveles "LACbx_f" ROIs frente a lateralidad.

LACbxfg_f	(I) Lat	(J) Lat	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
						Límite inferior	Límite superior
1	Izq	Dch	,001	,002	,529	-,003	,005
2	Izq	Dch	-,002	,002	,416	-,006	,002
3	Izq	Dch	-,005*	,002	,019	-,010	-,001
4	Izq	Dch	-,001	,002	,622	-,005	,003
5	Izq	Dch	-,003	,002	,151	-,007	,001
6	Izq	Dch	,001	,002	,483	-,003	,005
7	Izq	Dch	-,003	,002	,102	-,007	,001
8	Izq	Dch	,005*	,002	,015	,001	,010
9	Izq	Dch	,000	,002	,843	-,004	,005

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.37. Comparaciones por pares "LACbx_u" según ROI.

(I) LACbxfg_u	(J) LACbxfg_u	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	-,023*	,002	,000	-,031	-,016
	3	-,008*	,002	,002	-,015	-,002
	4	-,023*	,003	,000	-,032	-,014
	5	-,010*	,002	,001	-,017	-,003
	6	-,006	,002	,116	-,013	,001
	7	-,005	,002	1,000	-,013	,003
	8	-,013*	,002	,000	-,020	-,005
	9	-,017*	,002	,000	-,025	-,009
	2	3	,015*	,002	,000	,007
4		,000	,003	1,000	-,010	,011
5		,014*	,003	,000	,005	,022
6		,017*	,003	,000	,009	,026
7		,018*	,003	,000	,010	,027
8		,011*	,003	,010	,001	,020
9		,007	,003	1,000	-,004	,017
3	4	-,015*	,003	,000	-,025	-,005
	5	-,001	,003	1,000	-,010	,007
	6	,002	,002	1,000	-,006	,010
	7	,003	,003	1,000	-,005	,012
	8	-,005	,003	1,000	-,013	,004
	9	-,009	,003	,135	-,018	,001
4	5	,014*	,003	,000	,005	,022
	6	,017*	,003	,000	,008	,026
	7	,018*	,003	,000	,007	,029
	8	,010	,003	,061	,000	,021
	9	,006	,003	1,000	-,005	,018
5	6	,004	,002	1,000	-,004	,011
	7	,005	,003	1,000	-,004	,013
	8	-,003	,003	1,000	-,012	,006
	9	-,007	,003	,504	-,017	,002
6	7	,001	,002	1,000	-,006	,008
	8	-,007	,003	,334	-,015	,002
	9	-,011*	,003	,003	-,019	-,002
7	8	-,008	,003	,259	-,017	,002
	9	-,012*	,003	,012	-,022	-,001
8	9	-,004	,002	1,000	-,011	,003

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.38. Comparaciones por pares "LACbx_f" según ROI.

(I) LACbxfg_f	(J) LACbxfg_f	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	-.008*	,001	,000	-,012	-,004
	3	-.004	,001	,327	-,008	,001
	4	-.016*	,002	,000	-,021	-,011
	5	-.009*	,001	,000	-,014	-,004
	6	-.004	,001	,210	-,009	,001
	7	-.006*	,002	,003	-,012	-,001
	8	-.013*	,001	,000	-,018	-,008
	9	-.015*	,002	,000	-,021	-,010
2	3	,004	,002	,256	-,001	,009
	4	-.008*	,002	,000	-,013	-,003
	5	-.001	,001	1,000	-,006	,004
	6	,004	,001	,284	-,001	,009
	7	,002	,001	1,000	-,003	,006
	8	-.005*	,001	,026	-,010	,000
3	4	-.013*	,002	,000	-,018	-,007
	5	-.005*	,002	,021	-,010	,000
	6	,000	,002	1,000	-,005	,005
	7	-.003	,002	1,000	-,008	,002
	8	-.009*	,002	,000	-,014	-,004
4	5	,007*	,001	,000	,002	,012
	6	,012*	,001	,000	,007	,017
	7	,010*	,002	,000	,004	,015
	8	,003	,002	1,000	-,002	,008
	9	,001	,002	1,000	-,005	,006
5	6	,005*	,001	,014	,001	,010
	7	,003	,001	1,000	-,002	,007
	8	-.004	,001	,244	-,009	,001
	9	-.006*	,001	,001	-,011	-,002
6	7	-.002	,001	1,000	-,007	,002
	8	-.009*	,001	,000	-,014	-,004
	9	-.011*	,002	,000	-,016	-,006
7	8	-.007*	,002	,006	-,012	-,001
	9	-.009*	,002	,000	-,014	-,004
8	9	-.002	,002	1,000	-,007	,003

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.39. Prueba ANOVA "Lagunaridad Sliding-box" entre ROIs.

Fuente		Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación	Eta al cuadrado parcial
LACsl_u	Esfericidad asumida	,046	8	,006	68,127	,000	,415
	Greenhouse-Geisser	,046	4,930	,009	68,127	,000	,415
LACsl_u * Sex	Esfericidad asumida	,000	8	3,52E-005	,419	,910	,004
	Greenhouse-Geisser	,000	4,930	5,71E-005	,419	,833	,004
LACsl_u * Lat	Esfericidad asumida	,001	8	,000	2,127	,031	,022
	Greenhouse-Geisser	,001	4,930	,000	2,127	,062	,022
LACsl_u * Sex*Lat	Esfericidad asumida	,001	8	7,34E-005	,875	,537	,009
	Greenhouse-Geisser	,001	4,930	,000	,875	,496	,009
Error(LACsl_u)	Esfericidad asumida	,064	768	8,39E-005			
	Greenhouse-Geisser	,064	473,286	,000			
LACsl_f	Esfericidad asumida	,001	8	,000	57,739	,000	,376
	Greenhouse-Geisser	,001	4,810	,000	57,739	,000	,376
LACsl_f * Sex	Esfericidad asumida	3,62E-005	8	4,52E-006	1,913	,055	,020
	Greenhouse-Geisser	3,62E-005	4,810	7,52E-006	1,913	,094	,020
LACsl_f * Lat	Esfericidad asumida	5,36E-005	8	6,70E-006	2,834	,004	,029
	Greenhouse-Geisser	5,36E-005	4,810	1,11E-005	2,834	,017	,029
LACsl_f * Sex*Lat	Esfericidad asumida	5,39E-007	8	6,74E-008	,029	1,000	,000
	Greenhouse-Geisser	5,39E-007	4,810	1,12E-007	,029	,999	,000
Error(LACsl_f)	Esfericidad asumida	,002	768	2,36E-006			
	Greenhouse-Geisser	,002	461,737	3,93E-006			

Se muestran los resultados para el procesado UM (_u) y el procesado FR (_f).

Tabla II.40. Comparaciones por niveles "LACsl_u" ROIs frente a sexo.

LACslfg_u	(I) Sex	(J) Sex	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
						Límite inferior	Límite superior
1	Mujer	Hombre	-,001	,001	,305	-,004	,001
2	Mujer	Hombre	-,001	,002	,426	-,005	,002
3	Mujer	Hombre	-,003	,001	,056	-,005	6,28E-005
4	Mujer	Hombre	,001	,003	,793	-,004	,006
5	Mujer	Hombre	-,001	,002	,640	-,005	,003
6	Mujer	Hombre	-,002	,002	,357	-,006	,002
7	Mujer	Hombre	,001	,001	,586	-,002	,004
8	Mujer	Hombre	-,001	,002	,619	-,005	,003
9	Mujer	Hombre	-,003	,003	,368	-,008	,003

Basadas en las medias marginales estimadas.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.41. Comparaciones por niveles "LACsl_u" ROIs frente a lateralidad.

LACslfg_u	(I) Lat	(J) Lat	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
						Límite inferior	Límite superior
1	Izq	Dch	,002	,001	,086	,000	,005
2	Izq	Dch	,003	,002	,124	-,001	,006
3	Izq	Dch	-,002	,001	,108	-,005	,000
4	Izq	Dch	,003	,003	,292	-,002	,008
5	Izq	Dch	,003	,002	,102	-,001	,007
6	Izq	Dch	,006*	,002	,007	,002	,010
7	Izq	Dch	-,003*	,001	,045	-,006	-6,70E-005
8	Izq	Dch	,000	,002	,935	-,005	,004
9	Izq	Dch	,002	,003	,544	-,004	,008

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.42. Comparaciones por niveles "LACsl_f" ROIs frente a sexo.

LACslfg_f	(I) Sex	(J) Sex	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
						Límite inferior	Límite superior
1	Mujer	Hombre	,000	,000	,537	,000	,001
2	Mujer	Hombre	,001	,000	,123	,000	,001
3	Mujer	Hombre	,001	,000	,152	,000	,001
4	Mujer	Hombre	,000	,000	,813	-,001	,001
5	Mujer	Hombre	,000	,000	,688	-,001	,001
6	Mujer	Hombre	,000	,000	,226	-,001	,000
7	Mujer	Hombre	,001*	,000	,023	9,88E-005	,001
8	Mujer	Hombre	-7,82E-005	,000	,838	-,001	,001
9	Mujer	Hombre	-,001	,000	,125	-,001	,000

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.43. Comparaciones por niveles "LACsl_f" ROIs frente a lateralidad.

LACslfg_f	(I) Lat	(J) Lat	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
						Límite inferior	Límite superior
1	Izq	Dch	,000	,000	,211	-,001	,000
2	Izq	Dch	,001*	,000	,004	,000	,002
3	Izq	Dch	-,001	,000	,165	-,001	,000
4	Izq	Dch	,000	,000	,717	-,001	,001
5	Izq	Dch	,001	,000	,096	,000	,002
6	Izq	Dch	,000	,000	,154	,000	,001
7	Izq	Dch	5,51E-005	,000	,854	-,001	,001
8	Izq	Dch	,000	,000	,283	-,001	,000
9	Izq	Dch	2,79E-005	,000	,946	-,001	,001

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.44. Comparaciones por pares "LACsl_u" según ROI.

(I) LACslfg_u	(J) LACslfg_u	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	-,004*	,001	,003	-,008	-,001
	3	-,004*	,001	,000	-,007	-,002
	4	-,021*	,001	,000	-,026	-,016
	5	-,013*	,001	,000	-,016	-,009
	6	-,015*	,001	,000	-,019	-,011
	7	-,006*	,001	,000	-,009	-,003
	8	-,015*	,001	,000	-,019	-,011
	9	-,022*	,002	,000	-,027	-,017
2	3	,000	,001	1,000	-,004	,003
	4	-,017*	,002	,000	-,022	-,012
	5	-,009*	,001	,000	-,013	-,004
	6	-,011*	,001	,000	-,015	-,007
	7	-,002	,001	1,000	-,005	,002
	8	-,010*	,001	,000	-,015	-,006
3	4	-,017*	,002	,000	-,022	-,012
	5	-,008*	,001	,000	-,012	-,005
	6	-,011*	,001	,000	-,015	-,007
	7	-,002	,001	1,000	-,005	,002
	8	-,010*	,001	,000	-,014	-,006
4	5	,008*	,001	,000	,004	,013
	6	,006*	,001	,005	,001	,011
	7	,015*	,002	,000	,010	,020
	8	,006*	,002	,020	,001	,012
	9	-,001	,002	1,000	-,008	,006
5	6	-,002	,001	1,000	-,006	,001
	7	,007*	,001	,000	,003	,011
	8	-,002	,001	1,000	-,006	,003
	9	-,009*	,002	,000	-,014	-,004
6	7	,009*	,001	,000	,006	,013
	8	,001	,001	1,000	-,004	,005
	9	-,007*	,002	,005	-,012	-,001
7	8	-,009*	,001	,000	-,013	-,005
	9	-,016*	,002	,000	-,021	-,011
8	9	-,007*	,001	,000	-,011	-,004

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.45. Comparaciones por pares "LACsl_f" según ROI.

(I) LACslfg_f	(J) LACslfg_f	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	,000	,000	1,000	-,001	,000
	3	-,001*	,000	,000	-,002	-,001
	4	-,004*	,000	,000	-,004	-,003
	5	-,003*	,000	,000	-,004	-,002
	6	-,001*	,000	,000	-,002	-,001
	7	,000	,000	1,000	-,001	,000
	8	-,001*	,000	,007	-,001	,000
	9	-,001*	,000	,000	-,002	,000
2	3	-,001*	,000	,000	-,002	,000
	4	-,003*	,000	,000	-,004	-,003
	5	-,002*	,000	,000	-,003	-,002
	6	-,001*	,000	,000	-,002	,000
	7	4,32E-005	,000	1,000	-,001	,001
	8	-,001	,000	,818	-,001	,000
	9	-,001*	,000	,023	-,002	-6,23E-005
3	4	-,002*	,000	,000	-,003	-,001
	5	-,001*	,000	,002	-,002	,000
	6	,000	,000	1,000	-,001	,001
	7	,001*	,000	,000	,001	,002
	8	,001	,000	,527	,000	,001
4	5	,001*	,000	,000	,000	,002
	6	,002*	,000	,000	,002	,003
	7	,003*	,000	,000	,003	,004
	8	,003*	,000	,000	,002	,004
	9	,003*	,000	,000	,002	,003
5	6	,001*	,000	,000	,001	,002
	7	,002*	,000	,000	,002	,003
	8	,002*	,000	,000	,001	,003
	9	,002*	,000	,000	,001	,003
6	7	,001*	,000	,000	,001	,002
	8	,000	,000	,584	,000	,001
	9	,000	,000	1,000	-,001	,001
7	8	-,001*	,000	,013	-,001	-6,13E-005
	9	-,001*	,000	,000	-,002	,000
8	9	,000	,000	,851	-,001	,000

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla II.46. Prueba M de Box para las variables fractales.

<i>M de Box</i>		157,254
	<i>Aprox.</i>	1,934
<i>F</i>	<i>gl1</i>	80
	<i>gl2</i>	963625,293
	<i>Sig.</i>	,000

Contrasta la hipótesis nula de que las matrices de covarianzas poblacionales son iguales.

Tabla II.47. Matrices intra-grupo combinadas de las variables fractales.

		Dmsl_u	Dmbx_u	DmbxB_u	DmbxS_u
<i>Correlación</i>	<i>Dmsl</i>	1,000	,383	,508	,384
	<i>Dmbx</i>	,383	1,000	,924	,887
	<i>DmbxB</i>	,508	,924	1,000	,751
	<i>DmbxS</i>	,384	,887	,751	1,000

Tabla II.48. Lambda de Wilks para significación de las funciones discriminantes de las variables fractales.

Contraste de las funciones	Lambda de Wilks	Chi-cuadrado	gl	Sig.
<i>1 a la 4</i>	,484	648,221	32	,000
<i>2 a la 4</i>	,842	153,555	21	,000
<i>3 a la 4</i>	,988	11,148	12	,516
<i>4</i>	,999	,799	5	,977

Tabla II.49. Funciones en los centroides de los grupos de las variables fractales.

ROI	Función			
	1	2	3	4
<i>ROI 01</i>	1,177	-,753	-,015	,034
<i>ROI 02</i>	1,452	,514	,023	,009
<i>ROI 03</i>	,650	,158	-,037	-,066
<i>ROI 04</i>	-1,079	,485	-,018	,033
<i>ROI 05</i>	-,592	,100	-,010	,003
<i>ROI 06</i>	-,711	-,355	,245	-,023
<i>ROI 07</i>	,170	,271	,078	,025
<i>ROI 08</i>	-,355	,066	-,128	-,014
<i>ROI 09</i>	-,712	-,486	-,138	-,002

Funciones discriminantes canónicas no tipificadas evaluadas en las medias de los grupos

Tabla II.50. Prueba M de Box para las variables de lagunaridad.

<i>M de Box</i>		170,021
	<i>Aprox.</i>	7,027
<i>F</i>	<i>gl1</i>	24
	<i>gl2</i>	2426579,660
	<i>Sig.</i>	,000

Contrasta la hipótesis nula de que las matrices de covarianzas poblacionales son iguales.

Tabla II.51. Matrices intra-grupo combinadas de las variables de lagunaridad.

		LACsl_u	LACbx_u
<i>Correlación</i>	<i>LACsl</i>	1,000	,539
	<i>LACbx</i>	,539	1,000

Tabla II.52. Lambda de Wilks para significación de las funciones discriminantes de las variables de lagunaridad.

Contraste de las funciones	Lambda de Wilks	Chi-cuadrado	gl	Sig.
<i>1 a la 2</i>	,518	588,184	16	,000
<i>2</i>	,863	131,460	7	,000

Tabla II.53. Funciones en los centroides de los grupos de las variables de lagunaridad.

ROI	Función	
	1	2
<i>ROI 01</i>	-1,045	-,471
<i>ROI 02</i>	-1,137	,800
<i>ROI 03</i>	-,739	-,049
<i>ROI 04</i>	,867	,474
<i>ROI 05</i>	,324	-,154
<i>ROI 06</i>	,667	-,422
<i>ROI 07</i>	-,472	-,327
<i>ROI 08</i>	,374	,030
<i>ROI 09</i>	1,162	,118

Funciones discriminantes canónicas no tipificadas evaluadas en las medias de los grupos

ANEXO III

ESTADÍSTICA ANÁLISIS GLCM

Tabla III.1. Estadísticos descriptivos del Contraste GLCM.

Variables	Max	Min	Media	DT	CV (%)	ETM	I.C. 95%	
							Inf	Sup
CON0001_01	361,2	160,6	267,3	41,82	15,6	4,18	259,1	275,5
CON0001_02	371,5	122,6	238,5	67,14	28,2	6,71	225,3	251,6
CON0001_03	335,4	152,1	253,7	37,60	14,8	3,76	246,3	261,0
CON0001_04	297,2	119,8	182,4	35,02	19,2	3,50	175,6	189,3
CON0001_05	263,0	125,3	186,7	31,99	17,1	3,20	180,4	193,0
CON0001_06	362,3	123,3	204,9	48,66	23,8	4,87	195,3	214,4
CON0001_07	303,6	129,4	195,2	35,37	18,1	3,54	188,3	202,2
CON0001_08	353,4	136,4	218,8	41,09	18,8	4,11	210,8	226,9
CON0001_09	392,1	140,7	238,8	47,15	19,7	4,72	229,6	248,0
CON0005_01	1626,8	772,7	1155,9	205,56	17,8	20,56	1115,6	1196,2
CON0005_02	1756,2	565,3	1086,0	315,83	29,1	31,58	1024,1	1147,9
CON0005_03	1567,1	624,0	1100,6	194,97	17,7	19,50	1062,4	1138,8
CON0005_04	1399,6	497,6	872,5	185,33	21,2	18,53	836,2	908,8
CON0005_05	1277,7	508,5	857,4	169,19	19,7	16,92	824,3	890,6
CON0005_06	1737,2	512,2	919,9	237,81	25,9	23,78	873,3	966,6
CON0005_07	1305,0	477,6	813,2	175,92	21,6	17,59	778,7	847,6
CON0005_08	1687,1	565,3	965,5	209,67	21,7	20,97	924,4	1006,6
CON0005_09	1757,7	580,8	1057,8	226,37	21,4	22,64	1013,5	1102,2
CON0010_01	3158,6	1376,8	2168,4	423,70	19,5	42,37	2085,4	2251,4
CON0010_02	3366,1	1048,5	2021,9	602,06	29,8	60,21	1903,9	2139,9
CON0010_03	2861,6	1045,0	1985,6	392,37	19,8	39,24	1908,7	2062,5
CON0010_04	2344,4	759,0	1463,6	331,36	22,6	33,14	1398,7	1528,6
CON0010_05	2212,0	818,6	1433,7	315,26	22,0	31,53	1371,9	1495,4
CON0010_06	3078,3	825,1	1551,9	423,60	27,3	42,36	1468,9	1635,0
CON0010_07	2307,3	740,1	1370,4	319,39	23,3	31,94	1307,8	1433,0
CON0010_08	2947,7	925,0	1634,5	384,78	23,5	38,48	1559,0	1709,9
CON0010_09	3158,4	932,1	1836,4	441,21	24,0	44,12	1750,0	1922,9

Continúa

Variables	Max	Min	Media	DT	CV (%)	ETM	I.C. 95%	
							Inf	Sup
CON9001_01	265,4	134,5	201,9	28,38	14,1	2,84	196,3	207,4
CON9001_02	351,8	175,5	268,8	32,92	12,2	3,29	262,3	275,2
CON9001_03	361,6	162,7	273,9	40,18	14,7	4,02	266,1	281,8
CON9001_04	316,7	136,6	200,1	29,24	14,6	2,92	194,3	205,8
CON9001_05	258,9	100,6	171,0	25,86	15,1	2,59	165,9	176,1
CON9001_06	351,8	107,4	168,5	33,64	20,0	3,36	161,9	175,1
CON9001_07	224,4	109,0	152,2	26,81	17,6	2,68	146,9	157,5
CON9001_08	248,3	105,8	166,0	27,22	16,4	2,72	160,7	171,3
CON9001_09	243,2	99,8	165,3	25,07	15,2	2,51	160,4	170,2
CON9005_01	1374,7	600,5	990,1	153,98	15,6	15,40	959,9	1020,3
CON9005_02	1654,5	784,5	1243,3	170,51	13,7	17,05	1209,9	1276,7
CON9005_03	1766,5	755,6	1306,5	202,38	15,5	20,24	1266,8	1346,1
CON9005_04	1424,2	511,0	893,2	150,28	16,8	15,03	863,8	922,7
CON9005_05	1231,6	392,8	781,2	136,70	17,5	13,67	754,5	808,0
CON9005_06	1339,8	468,0	772,3	155,74	20,2	15,57	741,8	802,9
CON9005_07	1167,6	420,3	684,8	153,48	22,4	15,35	654,7	714,9
CON9005_08	1192,3	403,0	764,6	153,02	20,0	15,30	734,6	794,6
CON9005_09	1148,1	411,6	761,2	135,62	17,8	13,56	734,6	787,8
CON9010_01	2645,8	1013,7	1883,5	328,14	17,4	32,81	1819,2	1947,8
CON9010_02	3202,9	1383,6	2323,7	352,58	15,2	35,26	2254,6	2392,8
CON9010_03	3298,2	1282,4	2326,7	407,79	17,5	40,78	2246,8	2406,7
CON9010_04	2492,4	792,2	1507,7	286,22	19,0	28,62	1451,6	1563,8
CON9010_05	2225,1	623,5	1336,2	251,80	18,8	25,18	1286,9	1385,6
CON9010_06	2213,8	745,5	1335,2	280,24	21,0	28,02	1280,3	1390,2
CON9010_07	2110,1	670,6	1179,3	282,68	24,0	28,27	1123,9	1234,7
CON9010_08	2172,2	681,3	1311,1	282,13	21,5	28,21	1255,8	1366,4
CON9010_09	2127,9	745,4	1338,8	257,92	19,3	25,79	1288,2	1389,3

Los códigos numéricos que siguen a la abreviatura se refieren a la orientación (dos primera cifras), la distancia (dos cifras siguientes) y el área de análisis (guión bajo y dos cifras).

Tabla III.2. Estadísticos descriptivos de la Homogeneidad GLCM.

Variables	Max	Min	Media	DT	CV (%)	ETM	I.C. 95%	
							Inf	Sup
IDM0001_01	0,245	0,099	0,133	0,0174	13,0	0,0017	0,130	0,137
IDM0001_02	0,179	0,127	0,149	0,0114	7,6	0,0011	0,147	0,152
IDM0001_03	0,153	0,104	0,126	0,0101	8,0	0,0010	0,124	0,128
IDM0001_04	0,168	0,117	0,142	0,0121	8,5	0,0012	0,139	0,144
IDM0001_05	0,159	0,118	0,138	0,0104	7,5	0,0010	0,136	0,140
IDM0001_06	0,160	0,117	0,138	0,0092	6,6	0,0009	0,137	0,140
IDM0001_07	0,162	0,110	0,132	0,0105	8,0	0,0011	0,130	0,134
IDM0001_08	0,164	0,118	0,138	0,0098	7,1	0,0010	0,136	0,140
IDM0001_09	0,171	0,126	0,147	0,0097	6,6	0,0010	0,145	0,149
IDM0005_01	0,121	0,056	0,084	0,0120	14,4	0,0012	0,081	0,086
IDM0005_02	0,106	0,064	0,085	0,0097	11,3	0,0010	0,083	0,087
IDM0005_03	0,094	0,052	0,072	0,0092	12,7	0,0009	0,070	0,074
IDM0005_04	0,090	0,052	0,070	0,0094	13,4	0,0009	0,068	0,072
IDM0005_05	0,092	0,053	0,072	0,0089	12,3	0,0009	0,070	0,074
IDM0005_06	0,093	0,056	0,073	0,0078	10,7	0,0008	0,071	0,074
IDM0005_07	0,094	0,052	0,075	0,0092	12,2	0,0009	0,073	0,077
IDM0005_08	0,093	0,058	0,074	0,0090	12,1	0,0009	0,072	0,076
IDM0005_09	0,103	0,059	0,079	0,0088	11,2	0,0009	0,077	0,080
IDM0010_01	0,097	0,050	0,074	0,0096	12,9	0,0010	0,073	0,076
IDM0010_02	0,094	0,059	0,075	0,0082	10,9	0,0008	0,073	0,077
IDM0010_03	0,082	0,049	0,063	0,0074	11,6	0,0007	0,062	0,065
IDM0010_04	0,081	0,042	0,061	0,0091	15,0	0,0009	0,059	0,063
IDM0010_05	0,088	0,044	0,065	0,0087	13,3	0,0009	0,064	0,067
IDM0010_06	0,087	0,052	0,066	0,0072	10,8	0,0007	0,065	0,068
IDM0010_07	0,090	0,045	0,070	0,0085	12,2	0,0009	0,068	0,072
IDM0010_08	0,088	0,049	0,069	0,0084	12,2	0,0008	0,067	0,070
IDM0010_09	0,089	0,049	0,068	0,0084	12,4	0,0008	0,066	0,070

Continúa

Variables	Max	Min	Media	DT	CV (%)	ETM	I.C. 95%	
							Inf	Sup
<i>IDM9001_01</i>	0,320	0,140	0,168	0,0193	11,5	0,0019	0,164	0,172
<i>IDM9001_02</i>	0,180	0,128	0,154	0,0114	7,4	0,0011	0,151	0,156
<i>IDM9001_03</i>	0,169	0,118	0,145	0,0116	8,0	0,0012	0,143	0,148
<i>IDM9001_04</i>	0,156	0,112	0,135	0,0094	7,0	0,0009	0,133	0,137
<i>IDM9001_05</i>	0,174	0,124	0,146	0,0102	7,0	0,0010	0,144	0,148
<i>IDM9001_06</i>	0,172	0,134	0,153	0,0076	5,0	0,0008	0,152	0,155
<i>IDM9001_07</i>	0,178	0,129	0,154	0,0097	6,3	0,0010	0,152	0,156
<i>IDM9001_08</i>	0,182	0,137	0,154	0,0098	6,3	0,0010	0,152	0,156
<i>IDM9001_09</i>	0,191	0,145	0,165	0,0117	7,1	0,0012	0,163	0,167
<i>IDM9005_01</i>	0,128	0,060	0,086	0,0113	13,1	0,0011	0,084	0,089
<i>IDM9005_02</i>	0,110	0,068	0,087	0,0092	10,6	0,0009	0,085	0,088
<i>IDM9005_03</i>	0,096	0,051	0,072	0,0091	12,7	0,0009	0,070	0,074
<i>IDM9005_04</i>	0,095	0,051	0,071	0,0090	12,8	0,0009	0,069	0,072
<i>IDM9005_05</i>	0,098	0,058	0,076	0,0094	12,3	0,0009	0,075	0,078
<i>IDM9005_06</i>	0,099	0,063	0,079	0,0078	9,9	0,0008	0,078	0,081
<i>IDM9005_07</i>	0,100	0,056	0,080	0,0094	11,8	0,0009	0,078	0,082
<i>IDM9005_08</i>	0,104	0,064	0,080	0,0096	12,0	0,0010	0,078	0,082
<i>IDM9005_09</i>	0,115	0,067	0,088	0,0104	11,9	0,0010	0,086	0,090
<i>IDM9010_01</i>	0,113	0,056	0,076	0,0094	12,3	0,0009	0,074	0,078
<i>IDM9010_02</i>	0,099	0,059	0,076	0,0080	10,5	0,0008	0,075	0,078
<i>IDM9010_03</i>	0,085	0,047	0,065	0,0078	12,0	0,0008	0,064	0,067
<i>IDM9010_04</i>	0,082	0,046	0,063	0,0084	13,3	0,0008	0,061	0,064
<i>IDM9010_05</i>	0,090	0,049	0,068	0,0085	12,4	0,0008	0,066	0,070
<i>IDM9010_06</i>	0,091	0,053	0,071	0,0070	9,9	0,0007	0,069	0,072
<i>IDM9010_07</i>	0,094	0,051	0,073	0,0084	11,6	0,0008	0,071	0,074
<i>IDM9010_08</i>	0,096	0,056	0,074	0,0093	12,5	0,0009	0,072	0,076
<i>IDM9010_09</i>	0,102	0,061	0,080	0,0094	11,8	0,0009	0,078	0,082

Los códigos numéricos que siguen a la abreviatura se refieren a la orientación (dos primera cifras), la distancia (dos cifras siguientes) y el área de análisis (guión bajo y dos cifras).

Tabla III.3. Estadísticos descriptivos de la Uniformidad GLCM.

Variables	Max	Min	Media	DT	CV (%)	ETM	I.C. 95%	
							Inf	Sup
ASM0001_01	1,6E-03	3,6E-04	6,7E-04	1,9E-04	28,0	1,9E-05	6,3E-04	7,1E-04
ASM0001_02	1,2E-03	3,8E-04	6,5E-04	1,6E-04	24,1	1,6E-05	6,1E-04	6,8E-04
ASM0001_03	9,0E-04	3,5E-04	5,4E-04	1,1E-04	21,2	1,1E-05	5,1E-04	5,6E-04
ASM0001_04	1,0E-03	4,1E-04	6,6E-04	1,4E-04	21,5	1,4E-05	6,3E-04	6,9E-04
ASM0001_05	1,1E-03	4,1E-04	7,1E-04	1,5E-04	21,4	1,5E-05	6,8E-04	7,4E-04
ASM0001_06	1,0E-03	3,4E-04	6,8E-04	1,3E-04	19,7	1,3E-05	6,5E-04	7,0E-04
ASM0001_07	1,2E-03	3,9E-04	7,4E-04	1,5E-04	19,9	1,5E-05	7,1E-04	7,6E-04
ASM0001_08	1,2E-03	4,7E-04	7,6E-04	1,5E-04	19,9	1,5E-05	7,3E-04	7,9E-04
ASM0001_09	1,2E-03	4,9E-04	7,5E-04	1,6E-04	20,8	1,6E-05	7,2E-04	7,8E-04
ASM0005_01	1,0E-03	2,7E-04	4,8E-04	1,3E-04	26,2	1,3E-05	4,6E-04	5,1E-04
ASM0005_02	7,9E-04	2,5E-04	4,2E-04	1,1E-04	25,2	1,1E-05	4,0E-04	4,4E-04
ASM0005_03	6,8E-04	2,1E-04	3,7E-04	8,8E-05	24,1	8,8E-06	3,5E-04	3,8E-04
ASM0005_04	6,5E-04	2,4E-04	4,0E-04	9,6E-05	24,2	9,6E-06	3,8E-04	4,2E-04
ASM0005_05	7,9E-04	2,5E-04	4,5E-04	1,1E-04	24,9	1,1E-05	4,2E-04	4,7E-04
ASM0005_06	6,6E-04	2,1E-04	4,3E-04	9,5E-05	22,1	9,5E-06	4,1E-04	4,5E-04
ASM0005_07	8,6E-04	2,4E-04	5,0E-04	1,1E-04	22,0	1,1E-05	4,8E-04	5,2E-04
ASM0005_08	8,5E-04	3,0E-04	5,0E-04	1,1E-04	22,9	1,1E-05	4,7E-04	5,2E-04
ASM0005_09	8,2E-04	3,0E-04	4,8E-04	1,1E-04	23,0	1,1E-05	4,6E-04	5,0E-04
ASM0010_01	1,1E-03	3,2E-04	5,2E-04	1,3E-04	24,6	1,3E-05	4,9E-04	5,4E-04
ASM0010_02	8,1E-04	2,8E-04	4,5E-04	1,0E-04	22,7	1,0E-05	4,3E-04	4,7E-04
ASM0010_03	7,4E-04	2,5E-04	4,0E-04	9,4E-05	23,5	9,4E-06	3,8E-04	4,2E-04
ASM0010_04	6,7E-04	2,6E-04	4,2E-04	9,1E-05	21,7	9,1E-06	4,0E-04	4,4E-04
ASM0010_05	8,4E-04	2,8E-04	4,8E-04	1,1E-04	23,1	1,1E-05	4,6E-04	5,0E-04
ASM0010_06	7,3E-04	2,6E-04	4,6E-04	9,8E-05	21,1	9,8E-06	4,4E-04	4,8E-04
ASM0010_07	9,0E-04	2,9E-04	5,4E-04	1,1E-04	19,6	1,1E-05	5,2E-04	5,6E-04
ASM0010_08	9,0E-04	3,4E-04	5,4E-04	1,1E-04	20,7	1,1E-05	5,2E-04	5,6E-04
ASM0010_09	8,3E-04	3,3E-04	5,2E-04	1,1E-04	21,3	1,1E-05	5,0E-04	5,4E-04

Continúa

Variables	Max	Min	Media	DT	CV (%)	ETM	I.C. 95%	
							Inf	Sup
ASM9001_01	2,2E-03	5,3E-04	8,4E-04	2,3E-04	27,4	2,3E-05	7,9E-04	8,8E-04
ASM9001_02	1,2E-03	4,1E-04	6,6E-04	1,6E-04	23,7	1,6E-05	6,3E-04	6,9E-04
ASM9001_03	1,0E-03	3,7E-04	6,2E-04	1,3E-04	21,2	1,3E-05	5,9E-04	6,4E-04
ASM9001_04	9,5E-04	4,2E-04	6,3E-04	1,3E-04	21,0	1,3E-05	6,1E-04	6,6E-04
ASM9001_05	1,2E-03	4,5E-04	7,5E-04	1,6E-04	21,1	1,6E-05	7,2E-04	7,8E-04
ASM9001_06	1,1E-03	3,8E-04	7,4E-04	1,4E-04	18,8	1,4E-05	7,1E-04	7,7E-04
ASM9001_07	1,3E-03	4,9E-04	8,4E-04	1,5E-04	18,3	1,5E-05	8,1E-04	8,7E-04
ASM9001_08	1,2E-03	5,3E-04	8,3E-04	1,5E-04	18,5	1,5E-05	8,0E-04	8,6E-04
ASM9001_09	1,3E-03	5,2E-04	8,1E-04	1,6E-04	19,4	1,6E-05	7,8E-04	8,5E-04
ASM9005_01	1,0E-03	2,8E-04	4,9E-04	1,3E-04	25,6	1,3E-05	4,7E-04	5,2E-04
ASM9005_02	7,9E-04	2,4E-04	4,2E-04	1,1E-04	25,7	1,1E-05	3,9E-04	4,4E-04
ASM9005_03	6,7E-04	2,1E-04	3,6E-04	8,5E-05	23,4	8,5E-06	3,5E-04	3,8E-04
ASM9005_04	6,6E-04	2,4E-04	3,9E-04	9,6E-05	24,3	9,6E-06	3,8E-04	4,1E-04
ASM9005_05	8,1E-04	2,6E-04	4,6E-04	1,1E-04	24,9	1,1E-05	4,4E-04	4,8E-04
ASM9005_06	7,1E-04	2,2E-04	4,5E-04	9,7E-05	21,5	9,7E-06	4,3E-04	4,7E-04
ASM9005_07	9,0E-04	2,6E-04	5,2E-04	1,1E-04	22,1	1,1E-05	5,0E-04	5,4E-04
ASM9005_08	8,4E-04	3,1E-04	5,0E-04	1,1E-04	22,2	1,1E-05	4,8E-04	5,3E-04
ASM9005_09	8,1E-04	3,0E-04	4,9E-04	1,1E-04	22,5	1,1E-05	4,7E-04	5,1E-04
ASM9010_01	1,1E-03	2,9E-04	5,2E-04	1,3E-04	24,0	1,3E-05	5,0E-04	5,5E-04
ASM9010_02	8,2E-04	2,6E-04	4,3E-04	1,1E-04	24,8	1,1E-05	4,1E-04	4,6E-04
ASM9010_03	7,2E-04	2,5E-04	4,0E-04	8,8E-05	22,1	8,8E-06	3,8E-04	4,2E-04
ASM9010_04	6,8E-04	2,5E-04	4,1E-04	9,5E-05	23,2	9,5E-06	3,9E-04	4,3E-04
ASM9010_05	8,4E-04	2,9E-04	4,8E-04	1,2E-04	24,1	1,2E-05	4,6E-04	5,0E-04
ASM9010_06	7,3E-04	2,4E-04	4,8E-04	9,7E-05	20,3	9,7E-06	4,6E-04	5,0E-04
ASM9010_07	9,4E-04	2,9E-04	5,5E-04	1,2E-04	21,0	1,2E-05	5,3E-04	5,8E-04
ASM9010_08	8,6E-04	3,4E-04	5,4E-04	1,1E-04	20,7	1,1E-05	5,2E-04	5,6E-04
ASM9010_09	8,3E-04	3,1E-04	5,2E-04	1,1E-04	21,6	1,1E-05	5,0E-04	5,4E-04

Los códigos numéricos que siguen a la abreviatura se refieren a la orientación (dos primera cifras), la distancia (dos cifras siguientes) y el área de análisis (guión bajo y dos cifras).

Tabla III.4. Estadísticos descriptivos de la Entropía GLCM.

Variables	Max	Min	Media	DT	CV (%)	ETM	I.C. 95%	
							Inf	Sup
ENT0001_01	8,17	6,70	7,60	0,24	3,1	0,024	7,6	7,6
ENT0001_02	8,12	7,08	7,65	0,21	2,7	0,021	7,6	7,7
ENT0001_03	8,17	7,33	7,82	0,19	2,5	0,019	7,8	7,9
ENT0001_04	8,07	7,20	7,64	0,20	2,6	0,020	7,6	7,7
ENT0001_05	8,05	7,07	7,56	0,21	2,7	0,021	7,5	7,6
ENT0001_06	8,18	7,23	7,60	0,19	2,5	0,019	7,6	7,6
ENT0001_07	8,08	7,02	7,52	0,19	2,5	0,019	7,5	7,6
ENT0001_08	7,91	7,06	7,49	0,19	2,5	0,019	7,5	7,5
ENT0001_09	7,87	7,05	7,51	0,19	2,5	0,019	7,5	7,5
ENT0005_01	8,50	7,16	7,92	0,24	3,0	0,024	7,9	8,0
ENT0005_02	8,51	7,45	8,05	0,22	2,7	0,022	8,0	8,1
ENT0005_03	8,66	7,60	8,19	0,22	2,7	0,022	8,1	8,2
ENT0005_04	8,58	7,65	8,14	0,22	2,7	0,022	8,1	8,2
ENT0005_05	8,55	7,41	8,02	0,23	2,9	0,023	8,0	8,1
ENT0005_06	8,67	7,60	8,04	0,21	2,6	0,021	8,0	8,1
ENT0005_07	8,56	7,35	7,88	0,21	2,7	0,021	7,8	7,9
ENT0005_08	8,37	7,37	7,90	0,22	2,8	0,022	7,9	7,9
ENT0005_09	8,37	7,40	7,93	0,21	2,7	0,021	7,9	8,0
ENT0010_01	8,44	7,13	7,90	0,23	3,0	0,023	7,9	7,9
ENT0010_02	8,51	7,43	8,04	0,22	2,7	0,022	8,0	8,1
ENT0010_03	8,59	7,57	8,16	0,22	2,7	0,022	8,1	8,2
ENT0010_04	8,58	7,62	8,14	0,22	2,7	0,022	8,1	8,2
ENT0010_05	8,55	7,40	7,99	0,24	3,0	0,024	7,9	8,0
ENT0010_06	8,61	7,55	8,01	0,21	2,6	0,021	8,0	8,1
ENT0010_07	8,51	7,32	7,84	0,20	2,6	0,020	7,8	7,9
ENT0010_08	8,31	7,33	7,86	0,21	2,7	0,021	7,8	7,9
ENT0010_09	8,35	7,39	7,90	0,22	2,7	0,022	7,9	7,9

Continúa

Variables	Max	Min	Media	DT	CV (%)	ETM	I.C. 95%	
							Inf	Sup
ENT9001_01	7,81	6,42	7,39	0,22	3,0	0,022	7,3	7,4
ENT9001_02	8,04	7,06	7,62	0,20	2,7	0,020	7,6	7,7
ENT9001_03	8,13	7,21	7,69	0,20	2,6	0,020	7,7	7,7
ENT9001_04	8,05	7,27	7,68	0,19	2,5	0,019	7,6	7,7
ENT9001_05	7,96	7,02	7,51	0,20	2,6	0,020	7,5	7,6
ENT9001_06	8,07	7,13	7,51	0,18	2,3	0,018	7,5	7,5
ENT9001_07	7,87	6,95	7,38	0,17	2,3	0,017	7,3	7,4
ENT9001_08	7,82	7,01	7,40	0,18	2,4	0,018	7,4	7,4
ENT9001_09	7,82	6,98	7,41	0,18	2,4	0,018	7,4	7,4
ENT9005_01	8,42	7,14	7,90	0,23	3,0	0,023	7,9	7,9
ENT9005_02	8,54	7,48	8,06	0,22	2,7	0,022	8,0	8,1
ENT9005_03	8,68	7,62	8,20	0,21	2,6	0,021	8,2	8,2
ENT9005_04	8,56	7,64	8,14	0,22	2,7	0,022	8,1	8,2
ENT9005_05	8,52	7,40	7,99	0,23	2,9	0,023	7,9	8,0
ENT9005_06	8,63	7,56	8,00	0,20	2,5	0,020	8,0	8,0
ENT9005_07	8,48	7,30	7,85	0,21	2,7	0,021	7,8	7,9
ENT9005_08	8,33	7,37	7,88	0,21	2,7	0,021	7,8	7,9
ENT9005_09	8,36	7,40	7,90	0,21	2,6	0,021	7,9	7,9
ENT9010_01	8,43	7,13	7,88	0,23	2,9	0,023	7,8	7,9
ENT9010_02	8,51	7,45	8,06	0,22	2,8	0,022	8,0	8,1
ENT9010_03	8,61	7,57	8,16	0,21	2,6	0,021	8,1	8,2
ENT9010_04	8,53	7,62	8,13	0,22	2,7	0,022	8,1	8,2
ENT9010_05	8,50	7,38	7,98	0,23	2,9	0,023	7,9	8,0
ENT9010_06	8,60	7,55	7,97	0,20	2,5	0,020	7,9	8,0
ENT9010_07	8,47	7,27	7,82	0,21	2,7	0,021	7,8	7,9
ENT9010_08	8,31	7,35	7,85	0,21	2,7	0,021	7,8	7,9
ENT9010_09	8,37	7,40	7,88	0,21	2,6	0,021	7,8	7,9

Los códigos numéricos que siguen a la abreviatura se refieren a la orientación (dos primera cifras), la distancia (dos cifras siguientes) y el área de análisis (guión bajo y dos cifras).

Tabla III.5. Estadísticos descriptivos de la Correlación GLCM.

Variables	Max	Min	Media	DT	CV (%)	ETM	I.C. 95%	
							Inf	Sup
COR0001_01	2,70E-03	1,10E-03	1,74E-03	3,07E-04	17,7	2,36E-02	-4,46E-02	4,81E-02
COR0001_02	3,10E-03	1,00E-03	1,66E-03	3,44E-04	20,8	2,10E-02	-3,95E-02	4,28E-02
COR0001_03	2,40E-03	9,22E-04	1,58E-03	3,16E-04	20,0	1,94E-02	-3,65E-02	3,97E-02
COR0001_04	3,60E-03	1,20E-03	2,09E-03	4,64E-04	22,2	1,99E-02	-3,69E-02	4,11E-02
COR0001_05	3,20E-03	1,30E-03	2,29E-03	4,34E-04	18,9	2,08E-02	-3,84E-02	4,30E-02
COR0001_06	3,20E-03	9,52E-04	2,11E-03	4,43E-04	21,0	1,87E-02	-3,45E-02	3,87E-02
COR0001_07	3,50E-03	1,40E-03	2,40E-03	4,24E-04	17,6	1,88E-02	-3,44E-02	3,92E-02
COR0001_08	3,10E-03	1,40E-03	2,20E-03	4,04E-04	18,4	1,89E-02	-3,49E-02	3,92E-02
COR0001_09	3,10E-03	1,30E-03	1,98E-03	3,89E-04	19,6	1,87E-02	-3,48E-02	3,87E-02
COR0005_01	6,22E-04	3,67E-05	3,27E-04	1,26E-04	38,6	2,39E-02	-4,66E-02	4,72E-02
COR0005_02	8,56E-04	5,71E-06	3,79E-04	2,41E-04	63,7	2,19E-02	-4,26E-02	4,34E-02
COR0005_03	8,01E-04	-1,36E-05	3,78E-04	1,40E-04	37,0	2,21E-02	-4,29E-02	4,37E-02
COR0005_04	9,45E-04	-2,41E-04	4,02E-04	2,15E-04	53,4	2,21E-02	-4,30E-02	4,38E-02
COR0005_05	9,43E-04	-2,32E-04	3,26E-04	2,19E-04	67,0	2,34E-02	-4,56E-02	4,62E-02
COR0005_06	9,34E-04	-1,87E-04	3,38E-04	2,62E-04	77,5	2,09E-02	-4,06E-02	4,13E-02
COR0005_07	9,34E-04	-2,39E-04	2,62E-04	2,58E-04	98,3	2,12E-02	-4,14E-02	4,19E-02
COR0005_08	6,81E-04	-4,09E-04	4,24E-05	2,19E-04	517,6	2,19E-02	-4,29E-02	4,30E-02
COR0005_09	8,48E-04	-3,83E-04	5,00E-05	2,14E-04	427,6	2,12E-02	-4,15E-02	4,16E-02
COR0010_01	3,26E-04	-2,06E-04	1,16E-04	9,02E-05	78,1	2,33E-02	-4,56E-02	4,58E-02
COR0010_02	4,69E-04	-1,27E-04	1,37E-04	1,81E-04	131,9	2,19E-02	-4,28E-02	4,31E-02
COR0010_03	4,64E-04	-8,76E-05	1,42E-04	1,11E-04	77,8	2,21E-02	-4,31E-02	4,34E-02
COR0010_04	5,90E-04	-3,93E-04	1,09E-04	1,72E-04	158,4	2,20E-02	-4,31E-02	4,33E-02
COR0010_05	5,95E-04	-3,47E-04	8,55E-05	1,61E-04	187,7	2,36E-02	-4,63E-02	4,64E-02
COR0010_06	5,70E-04	-3,05E-04	1,01E-04	1,92E-04	190,6	2,10E-02	-4,10E-02	4,12E-02
COR0010_07	5,09E-04	-2,79E-04	3,37E-05	1,87E-04	555,3	2,05E-02	-4,00E-02	4,01E-02
COR0010_08	2,94E-04	-3,71E-04	-1,22E-04	1,48E-04	-121,4	2,15E-02	-4,22E-02	4,19E-02
COR0010_09	4,77E-04	-4,74E-04	-1,44E-04	1,42E-04	-99,2	2,17E-02	-4,26E-02	4,23E-02

Continúa

Variables	Max	Min	Media	DT	CV (%)	ETM	I.C. 95%	
							Inf	Sup
<i>COR9001_01</i>	2,90E-03	1,20E-03	1,97E-03	3,25E-04	16,5	2,21E-02	-4,13E-02	4,52E-02
<i>COR9001_02</i>	2,80E-03	9,48E-04	1,58E-03	3,01E-04	19,1	2,03E-02	-3,82E-02	4,14E-02
<i>COR9001_03</i>	2,20E-03	8,94E-04	1,52E-03	2,84E-04	18,7	1,97E-02	-3,72E-02	4,02E-02
<i>COR9001_04</i>	3,40E-03	1,30E-03	2,00E-03	3,97E-04	19,8	1,89E-02	-3,51E-02	3,91E-02
<i>COR9001_05</i>	3,30E-03	1,30E-03	2,36E-03	4,34E-04	18,4	1,99E-02	-3,66E-02	4,13E-02
<i>COR9001_06</i>	3,30E-03	1,00E-03	2,26E-03	4,43E-04	19,6	1,75E-02	-3,21E-02	3,66E-02
<i>COR9001_07</i>	4,00E-03	1,40E-03	2,74E-03	5,06E-04	18,5	1,72E-02	-3,09E-02	3,64E-02
<i>COR9001_08</i>	3,60E-03	1,60E-03	2,54E-03	4,52E-04	17,8	1,77E-02	-3,21E-02	3,72E-02
<i>COR9001_09</i>	3,50E-03	1,50E-03	2,35E-03	4,54E-04	19,4	1,76E-02	-3,22E-02	3,69E-02
<i>COR9005_01</i>	8,25E-04	6,62E-05	4,56E-04	1,22E-04	26,7	2,33E-02	-4,53E-02	4,62E-02
<i>COR9005_02</i>	4,59E-04	1,02E-06	2,68E-04	9,69E-05	36,2	2,21E-02	-4,30E-02	4,35E-02
<i>COR9005_03</i>	6,48E-04	-8,14E-05	2,08E-04	1,40E-04	67,2	2,15E-02	-4,19E-02	4,23E-02
<i>COR9005_04</i>	7,07E-04	-4,88E-05	3,58E-04	1,68E-04	46,9	2,17E-02	-4,21E-02	4,28E-02
<i>COR9005_05</i>	1,30E-03	1,33E-05	4,47E-04	2,22E-04	49,7	2,31E-02	-4,48E-02	4,56E-02
<i>COR9005_06</i>	1,00E-03	1,66E-04	5,42E-04	1,92E-04	35,4	2,01E-02	-3,89E-02	4,00E-02
<i>COR9005_07</i>	1,10E-03	1,55E-04	5,81E-04	2,22E-04	38,2	2,12E-02	-4,10E-02	4,21E-02
<i>COR9005_08</i>	1,20E-03	-2,06E-05	4,54E-04	2,31E-04	50,9	2,13E-02	-4,12E-02	4,22E-02
<i>COR9005_09</i>	1,20E-03	-6,28E-06	5,40E-04	2,00E-04	37,1	2,08E-02	-4,03E-02	4,14E-02
<i>COR9010_01</i>	4,48E-04	-3,86E-06	2,02E-04	7,87E-05	38,9	2,30E-02	-4,49E-02	4,53E-02
<i>COR9010_02</i>	1,74E-04	-7,64E-05	4,46E-05	5,75E-05	128,8	2,22E-02	-4,35E-02	4,36E-02
<i>COR9010_03</i>	3,78E-04	-2,03E-04	1,88E-05	9,62E-05	512,9	2,12E-02	-4,16E-02	4,16E-02
<i>COR9010_04</i>	3,47E-04	-3,29E-04	7,10E-05	1,38E-04	194,1	2,19E-02	-4,28E-02	4,30E-02
<i>COR9010_05</i>	7,90E-04	-2,08E-04	1,50E-04	1,60E-04	106,7	2,33E-02	-4,56E-02	4,59E-02
<i>COR9010_06</i>	6,20E-04	-3,12E-05	2,32E-04	1,36E-04	58,8	2,02E-02	-3,94E-02	3,99E-02
<i>COR9010_07</i>	6,09E-04	-3,86E-05	2,44E-04	1,38E-04	56,5	2,10E-02	-4,09E-02	4,14E-02
<i>COR9010_08</i>	6,33E-04	-9,80E-05	1,75E-04	1,43E-04	81,7	2,10E-02	-4,11E-02	4,14E-02
<i>COR9010_09</i>	6,63E-04	-6,47E-05	2,27E-04	1,30E-04	57,4	2,09E-02	-4,06E-02	4,11E-02

Los códigos numéricos que siguen a la abreviatura se refieren a la orientación (dos primera cifras), la distancia (dos cifras siguientes) y el área de análisis (guión bajo y dos cifras).

Tabla III.6. Prueba ANOVA "Contraste GLCM" según ROI.

Fuente		Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación	Eta al cuadrado parcial
CON0001	Esfericidad asumida	742512,953	8	92814,119	68,777	,000	,410
	Greenhouse-Geisser	742512,953	2,613	284143,376	68,777	,000	,410
Error(CON0001)	Esfericidad asumida	1068798,431	792	1349,493			
	Greenhouse-Geisser	1068798,431	258,703	4131,370			
CON0005	Esfericidad asumida	12099188,183	8	1512398,523	48,154	,000	,327
	Greenhouse-Geisser	12099188,183	2,843	4255429,277	48,154	,000	,327
Error(CON0005)	Esfericidad asumida	24874616,696	792	31407,344			
	Greenhouse-Geisser	24874616,696	281,480	88370,711			
CON0010	Esfericidad asumida	68180972,093	8	8522621,512	74,863	,000	,431
	Greenhouse-Geisser	68180972,093	2,922	23337049,046	74,863	,000	,431
Error(CON0010)	Esfericidad asumida	90164159,070	792	113843,635			
	Greenhouse-Geisser	90164159,070	289,236	311732,076			
CON9001	Esfericidad asumida	1656142,208	8	207017,776	388,096	,000	,797
	Greenhouse-Geisser	1656142,208	4,794	345493,947	388,096	,000	,797
Error(CON9001)	Esfericidad asumida	422468,138	792	533,419			
	Greenhouse-Geisser	422468,138	474,561	890,229			
CON9005	Esfericidad asumida	40450942,814	8	5056367,852	365,027	,000	,787
	Greenhouse-Geisser	40450942,814	4,465	9059403,394	365,027	,000	,787
Error(CON9005)	Esfericidad asumida	10970817,033	792	13852,042			
	Greenhouse-Geisser	10970817,033	442,043	24818,454			
CON9010	Esfericidad asumida	160686385,642	8	20085798,205	380,236	,000	,793
	Greenhouse-Geisser	160686385,642	3,982	40351196,192	380,236	,000	,793
Error(CON9010)	Esfericidad asumida	41837022,389	792	52824,523			
	Greenhouse-Geisser	41837022,389	394,237	106121,384			

Tabla III.7. Comparaciones por pares "Contraste 0° 1 px" según ROI.

(I) CON0001	(J) CON0001	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	28,831	9,038	,069	-,904	58,566
	3	13,607*	3,862	,023	,903	26,311
	4	84,858*	4,705	,000	69,380	100,336
	5	80,594*	3,870	,000	67,861	93,326
	6	62,416*	3,953	,000	49,411	75,421
	7	72,062*	5,586	,000	53,684	90,439
	8	48,440*	4,451	,000	33,797	63,082
	9	28,482*	4,707	,000	12,996	43,969
	2	3	-15,224	7,545	1,000	-40,046
4		56,027*	6,976	,000	33,077	78,977
5		51,763*	7,663	,000	26,553	76,972
6		33,585*	9,913	,036	,972	66,198
7		43,231*	6,355	,000	22,324	64,137
8		19,609	8,042	,595	-6,848	46,066
9		-,348	8,508	1,000	-28,339	27,642
3		4	71,251*	4,064	,000	57,880
	5	66,987*	3,424	,000	55,723	78,250
	6	48,809*	4,652	,000	33,504	64,114
	7	58,455*	4,761	,000	42,790	74,119
	8	34,833*	4,175	,000	21,096	48,569
	9	14,876*	4,239	,024	,929	28,822
4	5	-4,264	2,247	1,000	-11,658	3,130
	6	-22,442*	4,558	,000	-37,436	-7,448
	7	-12,796*	3,624	,023	-24,719	-,874
	8	-36,418*	3,407	,000	-47,626	-25,210
	9	-56,375*	4,241	,000	-70,327	-42,424
5	6	-18,178*	3,484	,000	-29,641	-6,714
	7	-8,532	3,472	,567	-19,956	2,891
	8	-32,154*	2,635	,000	-40,824	-23,484
	9	-52,111*	3,275	,000	-62,887	-41,335
6	7	9,646	5,416	1,000	-8,171	27,463
	8	-13,976*	3,564	,006	-25,700	-2,252
	9	-33,933*	3,928	,000	-46,855	-21,011
7	8	-23,622*	3,437	,000	-34,931	-12,313
	9	-43,579*	4,255	,000	-57,579	-29,579
8	9	-19,957*	1,833	,000	-25,988	-13,926

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.8. Comparaciones por pares "Contraste 0° 5 px" según ROI.

(I) CON0005	(J) CON0005	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	69,909	42,144	1,000	-68,741	208,558
	3	55,313	19,493	,199	-8,817	119,444
	4	283,411*	23,204	,000	207,070	359,751
	5	298,458*	19,920	,000	232,924	363,992
	6	235,945*	20,344	,000	169,016	302,874
	7	342,731*	27,953	,000	250,768	434,694
	8	190,354*	22,593	,000	116,024	264,685
	9	98,063*	22,052	,001	25,512	170,614
2	3	-14,595	34,985	1,000	-129,694	100,503
	4	213,502*	33,435	,000	103,503	323,502
	5	228,549*	34,973	,000	113,489	343,609
	6	166,037*	46,003	,017	14,690	317,384
	7	272,823*	31,278	,000	169,919	375,726
	8	120,446	39,557	,107	-9,692	250,584
	9	28,154	40,992	1,000	-106,707	163,016
3	4	228,098*	20,830	,000	159,570	296,626
	5	243,144*	18,196	,000	183,281	303,008
	6	180,632*	23,172	,000	104,398	256,866
	7	287,418*	24,189	,000	207,839	366,997
	8	135,041*	22,498	,000	61,023	209,059
	9	42,750	21,191	1,000	-26,968	112,468
4	5	15,047	10,754	1,000	-20,332	50,425
	6	-47,466	21,658	1,000	-118,720	23,788
	7	59,320*	17,615	,039	1,369	117,271
	8	-93,056*	17,080	,000	-149,247	-36,866
	9	-185,348*	20,250	,000	-251,970	-118,726
5	6	-62,512*	17,016	,014	-118,493	-6,532
	7	44,274	16,151	,262	-8,862	97,409
	8	-108,103*	13,275	,000	-151,776	-64,430
	9	-200,395*	15,630	,000	-251,818	-148,971
6	7	106,786*	24,904	,002	24,854	188,718
	8	-45,591	16,144	,206	-98,702	7,521
	9	-137,882*	17,973	,000	-197,012	-78,752
7	8	-152,377*	17,171	,000	-208,866	-95,887
	9	-244,668*	20,825	,000	-313,181	-176,156
8	9	-92,291*	9,104	,000	-122,242	-62,341

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.9. Comparaciones por pares "Contraste 0° 10 px" según ROI.

(I) CON0010	(J) CON0010	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	146,476	80,028	1,000	-116,809	409,762
	3	182,838*	39,279	,000	53,615	312,061
	4	704,770*	44,949	,000	556,890	852,650
	5	734,742*	40,356	,000	601,974	867,509
	6	616,463*	38,924	,000	488,405	744,520
	7	798,046*	55,111	,000	616,734	979,358
	8	533,939*	43,312	,000	391,444	676,434
	9	331,971*	42,955	,000	190,654	473,289
	2	3	36,362	65,149	1,000	-177,975
4		558,293*	62,037	,000	354,195	762,392
5		588,265*	65,651	,000	372,279	804,251
6		469,986*	84,616	,000	191,606	748,366
7		651,570*	58,692	,000	458,479	844,660
8		387,463*	74,859	,000	141,183	633,742
9		185,495	79,168	,761	-74,960	445,950
3	4	521,932*	39,777	,000	391,067	652,796
	5	551,904*	36,314	,000	432,432	671,375
	6	433,624*	44,519	,000	287,162	580,087
	7	615,208*	47,407	,000	459,241	771,175
	8	351,101*	42,681	,000	210,684	491,517
	9	149,133*	41,042	,016	14,109	284,157
4	5	29,972	20,248	1,000	-36,643	96,587
	6	-88,307	39,100	,940	-216,945	40,330
	7	93,276	32,199	,167	-12,655	199,207
	8	-170,831*	32,168	,000	-276,660	-65,002
	9	-372,799*	40,355	,000	-505,565	-240,032
5	6	-118,279*	31,250	,009	-221,089	-15,469
	7	63,304	30,697	1,000	-37,687	164,296
	8	-200,803*	25,698	,000	-285,348	-116,258
	9	-402,770*	32,306	,000	-509,055	-296,486
6	7	181,583*	46,554	,006	28,425	334,742
	8	-82,524	29,093	,199	-178,237	13,190
	9	-284,491*	33,981	,000	-396,287	-172,696
7	8	-264,107*	32,847	,000	-372,171	-156,043
	9	-466,075*	41,969	,000	-604,150	-327,999
8	9	-201,968*	17,653	,000	-260,044	-143,891

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.10. Comparaciones por pares "Contraste 90° 1 px" según ROI.

(I) CON9001	(J) CON9001	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	-66,912*	3,072	,000	-77,018	-56,807
	3	-72,087*	4,088	,000	-85,537	-58,637
	4	1,793	4,046	1,000	-11,517	15,104
	5	30,866*	3,398	,000	19,689	42,044
	6	33,326*	4,087	,000	19,880	46,772
	7	49,654*	3,391	,000	38,498	60,811
	8	35,863*	3,619	,000	23,956	47,771
	9	36,564*	3,415	,000	25,330	47,798
	2	3	-5,174	3,423	1,000	-16,436
4		68,706*	3,996	,000	55,560	81,851
5		97,779*	3,300	,000	86,923	108,634
6		100,238*	3,752	,000	87,893	112,583
7		116,567*	3,857	,000	103,878	129,256
8		102,776*	3,873	,000	90,033	115,519
9		103,476*	3,563	,000	91,753	115,199
3	4	73,880*	4,223	,000	59,987	87,773
	5	102,953*	3,420	,000	91,702	114,203
	6	105,413*	3,794	,000	92,931	117,894
	7	121,741*	3,805	,000	109,223	134,258
	8	107,950*	3,574	,000	96,193	119,707
	9	108,650*	3,530	,000	97,038	120,263
4	5	29,073*	2,460	,000	20,981	37,165
	6	31,533*	3,496	,000	20,030	43,035
	7	47,861*	3,071	,000	37,757	57,965
	8	34,070*	3,333	,000	23,105	45,035
	9	34,770*	3,243	,000	24,101	45,440
5	6	2,460	2,557	1,000	-5,953	10,872
	7	18,788*	2,273	,000	11,309	26,267
	8	4,997	2,262	1,000	-2,443	12,437
	9	5,697	2,239	,450	-1,669	13,064
6	7	16,328*	2,928	,000	6,697	25,960
	8	2,538	2,314	1,000	-5,076	10,151
	9	3,238	2,369	1,000	-4,557	11,032
7	8	-13,791*	1,571	,000	-18,961	-8,621
	9	-13,091*	1,924	,000	-19,420	-6,762
8	9	,700	1,144	1,000	-3,063	4,463

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.11. Comparaciones por pares "Contraste 90° 5 px" según ROI.

(I) CON9005	(J) CON9005	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	-253,170*	15,544	,000	-304,310	-202,030
	3	-316,352*	20,161	,000	-382,679	-250,025
	4	96,891*	20,131	,000	30,663	163,119
	5	208,879*	18,028	,000	149,567	268,191
	6	217,779*	19,962	,000	152,107	283,452
	7	305,324*	18,785	,000	243,523	367,124
	8	225,551*	19,475	,000	161,480	289,621
	9	228,938*	18,034	,000	169,609	288,267
	2	3	-63,182*	17,435	,017	-120,542
4		350,061*	19,735	,000	285,134	414,988
5		462,049*	16,984	,000	406,174	517,923
6		470,949*	18,291	,000	410,775	531,123
7		558,494*	21,399	,000	488,093	628,895
8		478,720*	20,884	,000	410,013	547,427
9		482,108*	19,082	,000	419,330	544,886
3	4	413,243*	20,895	,000	344,501	481,985
	5	525,231*	17,148	,000	468,815	581,646
	6	534,131*	18,090	,000	474,617	593,645
	7	621,676*	20,362	,000	554,686	688,665
	8	541,903*	18,194	,000	482,047	601,758
	9	545,290*	18,010	,000	486,038	604,542
4	5	111,988*	12,151	,000	72,011	151,964
	6	120,888*	15,568	,000	69,671	172,106
	7	208,433*	16,171	,000	155,231	261,634
	8	128,660*	17,563	,000	70,879	186,441
	9	132,047*	16,492	,000	77,790	186,305
5	6	8,900	10,380	1,000	-25,247	43,048
	7	96,445*	12,736	,000	54,544	138,346
	8	16,672	12,077	1,000	-23,059	56,403
	9	20,060	11,554	1,000	-17,951	58,070
6	7	87,545*	13,846	,000	41,993	133,096
	8	7,771	10,212	1,000	-25,826	41,369
	9	11,159	10,289	1,000	-22,693	45,011
7	8	-79,773*	9,624	,000	-111,437	-48,109
	9	-76,385*	11,176	,000	-113,154	-39,617
8	9	3,388	6,016	1,000	-16,403	23,179

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.12. Comparaciones por pares "Contraste 90° 10 px" según ROI.

(I) CON9010	(J) CON9010	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	-440,237*	31,137	,000	-542,675	-337,798
	3	-443,264*	38,300	,000	-569,269	-317,260
	4	375,728*	39,480	,000	245,842	505,613
	5	547,243*	36,593	,000	426,854	667,631
	6	548,242*	38,755	,000	420,743	675,742
	7	704,130*	38,085	,000	578,835	829,425
	8	572,393*	39,052	,000	443,915	700,870
	9	544,700*	37,039	,000	422,843	666,557
	2	3	-3,028	32,947	1,000	-111,421
4		815,964*	38,842	,000	688,176	943,753
5		987,479*	34,227	,000	874,876	1100,083
6		988,479*	36,032	,000	869,937	1107,021
7		1144,367*	42,878	,000	1003,300	1285,433
8		1012,629*	41,501	,000	876,096	1149,163
9		984,937*	38,612	,000	857,905	1111,968
3	4	818,992*	41,124	,000	683,696	954,289
	5	990,507*	34,013	,000	878,607	1102,407
	6	991,507*	35,325	,000	875,291	1107,722
	7	1147,395*	41,207	,000	1011,828	1282,961
	8	1015,657*	37,031	,000	893,829	1137,485
	9	987,964*	36,999	,000	866,239	1109,690
4	5	171,515*	21,554	,000	100,605	242,425
	6	172,514*	27,416	,000	82,316	262,712
	7	328,402*	31,014	,000	226,370	430,435
	8	196,665*	32,824	,000	88,677	304,652
	9	168,972*	31,347	,000	65,844	272,101
5	6	1,000	16,618	1,000	-53,673	55,672
	7	156,887*	23,724	,000	78,838	234,937
	8	25,150	21,720	1,000	-46,307	96,606
	9	-2,543	21,721	1,000	-74,003	68,917
6	7	155,888*	24,949	,000	73,807	237,969
	8	24,150	18,199	1,000	-35,723	84,024
	9	-3,542	18,868	1,000	-65,618	58,533
7	8	-131,738*	17,656	,000	-189,824	-73,652
	9	-159,430*	20,895	,000	-228,173	-90,688
8	9	-27,693	11,029	,492	-63,977	8,592

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.13. Prueba ANOVA "Homogeneidad GLCM" según ROI.

Fuente		Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación	Eta al cuadrado parcial
IDM0001	Esfericidad asumida	,043	8	,005	58,625	,000	,372
	Greenhouse-Geisser	,043	3,056	,014	58,625	,000	,372
Error(IDM0001)	Esfericidad asumida	,072	792	9,08E-005			
	Greenhouse-Geisser	,072	302,555	,000			
IDM0005	Esfericidad asumida	,022	8	,003	56,783	,000	,365
	Greenhouse-Geisser	,022	3,173	,007	56,783	,000	,365
Error(IDM0005)	Esfericidad asumida	,039	792	4,93E-005			
	Greenhouse-Geisser	,039	314,087	,000			
IDM0010	Esfericidad asumida	,018	8	,002	55,141	,000	,358
	Greenhouse-Geisser	,018	3,541	,005	55,141	,000	,358
Error(IDM0010)	Esfericidad asumida	,032	792	4,03E-005			
	Greenhouse-Geisser	,032	350,528	9,10E-005			
IDM9001	Esfericidad asumida	,081	8	,010	98,693	,000	,499
	Greenhouse-Geisser	,081	3,315	,024	98,693	,000	,499
Error(IDM9001)	Esfericidad asumida	,081	792	,000			
	Greenhouse-Geisser	,081	328,218	,000			
IDM9005	Esfericidad asumida	,031	8	,004	76,367	,000	,435
	Greenhouse-Geisser	,031	3,772	,008	76,367	,000	,435
Error(IDM9005)	Esfericidad asumida	,040	792	5,09E-005			
	Greenhouse-Geisser	,040	373,385	,000			
IDM9010	Esfericidad asumida	,025	8	,003	82,344	,000	,454
	Greenhouse-Geisser	,025	3,689	,007	82,344	,000	,454
Error(IDM9010)	Esfericidad asumida	,030	792	3,85E-005			
	Greenhouse-Geisser	,030	365,200	8,35E-005			

Tabla III.14. Comparaciones por pares "Homogeneidad 0° 1 px" según ROI.

(I) IDM0001	(J) IDM0001	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	-,016*	,001	,000	-,020	-,012
	3	,008*	,002	,000	,002	,013
	4	-,008*	,002	,009	-,015	-,001
	5	-,005	,002	,762	-,012	,002
	6	-,005	,002	,462	-,011	,001
	7	,002	,002	1,000	-,005	,008
	8	-,005	,002	,401	-,011	,001
	9	-,013*	,002	,000	-,019	-,007
	2	3	,024*	,001	,000	,020
4		,008*	,002	,000	,002	,013
5		,011*	,002	,000	,006	,016
6		,011*	,001	,000	,006	,016
7		,018*	,001	,000	,013	,022
8		,011*	,001	,000	,007	,016
9		,003	,001	1,000	-,002	,007
3	4	-,016*	,001	,000	-,020	-,011
	5	-,012*	,001	,000	-,017	-,008
	6	-,013*	,001	,000	-,017	-,008
	7	-,006*	,001	,000	-,010	-,002
	8	-,012*	,001	,000	-,016	-,008
	9	-,021*	,001	,000	-,025	-,017
4	5	,003*	,001	,000	,002	,005
	6	,003*	,001	,019	,000	,006
	7	,010*	,001	,000	,006	,014
	8	,003	,001	,216	-,001	,007
	9	-,005*	,001	,021	-,009	,000
5	6	,000	,001	1,000	-,002	,002
	7	,006*	,001	,000	,003	,010
	8	-1,00E-006	,001	1,000	-,003	,003
	9	-,008*	,001	,000	-,012	-,004
6	7	,007*	,001	,000	,004	,009
	8	,000	,001	1,000	-,003	,003
	9	-,008*	,001	,000	-,012	-,005
7	8	-,006*	,001	,000	-,009	-,004
	9	-,015*	,001	,000	-,018	-,012
8	9	-,008*	,000	,000	-,010	-,007

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.15. Comparaciones por pares "Homogeneidad 0° 5 px" según ROI.

(I) IDM0005	(J) IDM0005	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	-,002	,001	1,000	-,004	,001
	3	,011*	,001	,000	,009	,014
	4	,013*	,001	,000	,009	,018
	5	,011*	,001	,000	,007	,016
	6	,011*	,001	,000	,006	,015
	7	,008*	,001	,000	,004	,013
	8	,009*	,001	,000	,005	,014
	9	,005*	,001	,004	,001	,009
	2	3	,013*	,001	,000	,011
4		,015*	,001	,000	,011	,019
5		,013*	,001	,000	,009	,017
6		,012*	,001	,000	,009	,016
7		,010*	,001	,000	,007	,013
8		,011*	,001	,000	,008	,014
9		,007*	,001	,000	,003	,010
3	4	,002	,001	1,000	-,002	,006
	5	6,00E-006	,001	1,000	-,004	,004
	6	-,001	,001	1,000	-,004	,003
	7	-,003	,001	,224	-,006	,001
	8	-,002	,001	1,000	-,005	,001
	9	-,006*	,001	,000	-,010	-,003
4	5	-,002*	,000	,000	-,003	-,001
	6	-,003*	,001	,007	-,005	,000
	7	-,005*	,001	,000	-,008	-,002
	8	-,004*	,001	,006	-,007	-,001
	9	-,008*	,001	,000	-,012	-,005
5	6	-,001	,001	1,000	-,003	,001
	7	-,003*	,001	,036	-,006	-8,48E-005
	8	-,002	,001	1,000	-,005	,001
	9	-,006*	,001	,000	-,010	-,003
6	7	-,002	,001	,065	-,004	5,68E-005
	8	-,001	,001	1,000	-,003	,001
	9	-,006*	,001	,000	-,008	-,003
7	8	,001	,001	1,000	-,001	,003
	9	-,003*	,001	,000	-,006	-,001
8	9	-,004*	,000	,000	-,006	-,003

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.16. Comparaciones por pares "Homogeneidad 0° 10 px" según ROI.

(I) IDM0010	(J) IDM0010	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	-,001	,001	1,000	-,003	,001
	3	,011*	,001	,000	,009	,013
	4	,014*	,001	,000	,010	,018
	5	,009*	,001	,000	,005	,013
	6	,008*	,001	,000	,005	,012
	7	,004*	,001	,002	,001	,008
	8	,006*	,001	,000	,002	,009
	9	,006*	,001	,000	,003	,010
2	3	,012*	,001	,000	,010	,013
	4	,014*	,001	,000	,011	,018
	5	,010*	,001	,000	,006	,013
	6	,009*	,001	,000	,006	,012
	7	,005*	,001	,000	,002	,008
	8	,007*	,001	,000	,003	,010
	9	,007*	,001	,000	,004	,010
3	4	,003	,001	,648	-,001	,006
	5	-,002	,001	1,000	-,005	,002
	6	-,003	,001	,061	-,006	5,42E-005
	7	-,007*	,001	,000	-,010	-,003
	8	-,005*	,001	,000	-,008	-,002
	9	-,005*	,001	,001	-,008	-,001
4	5	-,004*	,000	,000	-,006	-,003
	6	-,005*	,001	,000	-,008	-,003
	7	-,009*	,001	,000	-,012	-,006
	8	-,008*	,001	,000	-,011	-,005
	9	-,007*	,001	,000	-,010	-,004
5	6	-,001	,001	1,000	-,003	,001
	7	-,005*	,001	,000	-,007	-,002
	8	-,003*	,001	,012	-,006	,000
	9	-,003	,001	,094	-,006	,000
6	7	-,004*	,001	,000	-,006	-,002
	8	-,002	,001	,053	-,004	1,35E-005
	9	-,002	,001	,767	-,004	,001
7	8	,001	,001	,241	,000	,003
	9	,002	,001	,316	,000	,004
8	9	,000	,000	1,000	-,001	,002

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.17. Comparaciones por pares "Homogeneidad 90° 1 px" según ROI.

(I) IDM9001	(J) IDM9001	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	,014*	,002	,000	,009	,020
	3	,023*	,002	,000	,017	,028
	4	,033*	,002	,000	,026	,040
	5	,022*	,002	,000	,015	,029
	6	,015*	,002	,000	,008	,021
	7	,014*	,002	,000	,007	,021
	8	,014*	,002	,000	,007	,021
	9	,003	,002	1,000	-,004	,010
2	3	,008*	,001	,000	,006	,011
	4	,019*	,001	,000	,014	,023
	5	,008*	,002	,000	,003	,013
	6	,000	,001	1,000	-,004	,005
	7	-,001	,001	1,000	-,005	,004
	8	-,001	,001	1,000	-,005	,004
	9	-,012*	,002	,000	-,016	-,007
3	4	,010*	,001	,000	,006	,015
	5	-,001	,002	1,000	-,006	,005
	6	-,008*	,001	,000	-,012	-,004
	7	-,009*	,001	,000	-,013	-,004
	8	-,009*	,001	,000	-,013	-,004
	9	-,020*	,002	,000	-,025	-,015
4	5	-,011*	,001	,000	-,014	-,008
	6	-,018*	,001	,000	-,021	-,015
	7	-,019*	,001	,000	-,023	-,016
	8	-,019*	,001	,000	-,024	-,015
	9	-,030*	,002	,000	-,035	-,025
5	6	-,007*	,001	,000	-,010	-,004
	7	-,008*	,001	,000	-,011	-,005
	8	-,008*	,001	,000	-,012	-,004
	9	-,019*	,001	,000	-,024	-,015
6	7	-,001	,001	1,000	-,003	,001
	8	-,001	,001	1,000	-,004	,002
	9	-,012*	,001	,000	-,016	-,008
7	8	-6,70E-005	,001	1,000	-,003	,002
	9	-,011*	,001	,000	-,015	-,007
8	9	-,011*	,001	,000	-,013	-,009

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.18. Comparaciones por pares "Homogeneidad 90° 5 px" según ROI.

(I) IDM9005	(J) IDM9005	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	,000	,001	1,000	-,003	,002
	3	,014*	,001	,000	,011	,017
	4	,016*	,001	,000	,011	,020
	5	,010*	,001	,000	,005	,014
	6	,007*	,001	,000	,003	,011
	7	,006*	,001	,000	,002	,010
	8	,006*	,001	,000	,003	,010
	9	-,002	,001	1,000	-,006	,003
	2	3	,015*	,001	,000	,012
4		,016*	,001	,000	,012	,020
5		,010*	,001	,000	,006	,014
6		,007*	,001	,000	,004	,011
7		,006*	,001	,000	,003	,010
8		,007*	,001	,000	,003	,010
9		-,001	,001	1,000	-,005	,002
3	4	,001	,001	1,000	-,002	,005
	5	-,004*	,001	,013	-,008	,000
	6	-,007*	,001	,000	-,011	-,004
	7	-,008*	,001	,000	-,012	-,005
	8	-,008*	,001	,000	-,011	-,005
	9	-,016*	,001	,000	-,020	-,012
4	5	-,006*	,001	,000	-,008	-,004
	6	-,009*	,001	,000	-,011	-,006
	7	-,009*	,001	,000	-,012	-,006
	8	-,009*	,001	,000	-,013	-,006
	9	-,017*	,001	,000	-,021	-,013
5	6	-,003*	,001	,003	-,005	-,001
	7	-,004*	,001	,005	-,007	-,001
	8	-,003*	,001	,028	-,007	,000
	9	-,012*	,001	,000	-,015	-,008
6	7	-,001	,001	1,000	-,003	,001
	8	-,001	,001	1,000	-,003	,002
	9	-,009*	,001	,000	-,012	-,005
7	8	,000	,001	1,000	-,002	,002
	9	-,008*	,001	,000	-,011	-,005
8	9	-,008*	,001	,000	-,010	-,006

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.19. Comparaciones por pares "Homogeneidad 90° 10 px" según ROI.

(I) IDM9010	(J) IDM9010	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	-6,80E-005	,001	1,000	-,002	,002
	3	,011*	,001	,000	,009	,014
	4	,013*	,001	,000	,010	,017
	5	,008*	,001	,000	,004	,012
	6	,005*	,001	,000	,002	,009
	7	,004*	,001	,038	8,86E-005	,007
	8	,002	,001	1,000	-,001	,006
	9	-,004*	,001	,019	-,007	,000
	2	3	,011*	,001	,000	,009
4		,014*	,001	,000	,010	,017
5		,008*	,001	,000	,005	,012
6		,005*	,001	,000	,002	,008
7		,004*	,001	,008	,001	,007
8		,002	,001	1,000	-,001	,005
9		-,004*	,001	,010	-,007	,000
3	4	,002	,001	,577	-,001	,006
	5	-,003	,001	,191	-,006	,000
	6	-,006*	,001	,000	-,008	-,003
	7	-,007*	,001	,000	-,011	-,004
	8	-,009*	,001	,000	-,012	-,006
	9	-,015*	,001	,000	-,018	-,012
4	5	-,005*	,000	,000	-,007	-,004
	6	-,008*	,001	,000	-,010	-,006
	7	-,010*	,001	,000	-,013	-,007
	8	-,011*	,001	,000	-,014	-,008
	9	-,017*	,001	,000	-,021	-,014
5	6	-,003*	,001	,000	-,005	-,001
	7	-,005*	,001	,000	-,007	-,002
	8	-,006*	,001	,000	-,009	-,003
	9	-,012*	,001	,000	-,015	-,009
6	7	-,002	,001	,087	-,004	,000
	8	-,003*	,001	,000	-,006	-,001
	9	-,009*	,001	,000	-,012	-,006
7	8	-,002	,000	,073	-,003	5,78E-005
	9	-,007*	,001	,000	-,010	-,005
8	9	-,006*	,000	,000	-,007	-,004

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.20. Prueba ANOVA "Uniformidad GLCM" según ROI.

Fuente		Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación	Eta al cuadrado parcial
ASM0001	Esfericidad asumida	3,67E-006	8	4,58E-007	32,873	,000	,249
	Greenhouse-Geisser	3,67E-006	3,919	9,36E-007	32,873	,000	,249
Error(ASM0001)	Esfericidad asumida	1,10E-005	792	1,39E-008			
	Greenhouse-Geisser	1,10E-005	387,960	2,85E-008			
ASM0005	Esfericidad asumida	1,79E-006	8	2,23E-007	32,823	,000	,249
	Greenhouse-Geisser	1,79E-006	4,038	4,43E-007	32,823	,000	,249
Error(ASM0005)	Esfericidad asumida	5,39E-006	792	6,81E-009			
	Greenhouse-Geisser	5,39E-006	399,715	1,35E-008			
ASM0010	Esfericidad asumida	2,11E-006	8	2,64E-007	39,508	,000	,285
	Greenhouse-Geisser	2,11E-006	4,193	5,04E-007	39,508	,000	,285
Error(ASM0010)	Esfericidad asumida	5,30E-006	792	6,69E-009			
	Greenhouse-Geisser	5,30E-006	415,074	1,28E-008			
ASM9001	Esfericidad asumida	6,52E-006	8	8,16E-007	50,032	,000	,336
	Greenhouse-Geisser	6,52E-006	4,005	1,63E-006	50,032	,000	,336
Error(ASM9001)	Esfericidad asumida	1,29E-005	792	1,63E-008			
	Greenhouse-Geisser	1,29E-005	396,466	3,26E-008			
ASM9005	Esfericidad asumida	2,30E-006	8	2,87E-007	41,860	,000	,297
	Greenhouse-Geisser	2,30E-006	4,049	5,68E-007	41,860	,000	,297
Error(ASM9005)	Esfericidad asumida	5,44E-006	792	6,87E-009			
	Greenhouse-Geisser	5,44E-006	400,868	1,36E-008			
ASM9010	Esfericidad asumida	2,64E-006	8	3,30E-007	47,534	,000	,324
	Greenhouse-Geisser	2,64E-006	3,990	6,61E-007	47,534	,000	,324
Error(ASM9010)	Esfericidad asumida	5,49E-006	792	6,94E-009			
	Greenhouse-Geisser	5,49E-006	394,989	1,39E-008			

Tabla III.21. Comparaciones por pares "Uniformidad 0° 1 px" según ROI.

(I) ASM0001	(J) ASM0001	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a		
					Límite inferior	Límite superior	
1	2	2,64E-005	,000	1,000	-2,60E-005	7,87E-005	
	3	,000*	,000	,000	8,21E-005	,000	
	4	1,09E-005	,000	1,000	-5,93E-005	8,11E-005	
	5	-3,80E-005	,000	1,000	,000	3,12E-005	
	6	-4,91E-006	,000	1,000	-6,93E-005	5,95E-005	
	7	-6,39E-005	,000	,154	,000	7,99E-006	
	8	-8,46E-005*	,000	,004	,000	-1,54E-005	
	9	-7,38E-005*	,000	,035	,000	-2,33E-006	
	2	3	,000*	,000	,000	7,21E-005	,000
4		-1,54E-005	,000	1,000	-8,06E-005	4,97E-005	
5		-6,44E-005	,000	,055	,000	5,52E-007	
6		-3,13E-005	,000	1,000	-9,49E-005	3,23E-005	
7		-9,02E-005*	,000	,001	,000	-2,31E-005	
8		,000*	,000	,000	,000	-4,69E-005	
9		,000*	,000	,000	,000	-3,56E-005	
3		4	,000*	,000	,000	,000	-6,99E-005
		5	,000*	,000	,000	,000	,000
	6	,000*	,000	,000	,000	-8,66E-005	
	7	,000*	,000	,000	,000	,000	
	8	,000*	,000	,000	,000	,000	
	9	,000*	,000	,000	,000	,000	
4	5	-4,90E-005*	,000	,000	-7,81E-005	-1,99E-005	
	6	-1,58E-005	,000	1,000	-5,69E-005	2,52E-005	
	7	-7,48E-005*	,000	,000	,000	-2,29E-005	
	8	-9,55E-005*	,000	,000	,000	-4,97E-005	
	9	-8,47E-005*	,000	,000	,000	-3,75E-005	
5	6	3,31E-005	,000	,091	-2,05E-006	6,83E-005	
	7	-2,58E-005	,000	1,000	-7,90E-005	2,74E-005	
	8	-4,65E-005*	,000	,041	-9,22E-005	-8,61E-007	
	9	-3,57E-005	,000	,408	-8,12E-005	9,82E-006	
6	7	-5,89E-005*	,000	,000	,000	-1,75E-005	
	8	-7,97E-005*	,000	,000	,000	-4,25E-005	
	9	-6,88E-005*	,000	,000	,000	-2,65E-005	
7	8	-2,07E-005	,000	1,000	-5,98E-005	1,84E-005	
	9	-9,90E-006	,000	1,000	-5,89E-005	3,91E-005	
8	9	1,08E-005	,000	1,000	-1,37E-005	3,54E-005	

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.22. Comparaciones por pares "Uniformidad 0° 5 px" según ROI.

(I) ASM0005	(J) ASM0005	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a			
					Límite inferior	Límite superior		
1	2	6,08E-005*	,000	,000	2,66E-005	9,50E-005		
	3	,000*	,000	,000	8,09E-005	,000		
	4	8,66E-005*	,000	,000	4,04E-005	,000		
	5	3,62E-005	,000	,495	-1,13E-005	8,38E-005		
	6	5,36E-005*	,000	,002	1,14E-005	9,58E-005		
	7	-1,91E-005	,000	1,000	-6,73E-005	2,91E-005		
	8	-1,26E-005	,000	1,000	-5,97E-005	3,45E-005		
	9	3,34E-007	,000	1,000	-4,80E-005	4,86E-005		
	2	3	5,54E-005*	,000	,000	3,00E-005	8,08E-005	
4		2,58E-005	,000	1,000	-1,80E-005	6,97E-005		
5		-2,45E-005	,000	1,000	-6,98E-005	2,07E-005		
6		-7,16E-006	,000	1,000	-4,95E-005	3,52E-005		
7		-7,99E-005*	,000	,000	,000	-3,35E-005		
8		-7,34E-005*	,000	,000	,000	-2,91E-005		
9		-6,04E-005*	,000	,000	,000	-1,71E-005		
3		4	-2,95E-005	,000	,672	-7,02E-005	1,11E-005	
		5	-7,99E-005*	,000	,000	,000	-3,91E-005	
	6	-6,25E-005*	,000	,000	,000	-2,34E-005		
	7	,000*	,000	,000	,000	-9,09E-005		
	8	,000*	,000	,000	,000	-8,38E-005		
	9	,000*	,000	,000	,000	-7,15E-005		
	4	5	-5,04E-005*	,000	,000	-7,26E-005	-2,82E-005	
		6	-3,30E-005*	,000	,010	-6,17E-005	-4,27E-006	
		7	,000*	,000	,000	,000	-6,86E-005	
8		-9,92E-005*	,000	,000	,000	-6,60E-005		
9		-8,63E-005*	,000	,000	,000	-5,37E-005		
5		6	1,74E-005	,000	1,000	-8,64E-006	4,34E-005	
		7	-5,53E-005*	,000	,000	-9,50E-005	-1,57E-005	
		8	-4,88E-005*	,000	,000	-8,30E-005	-1,47E-005	
		9	-3,59E-005*	,000	,020	-6,90E-005	-2,83E-006	
	6	7	-7,27E-005*	,000	,000	,000	-4,27E-005	
		8	-6,62E-005*	,000	,000	-9,40E-005	-3,85E-005	
		9	-5,33E-005*	,000	,000	-8,38E-005	-2,28E-005	
		7	8	6,50E-006	,000	1,000	-2,30E-005	3,60E-005
			9	1,94E-005	,000	1,000	-1,59E-005	5,47E-005
8			9	1,29E-005	,000	,669	-4,85E-006	3,07E-005

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.23. Comparaciones por pares "Uniformidad 0° 10 px" según ROI.

(I) ASM0010	(J) ASM0010	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a		
					Límite inferior	Límite superior	
1	2	6,55E-005*	,000	,000	3,05E-005	,000	
	3	,000*	,000	,000	8,05E-005	,000	
	4	9,88E-005*	,000	,000	5,39E-005	,000	
	5	3,98E-005	,000	,205	-6,51E-006	8,61E-005	
	6	5,48E-005*	,000	,001	1,35E-005	9,61E-005	
	7	-2,42E-005	,000	1,000	-7,15E-005	2,31E-005	
	8	-1,97E-005	,000	1,000	-6,54E-005	2,60E-005	
	9	-1,09E-006	,000	1,000	-4,91E-005	4,69E-005	
	2	3	5,15E-005*	,000	,000	2,47E-005	7,84E-005
4		3,33E-005	,000	,431	-9,51E-006	7,62E-005	
5		-2,57E-005	,000	1,000	-7,04E-005	1,90E-005	
6		-1,07E-005	,000	1,000	-5,31E-005	3,18E-005	
7		-8,97E-005*	,000	,000	,000	-4,45E-005	
8		-8,52E-005*	,000	,000	,000	-4,19E-005	
9		-6,66E-005*	,000	,000	,000	-2,32E-005	
3		4	-1,82E-005	,000	1,000	-5,94E-005	2,29E-005
		5	-7,72E-005*	,000	,000	,000	-3,59E-005
	6	-6,22E-005*	,000	,000	,000	-2,34E-005	
	7	,000*	,000	,000	,000	-9,55E-005	
	8	,000*	,000	,000	,000	-9,18E-005	
	9	,000*	,000	,000	,000	-7,28E-005	
4	5	-5,90E-005*	,000	,000	-8,30E-005	-3,51E-005	
	6	-4,40E-005*	,000	,000	-7,34E-005	-1,46E-005	
	7	,000*	,000	,000	,000	-8,76E-005	
	8	,000*	,000	,000	,000	-8,72E-005	
	9	-9,99E-005*	,000	,000	,000	-6,89E-005	
5	6	1,50E-005	,000	1,000	-1,03E-005	4,04E-005	
	7	-6,40E-005*	,000	,000	,000	-2,61E-005	
	8	-5,95E-005*	,000	,000	-9,13E-005	-2,76E-005	
	9	-4,09E-005*	,000	,002	-7,27E-005	-9,06E-006	
6	7	-7,90E-005*	,000	,000	,000	-4,81E-005	
	8	-7,45E-005*	,000	,000	,000	-4,69E-005	
	9	-5,59E-005*	,000	,000	-8,67E-005	-2,52E-005	
7	8	4,49E-006	,000	1,000	-2,56E-005	3,46E-005	
	9	2,31E-005	,000	1,000	-1,17E-005	5,79E-005	
8	9	1,86E-005*	,000	,038	4,47E-007	3,68E-005	

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.24. Comparaciones por pares "Uniformidad 90° 1 px" según ROI.

(I) ASM9001	(J) ASM9001	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a		
					Límite inferior	Límite superior	
1	2	,000*	,000	,000	,000	,000	
	3	,000*	,000	,000	,000	,000	
	4	,000*	,000	,000	,000	,000	
	5	8,82E-005*	,000	,021	6,69E-006	,000	
	6	9,54E-005*	,000	,002	2,03E-005	,000	
	7	-1,73E-006	,000	1,000	-8,53E-005	8,18E-005	
	8	9,52E-006	,000	1,000	-7,16E-005	9,07E-005	
	9	2,07E-005	,000	1,000	-6,09E-005	,000	
	2	3	4,09E-005*	,000	,025	2,43E-006	7,94E-005
4		2,31E-005	,000	1,000	-3,98E-005	8,60E-005	
5		-9,08E-005*	,000	,001	,000	-2,50E-005	
6		-8,37E-005*	,000	,001	,000	-2,12E-005	
7		,000*	,000	,000	,000	,000	
8		,000*	,000	,000	,000	,000	
9		,000*	,000	,000	,000	-9,18E-005	
3		4	-1,78E-005	,000	1,000	-7,47E-005	3,92E-005
		5	,000*	,000	,000	,000	-7,15E-005
	6	,000*	,000	,000	,000	-6,68E-005	
	7	,000*	,000	,000	,000	,000	
	8	,000*	,000	,000	,000	,000	
	9	,000*	,000	,000	,000	,000	
4	5	,000*	,000	,000	,000	-7,96E-005	
	6	,000*	,000	,000	,000	-6,30E-005	
	7	,000*	,000	,000	,000	,000	
	8	,000*	,000	,000	,000	,000	
5	6	7,16E-006	,000	1,000	-3,08E-005	4,52E-005	
	7	-9,00E-005*	,000	,000	,000	-3,37E-005	
	8	-7,87E-005*	,000	,000	,000	-3,08E-005	
	9	-6,75E-005*	,000	,000	,000	-2,06E-005	
6	7	-9,71E-005*	,000	,000	,000	-5,42E-005	
	8	-8,59E-005*	,000	,000	,000	-4,61E-005	
	9	-7,47E-005*	,000	,000	,000	-3,00E-005	
7	8	1,13E-005	,000	1,000	-2,95E-005	5,20E-005	
	9	2,24E-005	,000	1,000	-2,94E-005	7,43E-005	
8	9	1,12E-005	,000	1,000	-1,66E-005	3,90E-005	

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.25. Comparaciones por pares "Uniformidad 90° 5 px" según ROI.

(I) ASM9005	(J) ASM9005	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	7,62E-005*	,000	,000	4,28E-005	,000
	3	,000*	,000	,000	9,45E-005	,000
	4	9,80E-005*	,000	,000	5,25E-005	,000
	5	3,22E-005	,000	1,000	-1,54E-005	7,99E-005
	6	4,30E-005*	,000	,038	1,11E-006	8,49E-005
	7	-2,71E-005	,000	1,000	-7,57E-005	2,16E-005
	8	-1,14E-005	,000	1,000	-5,81E-005	3,54E-005
	9	1,33E-007	,000	1,000	-4,81E-005	4,83E-005
	2	3	5,30E-005*	,000	,000	2,85E-005
4		2,18E-005	,000	1,000	-2,16E-005	6,52E-005
5		-4,40E-005	,000	,069	-8,94E-005	1,40E-006
6		-3,32E-005	,000	,439	-7,60E-005	9,57E-006
7		,000*	,000	,000	,000	-5,57E-005
8		-8,76E-005*	,000	,000	,000	-4,27E-005
9		-7,61E-005*	,000	,000	,000	-3,21E-005
3		4	-3,12E-005	,000	,394	-7,07E-005
	5	-9,70E-005*	,000	,000	,000	-5,58E-005
	6	-8,62E-005*	,000	,000	,000	-4,72E-005
	7	,000*	,000	,000	,000	,000
	8	,000*	,000	,000	,000	-9,63E-005
	9	,000*	,000	,000	,000	-8,51E-005
4	5	-6,58E-005*	,000	,000	-8,85E-005	-4,31E-005
	6	-5,50E-005*	,000	,000	-8,46E-005	-2,54E-005
	7	,000*	,000	,000	,000	-8,73E-005
	8	,000*	,000	,000	,000	-7,59E-005
	9	-9,79E-005*	,000	,000	,000	-6,49E-005
5	6	1,08E-005	,000	1,000	-1,67E-005	3,83E-005
	7	-5,93E-005*	,000	,000	,000	-1,78E-005
	8	-4,36E-005*	,000	,003	-7,86E-005	-8,61E-006
	9	-3,21E-005	,000	,079	-6,57E-005	1,49E-006
6	7	-7,01E-005*	,000	,000	,000	-3,94E-005
	8	-5,44E-005*	,000	,000	-8,20E-005	-2,68E-005
	9	-4,29E-005*	,000	,000	-7,36E-005	-1,22E-005
7	8	1,57E-005	,000	1,000	-1,40E-005	4,54E-005
	9	2,72E-005	,000	,534	-8,88E-006	6,33E-005
8	9	1,15E-005	,000	1,000	-6,25E-006	2,93E-005

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.26. Comparaciones por pares "Uniformidad 90° 10 px" según ROI.

(I) ASM9010	(J) ASM9010	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	8,90E-005*	,000	,000	5,60E-005	,000
	3	,000*	,000	,000	9,04E-005	,000
	4	,000*	,000	,000	6,98E-005	,000
	5	4,22E-005	,000	,159	-5,46E-006	8,99E-005
	6	4,53E-005*	,000	,021	3,30E-006	8,74E-005
	7	-3,09E-005	,000	1,000	-7,97E-005	1,78E-005
	8	-1,79E-005	,000	1,000	-6,43E-005	2,86E-005
	9	5,96E-006	,000	1,000	-4,16E-005	5,35E-005
	2	3	3,57E-005*	,000	,000	1,13E-005
4		2,62E-005	,000	1,000	-1,70E-005	6,94E-005
5		-4,68E-005*	,000	,038	-9,23E-005	-1,21E-006
6		-4,36E-005*	,000	,044	-8,68E-005	-5,30E-007
7		,000*	,000	,000	,000	-7,11E-005
8		,000*	,000	,000	,000	-6,11E-005
9		-8,30E-005*	,000	,000	,000	-3,87E-005
3	4	-9,50E-006	,000	1,000	-4,99E-005	3,09E-005
	5	-8,24E-005*	,000	,000	,000	-4,13E-005
	6	-7,93E-005*	,000	,000	,000	-4,02E-005
	7	,000*	,000	,000	,000	,000
	8	,000*	,000	,000	,000	-9,78E-005
	9	,000*	,000	,000	,000	-7,50E-005
4	5	-7,29E-005*	,000	,000	-9,56E-005	-5,03E-005
	6	-6,98E-005*	,000	,000	-9,86E-005	-4,10E-005
	7	,000*	,000	,000	,000	,000
	8	,000*	,000	,000	,000	-9,95E-005
	9	,000*	,000	,000	,000	-7,61E-005
5	6	3,11E-006	,000	1,000	-2,38E-005	3,00E-005
	7	-7,32E-005*	,000	,000	,000	-3,10E-005
	8	-6,01E-005*	,000	,000	-9,59E-005	-2,43E-005
	9	-3,63E-005*	,000	,029	-7,08E-005	-1,72E-006
6	7	-7,63E-005*	,000	,000	,000	-4,47E-005
	8	-6,32E-005*	,000	,000	-9,12E-005	-3,52E-005
	9	-3,94E-005*	,000	,002	-7,00E-005	-8,72E-006
7	8	1,31E-005	,000	1,000	-1,67E-005	4,28E-005
	9	3,69E-005*	,000	,041	7,04E-007	7,31E-005
8	9	2,38E-005*	,000	,001	6,12E-006	4,15E-005

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.27. Prueba ANOVA "Entropía GLCM" según ROI.

Fuente		Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación	Eta al cuadrado parcial
ENT0001	Esfericidad asumida	7,994	8	,999	40,169	,000	,289
	Greenhouse-Geisser	7,994	3,710	2,155	40,169	,000	,289
Error(ENT0001)	Esfericidad asumida	19,703	792	,025			
	Greenhouse-Geisser	19,703	367,283	,054			
ENT0005	Esfericidad asumida	9,575	8	1,197	41,603	,000	,296
	Greenhouse-Geisser	9,575	3,862	2,479	41,603	,000	,296
Error(ENT0005)	Esfericidad asumida	22,786	792	,029			
	Greenhouse-Geisser	22,786	382,360	,060			
ENT0010	Esfericidad asumida	10,944	8	1,368	47,797	,000	,326
	Greenhouse-Geisser	10,944	3,978	2,751	47,797	,000	,326
Error(ENT0010)	Esfericidad asumida	22,667	792	,029			
	Greenhouse-Geisser	22,667	393,830	,058			
ENT9001	Esfericidad asumida	12,342	8	1,543	67,305	,000	,405
	Greenhouse-Geisser	12,342	3,918	3,150	67,305	,000	,405
Error(ENT9001)	Esfericidad asumida	18,155	792	,023			
	Greenhouse-Geisser	18,155	387,886	,047			
ENT9005	Esfericidad asumida	11,935	8	1,492	54,058	,000	,353
	Greenhouse-Geisser	11,935	3,881	3,075	54,058	,000	,353
Error(ENT9005)	Esfericidad asumida	21,858	792	,028			
	Greenhouse-Geisser	21,858	384,222	,057			
ENT9010	Esfericidad asumida	12,194	8	1,524	55,426	,000	,359
	Greenhouse-Geisser	12,194	3,943	3,093	55,426	,000	,359
Error(ENT9010)	Esfericidad asumida	21,781	792	,028			
	Greenhouse-Geisser	21,781	390,360	,056			

Tabla III.28. Comparaciones por pares "Entropía 0° 1 px" según ROI.

(I) ENT0001	(J) ENT0001	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	-,043	,020	1,000	-,108	,021
	3	-,216*	,022	,000	-,288	-,144
	4	-,040	,027	1,000	-,129	,049
	5	,038	,027	1,000	-,051	,127
	6	,002	,025	1,000	-,082	,085
	7	,085	,027	,083	-,004	,175
	8	,108*	,026	,003	,022	,194
	9	,097*	,027	,017	,009	,186
2	3	-,173*	,016	,000	-,226	-,120
	4	,004	,027	1,000	-,086	,093
	5	,081	,027	,119	-,008	,170
	6	,045	,027	1,000	-,043	,134
	7	,129*	,027	,000	,039	,218
	8	,152*	,026	,000	,067	,236
	9	,141*	,026	,000	,056	,225
3	4	,176*	,026	,000	,092	,261
	5	,254*	,025	,000	,172	,336
	6	,218*	,026	,000	,133	,302
	7	,301*	,026	,000	,215	,388
	8	,324*	,026	,000	,237	,411
	9	,313*	,026	,000	,227	,400
4	5	,077*	,012	,000	,039	,116
	6	,041	,017	,523	-,013	,096
	7	,125*	,021	,000	,055	,194
	8	,148*	,018	,000	,087	,209
	9	,137*	,018	,000	,076	,197
5	6	-,036	,014	,399	-,082	,010
	7	,047	,022	1,000	-,023	,118
	8	,070*	,018	,007	,011	,130
	9	,059*	,018	,045	,001	,118
6	7	,084*	,017	,000	,027	,140
	8	,107*	,015	,000	,057	,157
	9	,096*	,017	,000	,041	,150
7	8	,023	,015	1,000	-,027	,072
	9	,012	,018	1,000	-,047	,071
8	9	-,011	,008	1,000	-,039	,017

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.29. Comparaciones por pares "Entropía 0° 5 px" según ROI.

(I) ENT0005	(J) ENT0005	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	-,135*	,020	,000	-,201	-,070
	3	-,272*	,022	,000	-,344	-,199
	4	-,226*	,028	,000	-,318	-,134
	5	-,101*	,028	,019	-,195	-,008
	6	-,127*	,025	,000	-,210	-,043
	7	,035	,028	1,000	-,057	,126
	8	,015	,027	1,000	-,074	,104
2	3	-,136*	,017	,000	-,191	-,082
	4	-,091	,029	,084	-,186	,005
	5	,034	,029	1,000	-,060	,128
	6	,009	,028	1,000	-,083	,101
	7	,170*	,028	,000	,077	,263
	8	,150*	,027	,000	,061	,239
	9	,123*	,027	,000	,036	,211
3	4	,046	,029	1,000	-,050	,141
	5	,170*	,028	,000	,078	,262
	6	,145*	,028	,000	,053	,237
	7	,307*	,029	,000	,211	,402
	8	,286*	,029	,000	,190	,383
4	5	,260*	,029	,000	,165	,354
	6	,125*	,014	,000	,078	,171
	7	,099*	,019	,000	,038	,161
	8	,261*	,023	,000	,184	,337
	9	,241*	,021	,000	,172	,309
5	6	,214*	,020	,000	,147	,281
	7	-,025	,016	1,000	-,077	,027
	8	,136*	,024	,000	,056	,216
	9	,116*	,021	,000	,048	,185
6	7	,089*	,020	,001	,022	,156
	8	,161*	,019	,000	,098	,225
	9	,141*	,017	,000	,084	,199
7	8	,115*	,019	,000	,053	,176
	9	-,020	,017	1,000	-,076	,036
	9	-,047	,020	,772	-,113	,019
8	9	-,027	,010	,248	-,059	,005

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.30. Comparaciones por pares "Entropía 0° 10 px" según ROI.

(I) ENT0010	(J) ENT0010	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	-,139*	,020	,000	-,206	-,073
	3	-,267*	,022	,000	-,341	-,194
	4	-,238*	,027	,000	-,328	-,149
	5	-,097*	,027	,023	-,187	-,007
	6	-,114*	,025	,000	-,194	-,033
	7	,056	,027	1,000	-,033	,145
	8	,039	,026	1,000	-,047	,126
	9	-,007	,027	1,000	-,097	,082
2	3	-,128*	,017	,000	-,184	-,072
	4	-,099*	,029	,034	-,194	-,003
	5	,043	,029	1,000	-,052	,137
	6	,026	,028	1,000	-,066	,118
	7	,196*	,028	,000	,103	,289
	8	,179*	,027	,000	,090	,267
	9	,132*	,027	,000	,044	,221
3	4	,029	,029	1,000	-,067	,125
	5	,170*	,028	,000	,078	,263
	6	,154*	,028	,000	,062	,245
	7	,324*	,029	,000	,228	,420
	8	,307*	,029	,000	,210	,403
	9	,260*	,029	,000	,164	,356
4	5	,141*	,014	,000	,094	,189
	6	,125*	,019	,000	,062	,187
	7	,295*	,023	,000	,220	,370
	8	,278*	,021	,000	,210	,346
	9	,231*	,020	,000	,164	,299
5	6	-,017	,016	1,000	-,068	,035
	7	,153*	,024	,000	,075	,232
	8	,136*	,021	,000	,067	,205
	9	,090*	,021	,001	,021	,158
6	7	,170*	,019	,000	,107	,233
	8	,153*	,017	,000	,095	,210
	9	,106*	,019	,000	,044	,169
7	9	-,064	,020	,082	-,130	,003
8	9	-,046*	,010	,000	-,080	-,013

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.31. Comparaciones por pares "Entropía 90° 1 px" según ROI.

(I) ENT9001	(J) ENT9001	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	-,226*	,020	,000	-,291	-,160
	3	-,298*	,021	,000	-,367	-,228
	4	-,290*	,025	,000	-,372	-,208
	5	-,123*	,026	,000	-,209	-,036
	6	-,121*	,023	,000	-,198	-,044
	7	,009	,025	1,000	-,074	,093
	8	-,013	,025	1,000	-,095	,069
	9	-,023	,026	1,000	-,107	,061
2	3	-,072*	,016	,001	-,124	-,020
	4	-,064	,026	,525	-,149	,021
	5	,103*	,026	,005	,018	,188
	6	,105*	,025	,002	,023	,187
	7	,235*	,025	,000	,152	,317
	8	,213*	,025	,000	,132	,294
	9	,203*	,025	,000	,120	,285
3	4	,008	,025	1,000	-,074	,089
	5	,175*	,025	,000	,092	,257
	6	,177*	,024	,000	,097	,257
	7	,307*	,025	,000	,225	,388
	8	,285*	,026	,000	,200	,370
	9	,274*	,026	,000	,189	,360
4	5	,167*	,013	,000	,123	,211
	6	,169*	,017	,000	,113	,224
	7	,299*	,019	,000	,236	,362
	8	,277*	,018	,000	,216	,338
	9	,267*	,019	,000	,205	,328
5	6	,002	,014	1,000	-,045	,048
	7	,132*	,021	,000	,064	,199
	8	,110*	,018	,000	,051	,168
	9	,100*	,017	,000	,042	,157
6	7	,130*	,016	,000	,079	,181
	8	,108*	,015	,000	,060	,156
	9	,098*	,016	,000	,045	,150
7	8	-,022	,014	1,000	-,068	,024
	9	-,032	,017	1,000	-,088	,023
8	9	-,010	,008	1,000	-,038	,017

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.32. Comparaciones por pares "Entropía 90° 5 px" según ROI.

(I) ENT9005	(J) ENT9005	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	-,167*	,020	,000	-,232	-,103
	3	-,300*	,021	,000	-,370	-,229
	4	-,244*	,027	,000	-,333	-,156
	5	-,090	,028	,055	-,182	,001
	6	-,099*	,025	,004	-,180	-,018
	7	,050	,027	1,000	-,039	,139
	8	,013	,026	1,000	-,073	,100
	9	-,006	,027	1,000	-,095	,084
	2	3	-,132*	,016	,000	-,185
4		-,077	,028	,265	-,170	,016
5		,077	,028	,266	-,016	,169
6		,068	,027	,514	-,022	,158
7		,217*	,028	,000	,124	,310
8		,181*	,027	,000	,092	,270
9		,162*	,027	,000	,074	,250
3	4	,055	,028	1,000	-,036	,146
	5	,209*	,027	,000	,119	,300
	6	,201*	,027	,000	,112	,289
	7	,350*	,028	,000	,258	,441
	8	,313*	,029	,000	,219	,408
	9	,294*	,028	,000	,201	,388
4	5	,154*	,014	,000	,108	,200
	6	,145*	,018	,000	,085	,206
	7	,294*	,023	,000	,220	,369
	8	,258*	,020	,000	,190	,325
	9	,239*	,020	,000	,172	,306
5	6	-,009	,016	1,000	-,062	,045
	7	,140*	,024	,000	,060	,221
	8	,104*	,021	,000	,036	,172
	9	,085*	,020	,002	,018	,151
6	7	,149*	,019	,000	,088	,210
	8	,112*	,017	,000	,058	,167
	9	,093*	,018	,000	,034	,153
7	8	-,037	,017	1,000	-,091	,018
	9	-,056	,020	,220	-,121	,010
8	9	-,019	,009	1,000	-,049	,012

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.33. Comparaciones por pares "Entropía 90° 10 px" según ROI.

(I) ENT9010	(J) ENT9010	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	-,178*	,020	,000	-,242	-,113
	3	-,274*	,021	,000	-,345	-,204
	4	-,251*	,027	,000	-,340	-,163
	5	-,092*	,027	,039	-,182	-,002
	6	-,091*	,024	,011	-,172	-,011
	7	,062	,027	,859	-,027	,151
	8	,033	,026	1,000	-,053	,118
	9	,000	,027	1,000	-,088	,087
	2	3	-,097*	,016	,000	-,149
4		-,074	,028	,359	-,166	,019
5		,085	,028	,101	-,006	,177
6		,086	,027	,080	-,004	,177
7		,240*	,029	,000	,145	,334
8		,210*	,027	,000	,121	,300
9		,177*	,027	,000	,090	,265
3	4	,023	,028	1,000	-,068	,114
	5	,182*	,027	,000	,093	,271
	6	,183*	,027	,000	,095	,271
	7	,336*	,028	,000	,244	,429
	8	,307*	,028	,000	,214	,400
	9	,274*	,028	,000	,183	,365
4	5	,159*	,014	,000	,113	,205
	6	,160*	,019	,000	,098	,222
	7	,313*	,023	,000	,238	,389
	8	,284*	,021	,000	,216	,352
	9	,251*	,020	,000	,184	,318
5	6	,001	,016	1,000	-,052	,054
	7	,154*	,025	,000	,073	,235
	8	,125*	,021	,000	,055	,194
	9	,092*	,020	,001	,024	,159
6	7	,153*	,019	,000	,092	,215
	8	,124*	,017	,000	,068	,180
	9	,091*	,018	,000	,031	,152
7	8	-,029	,016	1,000	-,083	,024
	9	-,062	,020	,077	-,127	,003
8	9	-,033*	,009	,023	-,064	-,002

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.34. Prueba ANOVA "Correlación GLCM" según ROI.

Fuente		Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Significación	Eta al cuadrado parcial
COR0001	Esfericidad asumida	6,67E-005	8	8,33E-006	99,514	,000	,501
	Greenhouse-Geisser	6,67E-005	5,350	1,25E-005	99,514	,000	,501
Error(COR0001)	Esfericidad asumida	6,63E-005	792	8,38E-008			
	Greenhouse-Geisser	6,63E-005	529,683	1,25E-007			
COR0005	Esfericidad asumida	1,52E-005	8	1,89E-006	46,742	,000	,321
	Greenhouse-Geisser	1,52E-005	4,192	3,62E-006	46,742	,000	,321
Error(COR0005)	Esfericidad asumida	3,21E-005	792	4,05E-008			
	Greenhouse-Geisser	3,21E-005	415,047	7,74E-008			
COR0010	Esfericidad asumida	9,50E-006	8	1,19E-006	51,004	,000	,340
	Greenhouse-Geisser	9,50E-006	3,833	2,48E-006	51,004	,000	,340
Error(COR0010)	Esfericidad asumida	1,84E-005	792	2,33E-008			
	Greenhouse-Geisser	1,84E-005	379,449	4,86E-008			
COR9001	Esfericidad asumida	,000	8	1,71E-005	190,618	,000	,658
	Greenhouse-Geisser	,000	5,023	2,72E-005	190,618	,000	,658
Error(COR9001)	Esfericidad asumida	7,11E-005	792	8,98E-008			
	Greenhouse-Geisser	7,11E-005	497,321	1,43E-007			
COR9005	Esfericidad asumida	1,30E-005	8	1,62E-006	68,772	,000	,410
	Greenhouse-Geisser	1,30E-005	5,028	2,58E-006	68,772	,000	,410
Error(COR9005)	Esfericidad asumida	1,87E-005	792	2,36E-008			
	Greenhouse-Geisser	1,87E-005	497,820	3,75E-008			
COR9010	Esfericidad asumida	5,92E-006	8	7,40E-007	61,931	,000	,385
	Greenhouse-Geisser	5,92E-006	4,907	1,21E-006	61,931	,000	,385
Error(COR9010)	Esfericidad asumida	9,47E-006	792	1,20E-008			
	Greenhouse-Geisser	9,47E-006	485,782	1,95E-008			

Tabla III.35. Comparaciones por pares "Correlación 0° 1 px" según ROI.

(I) COR0001	(J) COR0001	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	8,00E-005	,000	1,000	-3,99E-005	,000
	3	,000*	,000	,000	5,15E-005	,000
	4	,000*	,000	,000	,000	,000
	5	-,001*	,000	,000	-,001	,000
	6	,000*	,000	,000	,000	,000
	7	-,001*	,000	,000	-,001	-,001
	8	,000*	,000	,000	-,001	,000
	9	,000*	,000	,000	,000	,000
	2	3	7,68E-005	,000	,911	-3,44E-005
4		,000*	,000	,000	-,001	,000
5		-,001*	,000	,000	-,001	,000
6		,000*	,000	,000	-,001	,000
7		-,001*	,000	,000	-,001	-,001
8		-,001*	,000	,000	-,001	,000
9		,000*	,000	,000	,000	,000
3	4	-,001*	,000	,000	-,001	,000
	5	-,001*	,000	,000	-,001	-,001
	6	-,001*	,000	,000	-,001	,000
	7	-,001*	,000	,000	-,001	-,001
	8	-,001*	,000	,000	-,001	,000
	9	,000*	,000	,000	-,001	,000
4	5	,000*	,000	,000	,000	-9,78E-005
	6	-1,75E-005	,000	1,000	,000	,000
	7	,000*	,000	,000	,000	,000
	8	,000	,000	,225	,000	1,95E-005
	9	,000	,000	,259	-2,13E-005	,000
5	6	,000*	,000	,000	8,05E-005	,000
	7	,000	,000	,634	,000	3,99E-005
	8	9,30E-005	,000	,178	-1,35E-005	,000
	9	,000*	,000	,000	,000	,000
6	7	,000*	,000	,000	,000	,000
	8	-9,25E-005	,000	,454	,000	2,73E-005
	9	,000*	,000	,017	1,10E-005	,000
7	8	,000*	,000	,000	7,55E-005	,000
	9	,000*	,000	,000	,000	,001
8	9	,000*	,000	,000	,000	,000

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.36. Comparaciones por pares "Correlación 0° 5 px" según ROI.

(I) COR0005	(J) COR0005	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	-5,22E-005	,000	1,000	,000	5,14E-005
	3	-5,11E-005*	,000	,025	-9,90E-005	-3,17E-006
	4	-7,57E-005	,000	,177	,000	1,09E-005
	5	4,08E-007	,000	1,000	-7,81E-005	7,89E-005
	6	-1,11E-005	,000	1,000	-9,02E-005	6,81E-005
	7	6,44E-005	,000	1,000	-4,43E-005	,000
	8	,000*	,000	,000	,000	,000
	9	,000*	,000	,000	,000	,000
	2	3	1,09E-006	,000	1,000	-9,34E-005
4		-2,36E-005	,000	1,000	,000	7,86E-005
5		5,26E-005	,000	1,000	-6,03E-005	,000
6		4,11E-005	,000	1,000	,000	,000
7		,000*	,000	,002	2,54E-005	,000
8		,000*	,000	,000	,000	,000
9		,000*	,000	,000	,000	,000
3	4	-2,47E-005	,000	1,000	,000	5,46E-005
	5	5,15E-005	,000	,988	-2,42E-005	,000
	6	4,00E-005	,000	1,000	-4,34E-005	,000
	7	,000*	,000	,013	1,27E-005	,000
	8	,000*	,000	,000	,000	,000
	9	,000*	,000	,000	,000	,000
4	5	7,62E-005*	,000	,005	1,28E-005	,000
	6	6,47E-005	,000	1,000	-3,63E-005	,000
	7	,000*	,000	,000	4,60E-005	,000
	8	,000*	,000	,000	,000	,000
	9	,000*	,000	,000	,000	,000
5	6	-1,15E-005	,000	1,000	-9,35E-005	7,06E-005
	7	6,40E-005	,000	1,000	-4,31E-005	,000
	8	,000*	,000	,000	,000	,000
	9	,000*	,000	,000	,000	,000
6	7	7,55E-005	,000	1,000	-5,39E-005	,000
	8	,000*	,000	,000	,000	,000
	9	,000*	,000	,000	,000	,000
7	8	,000*	,000	,000	,000	,000
	9	,000*	,000	,000	,000	,000
8	9	-7,66E-006	,000	1,000	-4,84E-005	3,30E-005

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.37. Comparaciones por pares "Correlación 0° 10 px" según ROI.

(I) COR0010	(J) COR0010	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a		
					Límite inferior	Límite superior	
1	2	-2,19E-005	,000	1,000	,000	5,69E-005	
	3	-2,67E-005	,000	,653	-6,34E-005	9,88E-006	
	4	6,94E-006	,000	1,000	-6,05E-005	7,44E-005	
	5	3,00E-005	,000	1,000	-2,66E-005	8,65E-005	
	6	1,49E-005	,000	1,000	-4,23E-005	7,21E-005	
	7	8,18E-005*	,000	,037	2,28E-006	,000	
	8	,000*	,000	,000	,000	,000	
	9	,000*	,000	,000	,000	,000	
	2	3	-4,89E-006	,000	1,000	-8,06E-005	7,09E-005
4		2,88E-005	,000	1,000	-5,05E-005	,000	
5		5,18E-005	,000	1,000	-3,25E-005	,000	
6		3,67E-005	,000	1,000	-7,41E-005	,000	
7		,000*	,000	,000	4,07E-005	,000	
8		,000*	,000	,000	,000	,000	
9		,000*	,000	,000	,000	,000	
3		4	3,37E-005	,000	1,000	-3,37E-005	,000
		5	5,67E-005	,000	,069	-1,85E-006	,000
	6	4,16E-005	,000	1,000	-2,12E-005	,000	
	7	,000*	,000	,001	2,89E-005	,000	
	8	,000*	,000	,000	,000	,000	
	9	,000*	,000	,000	,000	,000	
4	5	2,31E-005	,000	1,000	-2,57E-005	7,19E-005	
	6	7,93E-006	,000	1,000	-6,95E-005	8,54E-005	
	7	7,49E-005	,000	,080	-3,58E-006	,000	
	8	,000*	,000	,000	,000	,000	
	9	,000*	,000	,000	,000	,000	
5	6	-1,51E-005	,000	1,000	-7,71E-005	4,68E-005	
	7	5,18E-005	,000	1,000	-3,24E-005	,000	
	8	,000*	,000	,000	,000	,000	
	9	,000*	,000	,000	,000	,000	
6	7	6,70E-005	,000	1,000	-3,84E-005	,000	
	8	,000*	,000	,000	,000	,000	
	9	,000*	,000	,000	,000	,000	
7	8	,000*	,000	,000	7,41E-005	,000	
	9	,000*	,000	,000	9,91E-005	,000	
8	9	2,18E-005	,000	,445	-6,34E-006	4,99E-005	

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.38. Comparaciones por pares "Correlación 90° 1 px" según ROI.

(I) COR9001	(J) COR9001	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	,000*	,000	,000	,000	,000
	3	,000*	,000	,000	,000	,001
	4	-3,10E-005	,000	1,000	,000	,000
	5	,000*	,000	,000	-,001	,000
	6	,000*	,000	,000	,000	,000
	7	-,001*	,000	,000	-,001	-,001
	8	-,001*	,000	,000	-,001	,000
	9	,000*	,000	,000	-,001	,000
	2	3	6,10E-005	,000	,755	-2,45E-005
4		,000*	,000	,000	-,001	,000
5		-,001*	,000	,000	-,001	-,001
6		-,001*	,000	,000	-,001	-,001
7		-,001*	,000	,000	-,001	-,001
8		-,001*	,000	,000	-,001	-,001
9		-,001*	,000	,000	-,001	-,001
3	4	,000*	,000	,000	-,001	,000
	5	-,001*	,000	,000	-,001	-,001
	6	-,001*	,000	,000	-,001	-,001
	7	-,001*	,000	,000	-,001	-,001
	8	-,001*	,000	,000	-,001	-,001
	9	-,001*	,000	,000	-,001	-,001
4	5	,000*	,000	,000	,000	,000
	6	,000*	,000	,000	,000	,000
	7	-,001*	,000	,000	-,001	-,001
	8	-,001*	,000	,000	-,001	,000
	9	,000*	,000	,000	,000	,000
5	6	9,70E-005	,000	,156	-1,23E-005	,000
	7	,000*	,000	,000	-,001	,000
	8	,000*	,000	,000	,000	-5,68E-005
	9	1,50E-005	,000	1,000	-9,88E-005	,000
6	7	,000*	,000	,000	-,001	,000
	8	,000*	,000	,000	,000	,000
	9	-8,20E-005	,000	1,000	,000	4,48E-005
7	8	,000*	,000	,002	4,40E-005	,000
	9	,000*	,000	,000	,000	,001
8	9	,000*	,000	,000	,000	,000

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.39. Comparaciones por pares "Correlación 90° 5 px" según ROI.

(I) COR9005	(J) COR9005	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a		
					Límite inferior	Límite superior	
1	2	,000*	,000	,000	,000	,000	
	3	,000*	,000	,000	,000	,000	
	4	9,85E-005*	,000	,000	3,32E-005	,000	
	5	9,32E-006	,000	1,000	-6,88E-005	8,74E-005	
	6	-8,62E-005*	,000	,006	,000	-1,40E-005	
	7	,000*	,000	,000	,000	-4,75E-005	
	8	1,73E-006	,000	1,000	-7,82E-005	8,16E-005	
	9	-8,36E-005*	,000	,010	,000	-1,05E-005	
	2	3	5,95E-005*	,000	,001	1,53E-005	,000
4		-9,00E-005*	,000	,000	,000	-2,82E-005	
5		,000*	,000	,000	,000	,000	
6		,000*	,000	,000	,000	,000	
7		,000*	,000	,000	,000	,000	
8		,000*	,000	,000	,000	,000	
9		,000*	,000	,000	,000	,000	
3		4	,000*	,000	,000	,000	-8,15E-005
		5	,000*	,000	,000	,000	,000
	6	,000*	,000	,000	,000	,000	
	7	,000*	,000	,000	,000	,000	
	8	,000*	,000	,000	,000	,000	
	9	,000*	,000	,000	,000	,000	
4	5	-8,92E-005*	,000	,005	,000	-1,48E-005	
	6	,000*	,000	,000	,000	,000	
	7	,000*	,000	,000	,000	,000	
	8	-9,67E-005*	,000	,016	,000	-9,08E-006	
	9	,000*	,000	,000	,000	,000	
5	6	-9,55E-005*	,000	,000	,000	-3,54E-005	
	7	,000*	,000	,000	,000	-4,81E-005	
	8	-7,59E-006	,000	1,000	-9,33E-005	7,81E-005	
	9	-9,29E-005*	,000	,014	,000	-9,89E-006	
6	7	-3,88E-005	,000	1,000	,000	3,19E-005	
	8	8,79E-005*	,000	,001	2,18E-005	,000	
	9	2,64E-006	,000	1,000	-5,74E-005	6,27E-005	
7	8	,000*	,000	,000	6,10E-005	,000	
	9	4,15E-005	,000	1,000	-2,90E-005	,000	
8	9	-8,53E-005*	,000	,000	,000	-4,49E-005	

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.40. Comparaciones por pares "Correlación 90° 10 px" según ROI.

(I) COR9010	(J) COR9010	Diferencia entre medias (I-J)	Error típ.	Significación ^a	Intervalo de confianza al 95 % para la diferencia ^a	
					Límite inferior	Límite superior
1	2	,000*	,000	,000	,000	,000
	3	,000*	,000	,000	,000	,000
	4	,000*	,000	,000	8,19E-005	,000
	5	5,19E-005	,000	,104	-3,97E-006	,000
	6	-2,95E-005	,000	1,000	-7,93E-005	2,03E-005
	7	-4,16E-005	,000	,234	-9,08E-005	7,61E-006
	8	2,71E-005	,000	1,000	-2,34E-005	7,75E-005
	9	-2,47E-005	,000	1,000	-7,17E-005	2,24E-005
	2	3	2,59E-005	,000	,304	-5,80E-006
4		-2,64E-005	,000	1,000	-7,46E-005	2,19E-005
5		,000*	,000	,000	,000	-5,27E-005
6		,000*	,000	,000	,000	,000
7		,000*	,000	,000	,000	,000
8		,000*	,000	,000	,000	-7,89E-005
9		,000*	,000	,000	,000	,000
3	4	-5,22E-005	,000	,123	,000	5,04E-006
	5	,000*	,000	,000	,000	-8,36E-005
	6	,000*	,000	,000	,000	,000
	7	,000*	,000	,000	,000	,000
	8	,000*	,000	,000	,000	,000
	9	,000*	,000	,000	,000	,000
4	5	-7,92E-005*	,000	,003	,000	-1,52E-005
	6	,000*	,000	,000	,000	-9,96E-005
	7	,000*	,000	,000	,000	,000
	8	,000*	,000	,000	,000	-3,61E-005
	9	,000*	,000	,000	,000	-9,09E-005
5	6	-8,14E-005*	,000	,000	,000	-3,66E-005
	7	-9,35E-005*	,000	,000	,000	-3,10E-005
	8	-2,48E-005	,000	1,000	-8,58E-005	3,61E-005
	9	-7,66E-005*	,000	,003	,000	-1,56E-005
6	7	-1,21E-005	,000	1,000	-6,30E-005	3,89E-005
	8	5,66E-005*	,000	,002	1,21E-005	,000
	9	4,84E-006	,000	1,000	-3,68E-005	4,65E-005
7	8	6,86E-005*	,000	,000	2,56E-005	,000
	9	1,69E-005	,000	1,000	-2,93E-005	6,31E-005
8	9	-5,17E-005*	,000	,000	-7,85E-005	-2,50E-005

Basadas en las medias marginales estimadas.

*. La diferencia de las medias es significativa al nivel ,05.

a. Ajuste para comparaciones múltiples: Bonferroni.

Tabla III.41. Prueba M de Box para las variables texturales GLCM.

M de Box		13009,145
F	Aprox.	3,310
	gl1	3480
	gl2	785966,769
	Sig.	,000

Contrasta la hipótesis nula de que las matrices de covarianzas poblacionales son iguales.

Tabla III.42. Lambda de Wilks para significación de las funciones discriminantes de las variables texturales GLCM.

Contraste de las funciones	Lambda de Wilks	Chi-cuadrado	gl	Sig.
1 a la 8	,003	5009,675	232	,000
2 a la 8	,021	3390,926	196	,000
3 a la 8	,110	1945,392	162	,000
4 a la 8	,266	1164,491	130	,000
5 a la 8	,486	635,306	100	,000
6 a la 8	,697	317,605	72	,000
7 a la 8	,841	152,381	46	,000
8	,949	45,790	22	,002

Tabla III.43. Funciones en los centroides de los grupos del análisis textural GLCM.

ROI	Función							
	1	2	3	4	5	6	7	8
ROI 01	4,655	,052	-1,251	-1,100	-,677	,188	-,009	-,045
ROI 02	-,477	3,693	1,315	-1,309	,746	-,021	-,030	,038
ROI 03	1,577	3,052	,171	1,963	-,355	-,196	,073	,017
ROI 04	-4,208	,955	-1,234	-,048	-,623	,467	-,330	-,162
ROI 05	-1,774	-,705	-1,181	-,158	,066	-,176	,569	,434
ROI 06	-,618	-1,330	-,529	-,154	,296	-1,009	-,022	-,332
ROI 07	1,176	-1,778	-,544	,636	1,164	,296	-,537	,151
ROI 08	,062	-1,761	1,068	,309	,287	,618	,578	-,295
ROI 09	-,393	-2,178	2,185	-,139	-,904	-,168	-,293	,194

Funciones discriminantes canónicas no tipificadas evaluadas en las medias de los grupos

Tabla III.44. Matriz de la estructura de variables texturales GLCM.

	Función							
	1	2	3	4	5	6	7	8
CON9001	,083	,678(*)	,170	,119	-,182	-,143	,105	-,157
CON9010	,189	,630(*)	,163	-,029	-,239	-,164	,143	-,090
CON9005	,135	,628(*)	,146	,111	-,252	-,162	,188	-,153
COR9001	-,038	-,440(*)	-,045	,043	,431	,354	-,016	,330
COR9010	,077	-,293(*)	-,018	-,142	,110	-,225	-,287	-,019
ENT9001	-,130	,242(*)	-,062	,166	-,138	-,199	-,036	-,231
ASM9001	,109	-,217(*)	,037	-,135	,088	,213	,041	,194
IDM0001	-,135	-,001	,248	-,467(*)	-,026	-,025	-,100	,091
IDM9005	,126	-,065	,269	-,447(*)	,045	-,103	-,203	,352
IDM0005	,126	,066	,161	-,406(*)	,045	,070	-,202	,256
IDM0010	,146	,017	,121	-,369(*)	,264	,111	-,062	,149
IDM9001	,260	-,147	,260	-,360(*)	-,116	-,186	-,161	,228
IDM9010	,128	-,100	,326	-,359(*)	,063	-,011	-,130	,263
COR0001	-,117	-,262	-,149	,057	,396(*)	,230	,046	,355
CON0010	,185	,173	,186	-,181	-,387(*)	-,066	,076	-,182
CON0005	,140	,122	,179	-,115	-,368(*)	-,081	,118	-,226
CON0001	,219	,114	,210	-,060	-,349(*)	-,071	,047	-,187
COR0010	,015	,227	-,345	-,050	,124	-,401(*)	-,169	,023
COR0005	-,025	,203	-,327	-,040	,085	-,341(*)	-,292	,070
ASM0010	,079	-,170	,075	-,132	,165	,304(*)	,022	,208
ASM0005	,066	-,156	,059	-,145	,139	,292(*)	-,004	,215
ENT0010	-,093	,183	-,084	,154	-,215	-,291(*)	-,020	-,191
ENT0005	-,086	,167	-,075	,173	-,172	-,289(*)	,011	-,223
ASM0001	-,025	-,176	,065	-,167	,123	,252(*)	,052	,173
ENT0001	,016	,194	-,075	,202	-,147	-,250(*)	-,036	-,176
ASM9010	,093	-,200	,048	-,104	,191	,235(*)	,032	,158
ENT9010	-,098	,213	-,068	,136	-,203	-,218(*)	-,014	-,188
COR9005	,022	-,303	-,039	-,134	,145	-,169	-,380(*)	,086
ENT9005(a)	-,093	,207	-,059	,178	-,192	-,218	,011	-,237(*)
ASM9005	,071	-,190	,041	-,148	,168	,229	-,001	,231(*)

Correlaciones intra-grupo combinadas entre las variables discriminantes y las funciones discriminantes canónicas tipificadas

Variables ordenadas por el tamaño de la correlación con la función.

* Mayor correlación absoluta entre cada variable y cualquier función discriminante.

a Esta variable no se emplea en el análisis.

Tabla III.45. *Coefficientes estandarizados discriminantes de los parámetros texturales GLCM.*

	Función							
	1	2	3	4	5	6	7	8
CON0001	,921	,731	1,655	1,770	-1,603	-1,035	-,064	2,109
CON0005	-2,914	-2,109	-,056	-3,623	3,844	2,173	-2,474	-4,250
CON0010	2,294	1,184	-2,442	1,593	-2,660	-1,263	2,148	2,083
CON9001	-1,766	,316	-,353	,467	1,996	,340	-2,209	-1,410
CON9005	1,723	-,017	1,405	5,044	-4,201	-2,697	1,989	3,273
CON9010	,133	,632	-,302	-4,778	2,927	2,205	,052	-1,344
IDM0001	-,181	,174	,404	-,171	,556	-,442	-,853	-,440
IDM0005	,309	,205	-,488	,256	-,254	,278	,269	,589
IDM0010	,094	,588	-,598	-,202	,657	,090	,841	-,297
IDM9001	,078	-,668	,713	,597	-,174	-,360	-1,263	-,445
IDM9005	-,173	,275	,681	-,258	-,317	-,607	,585	,323
IDM9010	-,040	-,259	,850	-,441	,138	,434	,817	,418
ASM0001	-1,034	1,912	2,486	-,485	1,398	,270	1,514	,931
ASM0005	-,383	-1,518	,821	2,562	-3,475	-,919	-4,146	-5,140
ASM0010	-1,092	-,777	-,694	,793	-1,493	,137	1,556	2,789
ASM9001	1,806	1,088	-2,632	-,478	-1,097	1,301	1,306	-1,310
ASM9005	-2,301	,890	-1,789	-1,884	2,973	-3,055	-2,525	6,058
ASM9010	2,839	-,507	1,317	,242	,866	3,062	3,187	-2,534
ENT0001	3,087	2,283	1,292	-,172	3,940	,556	-,594	,079
ENT0005	-,749	-1,647	1,980	2,831	1,142	-7,181	-,013	-5,158
ENT0010	-4,062	-1,423	-4,969	1,986	-5,195	,590	1,862	5,126
ENT9001	-,354	1,439	,132	-,617	-,820	,419	-1,656	-1,784
ENT9010	1,799	1,242	1,855	-3,315	1,640	6,218	2,253	3,302
COR0001	,228	,692	-,500	1,139	-,861	-1,192	3,052	2,623
COR0005	-,291	,251	,034	-,626	1,002	1,627	-2,919	-2,389
COR0010	,348	-,342	-,821	-,065	-,647	-1,598	1,238	1,275
COR9001	-,161	-,434	,355	-,590	2,209	1,339	-2,908	-1,408
COR9005	-,204	-,140	-,349	1,825	-1,479	-,926	,111	1,380
COR9010	,569	,127	,444	-1,118	1,278	,346	,190	-,483

La variable ENT9005 no se incluyó en el análisis porque no cumplió el criterio de tolerancia de la prueba.

ANEXO IV

CÓDIGOS FUENTE DE RUTINAS IMAGEJ

IV.1. PROCESADO FILTRO UNSHARP MASK

```

package ij.plugin.filter;
import ij.*;
import ij.gui.GenericDialog;
import ij.gui.DialogListener;
import ij.process.*;
import ij.plugin.filter.GaussianBlur;
import ij.measure.Measurements;
import java.awt.*;

/** This plugin-filter implements ImageJ's Unsharp Mask command.
 * Unsharp masking subtracts a blurred copy of the image and rescales the image
 * to obtain the same contrast of large (low-frequency) structures as in the
 * input image. This is equivalent to adding a high-pass filtered image and
 * thus sharpens the image.
 * "Radius (Sigma)" is the standard deviation (blur radius) of the Gaussian blur that
 * is subtracted. "Mask Weight" determines the strength of filtering, where "Mask Weight"=1
 * would be an infinite weight of the high-pass filtered image that is added.
 */
public class UnsharpMask implements ExtendedPlugInFilter, DialogListener {
    private static double sigma = 1.0; // standard deviation of the Gaussian
    private static double weight = 0.6; // weight of the mask
    private final int flags =
DOES_ALL|SUPPORTS_MASKING|CONVERT_TO_FLOAT|SNAPSHOT|PARALLELIZE_STACKS|KEEP_PREVIEW;
    private GaussianBlur gb;

    /** Method to return types supported
     * @param arg Not used by this plugin
     * @param imp The image to be filtered
     * @return Code describing supported formats etc.
     * (see ij.plugin.filter.PlugInFilter & ExtendedPlugInFilter)
     */
    public int setup(String arg, ImagePlus imp) {
        return flags;
    }

    /** This method is invoked for each slice or color channel. It filters
     * an image by enhancing high-frequency components. Since this
     * PlugInFilter specifies the CONVERT_TO_FLOAT and SNAPSHOT
     * flags, 'ip' is always a FloatProcessor with a valid snapshot.
     * @param ip The image, slice or channel to filter
     */
    public void run(ImageProcessor ip) {
        sharpenFloat((FloatProcessor)ip, sigma, (float)weight);
    }

    /** Unsharp Mask filtering of a float image. 'fp' must have a valid snapshot. */
    public void sharpenFloat(FloatProcessor fp, double sigma, float weight) {
        if (gb == null) gb = new GaussianBlur();
        gb.blurGaussian(fp, sigma, sigma, 0.01);
        if (Thread.currentThread().isInterrupted()) return;
        float[] pixels = (float[])fp.getPixels();
        float[] snapshotPixels = (float[])fp.getSnapshotPixels();
        int width = fp.getWidth();
        Rectangle roi = fp.getRoi();
        for (int y=roi.y; y<roi.y+roi.height; y++)
            for (int x=roi.x, p=width*y+x; x<roi.x+roi.width; x++,p++)
                pixels[p] = (snapshotPixels[p] - weight*pixels[p])/(1f - weight);
    }

    /** Ask the user for the parameters */
    public int showDialog(ImagePlus imp, String command, PlugInFilterRunner pfr) {
        String options = Macro.getOptions();
        boolean oldMacro = false; //for old macros, "gaussian radius" was 2.5 sigma
        if (options!=null) {
            if (options.indexOf("gaussian=") >= 0) {
                oldMacro = true;
                Macro.setOptions(options.replaceAll("gaussian=", "radius="));
            }
        }
    }
}

```

```

GenericDialog gd = new GenericDialog(command);
sigma = Math.abs(sigma);
if (weight<0) weight = 0;
if (weight>0.99) weight = 0.99;
gd.addNumericField("Radius (Sigma)", sigma, 1, 6, "pixels");
gd.addNumericField("Mask Weight (0.1-0.9)", weight,2);
gd.addPreviewCheckbox(pfr);
gd.addDialogListener(this);
gd.showDialog(); //input by the user (or macro) happens here
if (gd.wasCanceled()) return DONE;
if (oldMacro) sigma /= 2.5;
IJ.register(this.getClass()); //protect static class variables (parameters)
from garbage collection
return IJ.setupDialog(imp, flags); //ask whether to process all slices of stack
(if a stack)
}

public boolean dialogItemChanged(GenericDialog gd, AWTEvent e) {
sigma = gd.getNextNumber();
weight = gd.getNextNumber();
if (sigma < 0 || weight < 0 || weight > 0.99 || gd.invalidNumber())
return false;
else return true;
}

/** Since most computing time is spent in GaussianBlur, forward the
 * information about the number of passes to Gaussian Blur. The
 * ProgressBar will be handled by GaussianBlur. */
public void setNPasses(int nPasses) {
if (gb == null) gb = new GaussianBlur();
gb.setNPasses(nPasses);
}
}

```

Código fuente disponible en:
<http://rsb.info.nih.gov/ij/developer/source/index.html>
[Consultado 27 agosto 2009]

IV.2. PROCESADO FILTRO *BACKGROUND SUBTRACTER*

```

package ij.plugin.filter;
import ij.*;
import ij.gui.*;
import ij.process.*;
import ij.measure.*;
import ij.util.Tools;
import java.awt.*;

```

```

/** Implements ImageJ's Subtract Background command. Based on the concept of the
rolling ball algorithm described in Stanley Sternberg's article, "Biomedical Image
Processing", IEEE Computer, January 1983.

```

Imagine that the 2D grayscale image has a third (height) dimension by the image value at every point in the image, creating a surface. A ball of given radius is rolled over the bottom side of this surface; the hull of the volume reachable by the ball is the background.

With "Sliding Paraboloid", the rolling ball is replaced by a sliding paraboloid of rotation with the same curvature at its apex as a ball of a given radius. A paraboloid has the advantage that suitable paraboloids can be found for any image values, even if the pixel values are much larger than a typical object size (in pixels). The paraboloid of rotation is approximated as parabolae in 4 directions: x, y and the two 45-degree directions. Lines of the image in these directions are processed by sliding a parabola against them. Obtaining the hull needs the parabola for a given direction to be applied multiple times (after doing the other directions); in this respect the current code is a compromise between accuracy and speed.

For noise rejection, with the sliding paraboloid algorithm, a 3x3 maximum of the background is applied. With both, rolling ball and sliding paraboloid, the image used for calculating the background is slightly smoothed (3x3 average). This can result in negative values after background subtraction. This preprocessing

can be disabled.

In the sliding paraboloid algorithm, additional code has been added to avoid subtracting corner objects as a background (note that a paraboloid or ball would always touch the 4 corner pixels and thus make them background pixels). This code assumes that corner particles reach less than 1/4 of the image size into the image.

Rolling ball code based on the NIH Image Pascal version by Michael Castle and Janice Keller of the University of Michigan Mental Health Research Institute. Sliding Paraboloid by Michael Schmid, 2007.

```
Version 10-Jan-2008
*/
public class BackgroundSubtractor implements ExtendedPlugInFilter, DialogListener {
    /* parameters from the dialog: */
    private static double radius = 50; // default rolling ball radius
    private static boolean lightBackground = Prefs.get("bs.background", true);
    private static boolean separateColors; // whether to create a separate background for each
color channel
    private static boolean createBackground; // don't subtract background (e.g., for proces-
sing the background before subtracting)
    private static boolean useParaboloid; // use "Sliding Paraboloid" instead of rolling ball
algorithm
    private static boolean doPresmooth = true; // smoothen the image before creating the back-
ground
    /* more class variables */
    private boolean isRGB; // whether we have an RGB image
    private boolean previewing;
    private final static int MAXIMUM = 0, MEAN = 1; //filter types of filter3x3
    private final static int X_DIRECTION = 0, Y_DIRECTION = 1,
DIAGONAL_1A = 2, DIAGONAL_1B = 3, DIAGONAL_2A = 4, DIAGONAL_2B = 5; //filter direc-
tions
    private final static int DIRECTION_PASSES = 9; //number of passes for different directions
    private int nPasses = DIRECTION_PASSES;
    private int pass;
    private int flags = DOES_ALL|FINAL_PROCESSING|KEEP_PREVIEW|PARALLELIZE_STACKS;

    public int setup(String arg, ImagePlus imp) {
        if (arg.equals("final")) {
            imp.getProcessor().resetMinAndMax();
            return DONE;
        } else
            return flags;
    }

    public int showDialog(ImagePlus imp, String command, PlugInFilterRunner pfr) {
        isRGB = imp.getProcessor() instanceof ColorProcessor;
        String options = Macro.getOptions();
        if (options!=null)
            Macro.setOptions(options.replaceAll("white", "light"));
        GenericDialog gd = new GenericDialog(command);
        gd.addNumericField("Rolling Ball Radius:", radius, 1, 6, "Pixels");
        gd.addCheckbox("Light Background", lightBackground);
        if (isRGB) gd.addCheckbox("Separate Colors", separateColors);
        gd.addCheckbox("Create Background (Don't Subtract)", createBackground);
        gd.addCheckbox("Sliding Paraboloid", useParaboloid);
        gd.addCheckbox("Disable Smoothing", !doPresmooth);
        gd.addPreviewCheckbox(pfr);
        gd.addDialogListener(this);
        previewing = true;
        gd.showDialog();
        previewing = false;
        if (gd.wasCanceled()) return DONE;
        IJ.register(this.getClass()); //protect static class variables (filter param-
eters) from garbage collection
        Prefs.set("bs.background", lightBackground);
        if ((imp.getProcessor() instanceof FloatProcessor) && !createBackground)
            flags |= SNAPSHOT; //FloatProcessors need the original to subtract it
from the background
        return IJ.setupDialog(imp, flags); //ask whether to process all slices of stack (if a
stack)
    }
}
```

```

public boolean dialogItemChanged(GenericDialog gd, AWTEvent e) {
    radius = gd.getNextNumber();
    if (radius <= 0.0001 || gd.invalidNumber())
        return false;
    lightBackground = gd.getNextBoolean();
    if (isRGB) separateColors = gd.getNextBoolean();
    createBackground = gd.getNextBoolean();
    useParaboloid = gd.getNextBoolean();
    doPresmooth = !gd.getNextBoolean();
    return true;
}

/** Background for any image type */
public void run(ImageProcessor ip) {
    if (isRGB && !separateColors)
        rollingBallBrightnessBackground((ColorProcessor)ip, radius, createBackground,
lightBackground, useParaboloid, doPresmooth, true);
    else
        rollingBallBackground(ip, radius, createBackground, lightBackground, useParaboloid,
doPresmooth, true);
    if (previewing && (ip instanceof FloatProcessor || ip instanceof ShortProcessor)) {
        ip.resetMinAndMax();
    }
}

/** Deprecated. For compatibility with previous ImageJ versions */
public void subtractRGBBackground(ColorProcessor ip, int ballRadius) {
    rollingBallBrightnessBackground(ip, (double)ballRadius, false, lightBackground, false,
true, true);
}
/** Deprecated. For compatibility with previous ImageJ versions */
public void subtractBackground(ImageProcessor ip, int ballRadius) {
    rollingBallBackground(ip, (double)ballRadius, false, lightBackground, false, true,
true);
}

/** Create or subtract a background, based on the brightness of an RGB image (keeping
 * the hue of each pixel unchanged)
 * @param ip          The RGB image. On output, it will become the background-subtracted
image or
 *
 * the background (depending on <code>createBackground</code>).
 * @param radius      Radius of the rolling ball creating the background (actually a
 * paraboloid of rotation with the same curvature)
 * @param createBackground Whether to create a background, not to subtract it.
 * @param lightBackground Whether the image has a light background.
 * @param doPresmooth Whether the image should be smoothened (3x3 mean) before creating
 * the background. With smoothing, the background will not necessarily
 * be below the image data.
 * @param correctCorners Whether the algorithm should try to detect corner particles to
avoid
 *
 * subtracting them as a background.
 */
public void rollingBallBrightnessBackground(ColorProcessor ip, double radius, boolean crea-
teBackground,
boolean lightBackground, boolean useParaboloid, boolean doPresmooth, boolean co-
rrectCorners) {
    int width = ip.getWidth();
    int height = ip.getHeight();
    byte[] H = new byte[width*height];
    byte[] S = new byte[width*height];
    byte[] B = new byte[width*height];
    ip.getHSB(H, S, B);
    ByteProcessor bp = new ByteProcessor(width, height, B, null);
    rollingBallBackground(bp, radius, createBackground, lightBackground, useParaboloid,
doPresmooth, correctCorners);
    ip.setHSB(H, S, (byte[])bp.getPixels());
}

/** Create or subtract a background, works for all image types. For RGB images, the
 * background is subtracted from each channel separately
 * @param ip          The image. On output, it will become the background-subtracted
image or

```



```

*           the background (depending on <code>createBackground</code>).
* @param radius      Radius of the rolling ball creating the background (actually a
*                   paraboloid of rotation with the same curvature)
* @param createBackground  Whether to create a background, not to subtract it.
* @param lightBackground  Whether the image has a light background.
* @param useParaboloid    Whether to use the "sliding paraboloid" algorithm.
* @param doPresmooth     Whether the image should be smoothed (3x3 mean) before creating
*                   the background. With smoothing, the background will not necessarily
*                   be below the image data.
* @param correctCorners  Whether the algorithm should try to detect corner particles to
avoid
*                   subtracting them as a background.
*/
public void rollingBallBackground(ImageProcessor ip, double radius, boolean createBack-
ground,
    boolean lightBackground, boolean useParaboloid, boolean doPresmooth, boolean co-
rrectCorners) {
    boolean invertedLut = ip.isInvertedLut();
    boolean invert = (invertedLut && !lightBackground) || (!invertedLut && lightBack-
ground);
    RollingBall ball = null;
    if (!useParaboloid) ball = new RollingBall(radius);
    FloatProcessor fp = null;
    for (int channelNumber=0; channelNumber<ip.getNChannels(); channelNumber++) {
        fp = ip.toFloat(channelNumber, fp);
        if (useParaboloid)
            slidingParaboloidFloatBackground(fp, (float)radius, invert, doPresmooth, co-
rrectCorners);
        else
            rollingBallFloatBackground(fp, (float)radius, invert, doPresmooth, ball);

        if (createBackground)
            ip.setPixels(channelNumber, fp);
        else {
            float[] bgPixels = (float[])fp.getPixels(); //subtract the background now
            if (ip instanceof FloatProcessor) { //currently holds the background
                //here ip and fp are the same
                (bgPixels will be output)
                float[] snapshotPixels = (float[])fp.getSnapshotPixels(); //original data
in the snapshot
                for (int p=0; p<bgPixels.length; p++)
                    bgPixels[p] = snapshotPixels[p]-bgPixels[p];
                //for all others, the image data are in ip, the background is in fp
            } else if (ip instanceof ShortProcessor) {
                float offset = invert ? 65535.5f : 0.5f; //includes 0.5 for rounding when
converting float to short
                short[] pixels = (short[])ip.getPixels();
                for (int p=0; p<bgPixels.length; p++) {
                    float value = (pixels[p]&0xffff) - bgPixels[p] + offset;
                    if (value<0f) value = 0f;

                    if (value>65535f) value = 65535f;

                    pixels[p] = (short)(value);
                }
            } else if (ip instanceof ByteProcessor) {
                float offset = invert ? 255.5f : 0.5f; //includes 0.5 for rounding when
converting float to byte
                byte[] pixels = (byte[])ip.getPixels();
                for (int p=0; p<bgPixels.length; p++) {
                    float value = (pixels[p]&0xff) - bgPixels[p] + offset;
                    if (value<0f) value = 0f;

                    if (value>255f) value = 255f;

                    pixels[p] = (byte)(value);
                }
            } else if (ip instanceof ColorProcessor) {
                float offset = invert ? 255.5f : 0.5f;
                int[] pixels = (int[])ip.getPixels();
                int shift = 16 - 8*channelNumber;

                int byteMask = 255<<shift;
                int resetMask = 0xffffffff^(255<<shift);

```

```

        for (int p=0; p<bgPixels.length; p++) {
            int pxl = pixels[p];
            float value = ((pxl&byteMask)>>shift) - bgPixels[p] + offset;
            if (value<0f) value = 0f;

            if (value>255f) value = 255f;
            pixels[p] = (pxl&resetMask) | ((int)value<<shift);
        }
    }
}

// S L I D E   P A R A B O L O I D   S E C T I O N

/** Create background for a float image by sliding a paraboloid over
 * the image. */
void slidingParaboloidFloatBackground(FloatProcessor fp, float radius, boolean invert,
    boolean doPresmooth, boolean correctCorners) {
    float[] pixels = (float[])fp.getPixels(); //this will become the background
    int width = fp.getWidth();
    int height = fp.getHeight();
    float[] cache = new float[Math.max(width, height)]; //work array for lineSlideParabola
    int[] nextPoint = new int[Math.max(width, height)]; //work array for lineSlideParabola
    float coeff2 = 0.5f/radius; //2nd-order coefficient of the polynomial
    approximating the ball
    float coeff2diag = 1.f/radius; //same for diagonal directions where step
    is sqrt2

    showProgress(0.000001); //start the progress bar (only filter1D
    will increment it)
    if (invert)
        for (int i=0; i<pixels.length; i++)
            pixels[i] = -pixels[i];

    float shiftBy = 0;
    if (doPresmooth) {
        shiftBy = (float)filter3x3(fp, MAXIMUM); //3x3 maximum to remove dust etc.
        showProgress(0.5);
        filter3x3(fp, MEAN); //smoothing to remove noise
        pass++;
        //IJ.log("shiftBy="+shiftBy);
        //new ImagePlus("preprocessed",fp.duplicate()).show();
    }
    if (correctCorners)
        correctCorners(fp, coeff2, cache, nextPoint); //modify corner data, avoids sub-
    tracting corner particles

    /* Slide the parabola over the image in different directions */
    /* Doing the diagonal directions at the end is faster (diagonal lines are denser,
     * so there are more such lines, and the algorithm gets faster with each iteration) */
    filter1D(fp, X_DIRECTION, coeff2, cache, nextPoint);
    filter1D(fp, Y_DIRECTION, coeff2, cache, nextPoint);
    filter1D(fp, X_DIRECTION, coeff2, cache, nextPoint); //redo for better accuracy
    filter1D(fp, DIAGONAL_1A, coeff2diag, cache, nextPoint);
    filter1D(fp, DIAGONAL_1B, coeff2diag, cache, nextPoint);
    filter1D(fp, DIAGONAL_2A, coeff2diag, cache, nextPoint);
    filter1D(fp, DIAGONAL_2B, coeff2diag, cache, nextPoint);
    filter1D(fp, DIAGONAL_1A, coeff2diag, cache, nextPoint); //redo for better accuracy
    filter1D(fp, DIAGONAL_1B, coeff2diag, cache, nextPoint);

    if (invert)
        for (int i=0; i<pixels.length; i++)
            pixels[i] = -(pixels[i] - shiftBy);
    else if (doPresmooth)
        for (int i=0; i<pixels.length; i++)
            pixels[i] -= shiftBy; //correct for shift by 3x3 maximum
}

/** Filter by subtracting a sliding parabola for all lines in one direction, x, y or one of

```

```

* the two diagonal directions (diagonals are processed only for half the image per call).
*/
void filter1D(FloatProcessor fp, int direction, float coeff2, float[] cache, int[] next-
Point) {
    float[] pixels = (float[])fp.getPixels(); //this will become the background
    int width = fp.getWidth();
    int height = fp.getHeight();
    int startLine = 0; //index of the first line to handle
    int nLines = 0; //index+1 of the last line to handle (initialized to avoid
compile-time error)
    int lineInc = 0; //increment from one line to the next in pixels array
    int pointInc = 0; //increment from one point to the next along the line
    int length = 0; //length of the line
    switch (direction) {
        case X_DIRECTION: //lines parallel to x direction
            nLines = height;
            lineInc = width;
            pointInc = 1;
            length = width;
            break;
        case Y_DIRECTION: //lines parallel to y direction
            nLines = width;
            lineInc = 1;
            pointInc = width;
            length = height;
            break;
        case DIAGONAL_1A: //lines parallel to x=y, starting at x axis
            nLines = width-2; //the algorithm makes no sense for lines shorter than 3
pixels
            lineInc = 1;
            pointInc = width + 1;
            break;
        case DIAGONAL_1B: //lines parallel to x=y, starting at y axis
            startLine = 1;
            nLines = height-2;
            lineInc = width;
            pointInc = width + 1;
            break;
        case DIAGONAL_2A: //lines parallel to x=-y, starting at x axis
            startLine = 2;
            nLines = width;
            lineInc = 1;
            pointInc = width - 1;
            break;
        case DIAGONAL_2B: //lines parallel to x=-y, starting at x=width-1, y=variable
            startLine = 0;
            nLines = height-2;
            lineInc = width;
            pointInc = width - 1;
            break;
    }
    for (int i=startLine; i<nLines; i++) {
        if (i%50==0) {
            if (Thread.currentThread().isInterrupted()) return;
            showProgress(i/(double)nLines);
        }
        int startPixel = i*lineInc;
        if (direction == DIAGONAL_2B) startPixel += width-1;
        switch (direction) {
            case DIAGONAL_1A: length = Math.min(height, width-i); break;
            case DIAGONAL_1B: length = Math.min(width, height-i); break;
            case DIAGONAL_2A: length = Math.min(height, i+1); break;
            case DIAGONAL_2B: length = Math.min(width, height-i); break;
        }
        lineSlideParabola(pixels, startPixel, pointInc, length, coeff2, cache, nextPoint,
null);
    }
    pass++;
} //void filter1D

/** Process one straight line in the image by sliding a parabola along the line
* (from the bottom) and setting the values to make all points reachable by
* the parabola

```

```

* @param pixels      Image data, will be modified by parabolic interpolation
*                   where the parabola does not touch.
* @param start      Index of first pixel of the line in pixels array
* @param inc        Increment of index in pixels array
* @param length     Number of points the line consists of
* @param coeff2     2nd order coefficient of the polynomial describing the parabola,
*                   must be positive (although a parabola with negative curvature is
*                   actually used)
* @param cache      Work array, length at least <code>length</code>. Will usually remain
*                   in the CPU cache and may therefore speed up the code.
* @param nextPoint  Work array. Will hold the index of the next point with sufficient local
*                   curvature to get touched by the parabola.
* @param correctedEdges Should be a 2-element array used for output or null.
* @return           The correctedEdges array (if non-null on input) with the two estimated
*                   edge pixel values corrected for edge particles.
*/
static float[] lineSlideParabola(float[] pixels, int start, int inc, int length, float
coeff2, float[] cache, int[] nextPoint, float[] correctedEdges) {
    float minValue = Float.MAX_VALUE;
    int lastpoint = 0;
    int firstCorner = length-1;          // the first point except the edge that is
touched
    int lastCorner = 0;                  // the last point except the edge that is tou-
ched
    float vPrevious1 = 0f;
    float vPrevious2 = 0f;
    float curvatureTest = 1.999f*coeff2; //not 2: numeric scatter of 2nd derivative
    /* copy data to cache, determine the minimum, and find points with local curvature such
    * that the parabola can touch them - only these need to be examined futher on */
    for (int i=0, p=start; i<length; i++, p+=inc) {
        float v = pixels[p];
        cache[i] = v;
        if (v < minValue) minValue = v;
        if (i >= 2 && vPrevious1+vPrevious1-vPrevious2-v < curvatureTest) {
            nextPoint[lastpoint] = i-1; // point i-1 may be touched
            lastpoint = i-1;
        }
        vPrevious2 = vPrevious1;
        vPrevious1 = v;
    }
    nextPoint[lastpoint] = length-1;
    nextPoint[length-1] = Integer.MAX_VALUE;// breaks the search loop

    int i1 = 0;                          // i1 and i2 will be the two points where the
parabola touches
    while (i1<length-1) {
        float v1 = cache[i1];
        float minSlope = Float.MAX_VALUE;
        int i2 = 0;                       //((initialized to avoid compile-time error)
        int searchTo = length;
        int recalculateLimitNow = 0;      // when 0, limits for searching will be recal-
culated
        /* find the second point where the parabola through point i1,v1 touches: */
        for (int j=nextPoint[i1]; j<searchTo; j=nextPoint[j], recalculateLimitNow++) {
            float v2 = cache[j];
            float slope = (v2-v1)/(j-i1)+coeff2*(j-i1);
            if (slope < minSlope) {
                minSlope = slope;
                i2 = j;
                recalculateLimitNow = -3;
            }
            if (recalculateLimitNow==0) { //time-consuming recalculation of search limit:
wait a bit after slope is updated
                double b = 0.5f*minSlope/coeff2;
                int maxSearch = i1+(int) (b+Math.sqrt(b*b+(v1-minValue)/coeff2)+1);
                //(numeric overflow may make this negative)
                if (maxSearch < searchTo && maxSearch > 0) searchTo = maxSearch;
            }
        }
        if (i1 == 0) firstCorner = i2;
        if (i2 == length-1) lastCorner = i1;
        /* interpolate between the two points where the parabola touches: */
        for (int j=i1+1, p=start+j*inc; j<i2; j++, p+=inc)

```

```

        pixels[p] = v1 + (j-i1)*(minSlope - (j-i1)*coeff2);
        i1 = i2; // continue from this new point
    } //while (i1<length-1)
    /* Now calculate estimated edge values without an edge particle, allowing for vignetting
    * described as a 6th-order polynomial: */
    if (correctedEdges != null) {
        if (4*firstCorner >= length) firstCorner = 0; // edge particles must be < 1/4 image
        size
            if (4*(length - 1 - lastCorner) >= length) lastCorner = length - 1;
            float v1 = cache[firstCorner];
            float v2 = cache[lastCorner];
            float slope = (v2-v1)/(lastCorner-firstCorner); // of the line through the two
            outermost non-edge touching points
            float value0 = v1 - slope * firstCorner; // offset of this line
            float coeff6 = 0; // coefficient of 6th order polynomial
            float mid = 0.5f * (lastCorner + firstCorner);
            for (int i=(length+2)/3; i<=(2*length)/3; i++) { // compare with mid-image pixels to
            detect vignetting
                float dx = (i-mid)*2f/(lastCorner-firstCorner);
                float poly6 = dx*dx*dx*dx*dx*dx - 1f; // the 6th order polynomial, zero
                at firstCorner and lastCorner
                if (cache[i] < value0 + slope*i + coeff6*poly6) {
                    coeff6 = -(value0 + slope*i - cache[i])/poly6;
                }
                float dx = (firstCorner-mid)*2f/(lastCorner-firstCorner);
                correctedEdges[0] = value0 + coeff6*(dx*dx*dx*dx*dx*dx - 1f) + coeff2*firstCorner*firstCorner;
                dx = (lastCorner-mid)*2f/(lastCorner-firstCorner);
                correctedEdges[1] = value0 + (length-1)*slope + coeff6*(dx*dx*dx*dx*dx*dx - 1f) +
                coeff2*(length-1-lastCorner)*(length-1-lastCorner);
                //IJ.log("edge corr: corners@"+firstCorner+", "+lastCorner+": "+v1+", "+v2);
                //IJ.log("from "+cache[0]+", "+cache[length-1]+ " to linear: "+(v1-
                firstCorner*slope)+", "+(v2+(length-1-
                lastCorner)*slope)+", full: "+correctedEdges[0]+", "+correctedEdges[1]);
            }
            return correctedEdges;
        } //void lineSlideParabola

    /** Detect corner particles and adjust corner pixels if a particle is there.
    * Analyzing the directions parallel to the edges and the diagonals, we
    * average over the 3 correction values (found for the 3 directions)
    */
    void correctCorners(FloatProcessor fp, float coeff2, float[] cache, int[] nextPoint) {
        int width = fp.getWidth();
        int height = fp.getHeight();
        float[] pixels = (float[])fp.getPixels();
        float[] corners = new float[4]; // (0,0); (xmax,0); (ymax,0); (xmax,ymax)
        float[] correctedEdges = new float[2];
        correctedEdges = lineSlideParabola(pixels, 0, 1, width, coeff2, cache, nextPoint, correctedEdges);
        corners[0] = correctedEdges[0];
        corners[1] = correctedEdges[1];
        correctedEdges = lineSlideParabola(pixels, (height-1)*width, 1, width, coeff2, cache, nextPoint, correctedEdges);
        corners[2] = correctedEdges[0];
        corners[3] = correctedEdges[1];
        correctedEdges = lineSlideParabola(pixels, 0, width, height, coeff2, cache, nextPoint, correctedEdges);
        corners[0] += correctedEdges[0];
        corners[2] += correctedEdges[1];
        correctedEdges = lineSlideParabola(pixels, width-1, width, height, coeff2, cache, nextPoint, correctedEdges);
        corners[1] += correctedEdges[0];
        corners[3] += correctedEdges[1];
        int diagLength = Math.min(width,height); //length of a 45-degree line from a
        corner
            float coeff2diag = 2 * coeff2;
            correctedEdges = lineSlideParabola(pixels, 0, 1+width, diagLength, coeff2diag, cache, nextPoint, correctedEdges);
            corners[0] += correctedEdges[0];

```

```

        correctedEdges = lineSlideParabola(pixels, width-1, -1+width, diagLength, coeff2diag,
cache, nextPoint, correctedEdges);
        corners[1] += correctedEdges[0];
        correctedEdges = lineSlideParabola(pixels, (height-1)*width, 1-width, diagLength, co-
eff2diag, cache, nextPoint, correctedEdges);
        corners[2] += correctedEdges[0];
        correctedEdges = lineSlideParabola(pixels, width*height-1, -1-width, diagLength, co-
eff2diag, cache, nextPoint, correctedEdges);
        corners[3] += correctedEdges[0];
        //IJ.log("corner 00:"+pixels[0]+"->"+(corners[0]/3));
        //IJ.log("corner 01:"+pixels[width-1]+"->"+(corners[1]/3));
        //IJ.log("corner 10:"+pixels[(height-1)*width]+"->"+(corners[2]/3));
        //IJ.log("corner 11:"+pixels[width*height-1]+"->"+(corners[3]/3));
        if (pixels[0] > corners[0]/3) pixels[0] = corners[0]/3;
        if (pixels[width-1] > corners[1]/3) pixels[width-1] = corners[1]/3;
        if (pixels[(height-1)*width] > corners[2]/3) pixels[(height-1)*width] = corners[2]/3;
        if (pixels[width*height-1] > corners[3]/3) pixels[width*height-1] = corners[3]/3;
        //new ImagePlus("corner corrected",fp.duplicate()).show();
    } //void correctCorners

// R O L L   B A L L   S E C T I O N

/** Create background for a float image by rolling a ball over
 * the image. */
void rollingBallFloatBackground(FloatProcessor fp, float radius, boolean invert,
    boolean doPresmooth, RollingBall ball) {
    float[] pixels = (float[])fp.getPixels(); //this will become the background
    boolean shrink = ball.shrinkFactor >1;

    showProgress(0.0);
    if (invert)
        for (int i=0; i<pixels.length; i++)
            pixels[i] = -pixels[i];
    if (doPresmooth)
        filter3x3(fp, MEAN);
    double[] minmax = Tools.getMinMax(pixels);
    if (Thread.currentThread().isInterrupted()) return;
    FloatProcessor smallImage = shrink ? shrinkImage(fp, ball.shrinkFactor) : fp;
    if (Thread.currentThread().isInterrupted()) return;
    rollBall(ball, smallImage);
    if (Thread.currentThread().isInterrupted()) return;
    showProgress(0.9);
    if (shrink)
        enlargeImage(smallImage, fp, ball.shrinkFactor);
    if (Thread.currentThread().isInterrupted()) return;

    if (invert)
        for (int i=0; i<pixels.length; i++)
            pixels[i] = -pixels[i];
    pass++;
}

/** Creates a lower resolution image for ball-rolling. */
FloatProcessor shrinkImage(FloatProcessor ip, int shrinkFactor) {
    int width = ip.getWidth();
    int height = ip.getHeight();
    float[] pixels = (float[])ip.getPixels();
    int sWidth = (width+shrinkFactor-1)/shrinkFactor;
    int sHeight = (height+shrinkFactor-1)/shrinkFactor;
    showProgress(0.1);
    FloatProcessor smallImage = new FloatProcessor(sWidth, sHeight);
    float[] sPixels = (float[])smallImage.getPixels();
    float min, thispixel;
    for (int ySmall=0; ySmall<sHeight; ySmall++) {
        for (int xSmall=0; xSmall<sWidth; xSmall++) {
            min = Float.MAX_VALUE;
            for (int j=0, y=shrinkFactor*ySmall; j<shrinkFactor&&y<height; j++, y++) {
                for (int k=0, x=shrinkFactor*xSmall; k<shrinkFactor&&x<width; k++, x++) {
                    thispixel = pixels[x+y*width];
                    if (thispixel<min)
                        min = thispixel;
                }
            }
        }
    }
}

```

```

        sPixels[xSmall+ySmall*sWidth] = min; // each point in small image is minimum of
its neighborhood
    }
}
//new ImagePlus("smallImage", smallImage).show();
return smallImage;
}

/** 'Rolls' a filtering object over a (shrunk) image in order to find the
image's smooth continuous background. For the purpose of explaining this
algorithm, imagine that the 2D grayscale image has a third (height) dimension
defined by the intensity value at every point in the image. The center of
the filtering object, a patch from the top of a sphere having radius BallRadius,
is moved along each scan line of the image so that the patch is tangent to the
image at one or more points with every other point on the patch below the
corresponding (x,y) point of the image. Any point either on or below the patch
during this process is considered part of the background. Shrinking the image
before running this procedure is advised for large ball radii because the
processing time increases with ball radius^2.
*/
void rollBall(RollingBall ball, FloatProcessor fp) {
    float[] pixels = (float[])fp.getPixels(); //the input pixels
    int width = fp.getWidth();
    int height = fp.getHeight();
    float[] zBall = ball.data;
    int ballWidth = ball.width;
    int radius = ballWidth/2;
    float[] cache = new float[width*ballWidth]; //temporarily stores the pixels we work on

    Thread thread = Thread.currentThread();
    long lastTime = System.currentTimeMillis();
    for (int y=-radius; y<height+radius; y++) { //for all positions of the ball center:
        long time = System.currentTimeMillis();
        if (time-lastTime > 100) {
            lastTime = time;
            if (thread.isInterrupted()) return;
            showProgress(0.1+0.8*y/(height+ballWidth));
        }
        int nextLineToWriteInCache = (y+radius)%ballWidth;
        int nextLineToRead = y + radius; //line of the input not touched yet
        if (nextLineToRead<height) {
            System.arraycopy(pixels, nextLineToRead*width, cache, nextLineToWriteInCa-
che*width, width);
            for (int x=0, p=nextLineToRead*width; x<width; x++,p++)
                pixels[p] = -Float.MAX_VALUE; //unprocessed pixels start at minus infini-
ty
        }
        int y0 = y-radius; //the first line to see whether the ball
touches
        if (y0 < 0) y0 = 0;
        int yBall0 = y0+y+radius; //y coordinate in the ball corresponding to
y0
        int yend = y+radius; //the last line to see whether the ball
touches
        if (yend>=height) yend = height-1;
        for (int x=-radius; x<width+radius; x++) {
            float z = Float.MAX_VALUE; //the height of the ball (ball is in posi-
tion x,y)
            int x0 = x-radius;
            if (x0 < 0) x0 = 0;
            int xBall0 = x0-x+radius;
            int xend = x+radius;
            if (xend>=width) xend = width-1;
            for (int yp=y0, yBall=yBall0; yp<=yend; yp++,yBall++) { //for all points inside
the ball
                int cachePointer = (yp%ballWidth)*width+x0;
                for (int xp=x0, bp=xBall0+yBall*ballWidth; xp<=xend; xp++, cachePointer++,
bp++) {
                    float zReduced = cache[cachePointer] - zBall[bp];
                    if (z > zReduced) //does this point imply a greater height?
                        z = zReduced;
                }
            }
        }
    }
}

```

```

        for (int yp=y0, yBall=yBall0; yp<=yend; yp++,yBall++) //raise pixels to ball
surface      for (int xp=x0, p=xp+yp*width, bp=xBall0+yBall*ballWidth; xp<=xend; xp++,
p++, bp++) {
                float zMin = z + zBall[bp];
                if (pixels[p] < zMin)
                    pixels[p] = zMin;
            }
        // if (x>=0&&y>=0&&x<width&&y<height) bgPixels[x+y*width] = z; //debug, ball height
output      }
    }

    //new ImagePlus("bg rolled", fp.duplicate()).show();
}

/** Uses bilinear interpolation to find the points in the full-scale background
    given the points from the shrunken image background. (At the edges, it is
    actually extrapolation.)
*/
void enlargeImage(FloatProcessor smallImage, FloatProcessor fp, int shrinkFactor) {
    int width = fp.getWidth();
    int height = fp.getHeight();
    int smallWidth = smallImage.getWidth();
    int smallHeight = smallImage.getHeight();
    float[] pixels = (float[])fp.getPixels();
    float[] sPixels = (float[])smallImage.getPixels();
    int[] xSmallIndices = new int[width]; //index of first point in smallImage
    float[] xWeights = new float[width]; //weight of this point
    makeInterpolationArrays(xSmallIndices, xWeights, width, smallWidth, shrinkFactor);
    int[] ySmallIndices = new int[height];
    float[] yWeights = new float[height];
    makeInterpolationArrays(ySmallIndices, yWeights, height, smallHeight, shrinkFactor);
    float[] line0 = new float[width];
    float[] line1 = new float[width];
    for (int x=0; x<width; x++) //x-interpolation of the first smallImage
line      line1[x] = sPixels[xSmallIndices[x]] * xWeights[x] +
            sPixels[xSmallIndices[x]+1] * (1f - xWeights[x]);
    int ySmallLine0 = -1; //line0 corresponds to this y of smallImage
    for (int y=0; y<height; y++) {
        if (ySmallLine0 < ySmallIndices[y]) {
            float[] swap = line0; //previous line1 -> line0
            line0 = line1;
            line1 = swap; //keep the other array for filling with new
data      ySmallLine0++;
            int sYPointer = (ySmallIndices[y]+1)*smallWidth; //points to line0 + 1 in sma-
llImage
            for (int x=0; x<width; x++) //x-interpolation of the new smallImage
line -> line1      line1[x] = sPixels[sYPointer+xSmallIndices[x]] * xWeights[x] +
                    sPixels[sYPointer+xSmallIndices[x]+1] * (1f - xWeights[x]);
        }
        float weight = yWeights[y];
        for (int x=0, p=y*width; x<width; x++,p++)
            pixels[p] = line0[x]*weight + line1[x]*(1f - weight);
    }
}

/** Create arrays of indices and weights for interpolation.


```

<pre>
Example for shrinkFactor = 4:
small image pixel number | 0 | 1 | 2 | ...
full image pixel number | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 |10 |11 | ...
smallIndex for interpolation(0) | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 | 2 | ...
(0) Note: This is smallIndex for the left pixel; for the right pixel used for interpola-
tion it is higher by one
</pre>
*/
void makeInterpolationArrays(int[] smallIndices, float[] weights, int length, int smal-
lLength, int shrinkFactor) {

```


```



```

        for (int i=0; i<length; i++) {
            int smallIndex = (i - shrinkFactor/2)/shrinkFactor;
            if (smallIndex >= smallLength-1) smallIndex = smallLength - 2;
            smallIndices[i] = smallIndex;
            float distance = (i + 0.5f)/shrinkFactor - (smallIndex + 0.5f); //distance of pixel
centers (in smallImage pixels)
            weights[i] = 1f - distance;
            //if(i<12)IJ.log("i,sI="+i+", "+smallIndex+", weight="+weights[i]);
        }
    }

// COMMON SECTION FOR BOTH ALGORITHMS

/** Replace the pixels by the mean or maximum in a 3x3 neighborhood.
 * No snapshot is required (less memory needed than e.g., fp.smooth()).
 * When used as maximum filter, it returns the average change of the
 * pixel value by this operation
 */
double filter3x3(FloatProcessor fp, int type) {
    int width = fp.getWidth();
    int height = fp.getHeight();
    double shiftBy = 0;
    float[] pixels = (float[])fp.getPixels();
    for (int y=0; y<height; y++)
        shiftBy += filter3(pixels, width, y*width, 1, type);
    for (int x=0; x<width; x++)
        shiftBy += filter3(pixels, height, x, width, type);
    return shiftBy/width/height;
}

/** Filter a line: maximum or average of 3-pixel neighborhood */
double filter3(float[] pixels, int length, int pixel0, int inc, int type) {
    double shiftBy = 0;
    float v3 = pixels[pixel0]; //will be pixel[i+1]
    float v2 = v3; //will be pixel[i]
    float v1; //will be pixel[i-1]
    for (int i=0, p=pixel0; i<length; i++,p+=inc) {
        v1 = v2;
        v2 = v3;
        if (i<length-1) v3 = pixels[p+inc];
        if (type == MAXIMUM) {
            float max = v1 > v3 ? v1 : v3;
            if (v2 > max) max = v2;
            shiftBy += max - v2;
            pixels[p] = max;
        } else
            pixels[p] = (v1+v2+v3)*0.33333333f;
    }
    return shiftBy;
}

public void setNPasses(int nPasses) {
    if (isRGB && separateColors) nPasses *= 3;
    this.nPasses = nPasses;
    if (useParaboloid) nPasses*= (doPresmooth) ? DIRECTION_PASSES+2 : DIRECTION_PASSES;
    pass = 0;
}

private void showProgress(double percent) {
    if (nPasses <= 0) return;
    percent = (double)pass/nPasses + percent/nPasses;
    IJ.showProgress(percent);
}
}

// CLASS ROLLINGBALL

/** A rolling ball (or actually a square part thereof)
 * Here it is also determined whether to shrink the image
 */
class RollingBall {

```

```

float[] data;
int width;
int shrinkFactor;

RollingBall(double radius) {
    int arcTrimPer;
    if (radius<=10) {
        shrinkFactor = 1;
        arcTrimPer = 24; // trim 24% in x and y
    } else if (radius<=30) {
        shrinkFactor = 2;
        arcTrimPer = 24; // trim 24% in x and y
    } else if (radius<=100) {
        shrinkFactor = 4;
        arcTrimPer = 32; // trim 32% in x and y
    } else {
        shrinkFactor = 8;
        arcTrimPer = 40; // trim 40% in x and y
    }
    buildRollingBall(radius, arcTrimPer);
}

/** Computes the location of each point on the rolling ball patch relative to the
center of the sphere containing it. The patch is located in the top half
of this sphere. The vertical axis of the sphere passes through the center of
the patch. The projection of the patch in the xy-plane below is a square.
*/
void buildRollingBall(double ballradius, int arcTrimPer) {
    double rsquare; // rolling ball radius squared
    int xtrim; // # of pixels trimmed off each end of ball to make patch
    int xval, yval; // x,y-values on patch relative to center of rolling ball
    double smallballradius; // radius of rolling ball (downscaled in x,y and z when image
is shrunk)
    int halfWidth; // distance in x or y from center of patch to any edge (patch "ra-
dius")

    this.shrinkFactor = shrinkFactor;
    smallballradius = ballradius/shrinkFactor;
    if (smallballradius<1)
        smallballradius = 1;
    rsquare = smallballradius*smallballradius;
    xtrim = (int)(arcTrimPer*smallballradius)/100; // only use a patch of the rolling ball
    halfWidth = (int)Math.round(smallballradius - xtrim);
    width = 2*halfWidth+1;
    data = new float[width*width];

    for (int y=0, p=0; y<width; y++)
        for (int x=0; x<width; x++, p++) {
            xval = x - halfWidth;
            yval = y - halfWidth;
            double temp = rsquare - xval*xval - yval*yval;
            data[p] = temp>0. ? (float)(Math.sqrt(temp)) : 0f;
            // -Float.MAX_VALUE might be better than 0f, but gives different results than
earlier versions
        }
    //IJ.log(ballradius+"\t"+smallballradius+"\t"+width); //###
    //IJ.log("half patch width="+halfWidth+", size="+data.length);
}
}

Version 10-Jan-2008 [Consultado 27 agosto 2009]
Código fuente disponible en:
http://rsb.info.nih.gov/ij/developer/source/index.html

```

IV.3. PROCESADO FILTRO FILTER RANK (CONTRAST ENHANCER)

```

package ij.plugin;
import ij.*;
import ij.process.*;
import ij.gui.*;
import ij.measure.*;
import java.awt.*;

/** Implements ImageJ's Process/Enhance Contrast command. */
public class ContrastEnhancer implements PlugIn, Measurements {

    int max, range;
    boolean classicEqualization;
    int stackSize;
    boolean updateSelectionOnly;
    boolean equalize, normalize, processStack, useStackHistogram, entireImage;
    static double saturated = 0.35;
    static boolean gEqualize, gNormalize;

    public void run(String arg) {
        ImagePlus imp = IJ.getImage();
        stackSize = imp.getStackSize();
        imp.trimProcessor();
        if (!showDialog(imp))
            return;
        Roi roi = imp.getRoi();
        if (roi!=null) roi.endPaste();
        if (stackSize==1)
            Undo.setup(Undo.TRANSFORM, imp);
        else
            Undo.reset();
        if (equalize)
            equalize(imp);
        else
            stretchHistogram(imp, saturated);
        if (equalize || normalize)
            imp.getProcessor().resetMinAndMax();
        imp.updateAndDraw();
    }

    boolean showDialog(ImagePlus imp) {
        equalize=gEqualize; normalize=gNormalize;
        int bitDepth = imp.getBitDepth();
        boolean composite = imp.isComposite();
        if (composite) stackSize = 1;
        Roi roi = imp.getRoi();
        boolean areaRoi = roi!=null && roi.isArea() && !composite;
        GenericDialog gd = new GenericDialog("Enhance Contrast");
        gd.addNumericField("Saturated Pixels:", saturated, 1, 4, "%");
        if (bitDepth!=24 && !composite)
            gd.addCheckbox("Normalize", normalize);
        if (areaRoi) {
            String label = bitDepth==24?"Update Entire Image":"Update All When Normalizing";
            gd.addCheckbox(label, entireImage);
        }
        gd.addCheckbox("Equalize Histogram", equalize);
        if (stackSize>1) {
            if (!composite)
                gd.addCheckbox("Normalize_All "+stackSize+" Slices", processStack);
            gd.addCheckbox("Use Stack Histogram", useStackHistogram);
        }
        gd.showDialog();
        if (gd.wasCanceled())
            return false;
        saturated = gd.getNextNumber();
        if (bitDepth!=24 && !composite)
            normalize = gd.getNextBoolean();
        else
            normalize = false;
        if (areaRoi) {

```

```

        entireImage = gd.getNextBoolean();
        updateSelectionOnly = !entireImage;
        if (!normalize && bitDepth!=24)
            updateSelectionOnly = false;
    }
    equalize = gd.getNextBoolean();
    processStack = stackSize>1?gd.getNextBoolean():false;
    useStackHistogram = stackSize>1?gd.getNextBoolean():false;
    if (saturated<0.0) saturated = 0.0;
    if (saturated>100.0) saturated = 100;
    if (processStack)
        normalize = true;
    gEqualize=equalize; gNormalize=normalize;
    return true;
}

public void stretchHistogram(ImagePlus imp, double saturated) {
    ImageStatistics stats = null;
    if (useStackHistogram)
        stats = new StackStatistics(imp);
    if (processStack) {
        ImageStack stack = imp.getStack();
        for (int i=1; i<=stackSize; i++) {
            IJ.showProgress(i, stackSize);
            ImageProcessor ip = stack.getProcessor(i);
            ip.setRoi(imp.getRoi());
            if (!useStackHistogram)
                stats = ImageStatistics.getStatistics(ip, MIN_MAX, null);
            stretchHistogram(ip, saturated, stats);
        }
    } else {
        ImageProcessor ip = imp.getProcessor();
        ip.setRoi(imp.getRoi());
        if (stats==null)
            stats = ImageStatistics.getStatistics(ip, MIN_MAX, null);
        if (imp.isComposite())
            stretchCompositeImageHistogram((CompositeImage)imp, saturated, stats);
        else
            stretchHistogram(ip, saturated, stats);
    }
}

public void stretchHistogram(ImageProcessor ip, double saturated) {
    useStackHistogram = false;
    stretchHistogram(new ImagePlus("", ip), saturated);
}

public void stretchHistogram(ImageProcessor ip, double saturated, ImageStatistics stats) {
    int[] a = getMinAndMax(ip, saturated, stats);
    int hmin=a[0], hmax=a[1];
    //IJ.log(hmin+" "+hmax+" "+threshold);
    if (hmax>hmin) {
        double min = stats.histMin+hmin*stats.binSize;
        double max = stats.histMin+hmax*stats.binSize;
        if (!updateSelectionOnly)
            ip.resetRoi();
        if (normalize)
            normalize(ip, min, max);
        else {
            if (updateSelectionOnly) {
                ImageProcessor mask = ip.getMask();
                if (mask!=null) ip.snapshot();
                ip.setMinAndMax(min, max);
                if (mask!=null) ip.reset(mask);
            } else
                ip.setMinAndMax(min, max);
        }
    }
}

void stretchCompositeImageHistogram(CompositeImage imp, double saturated, ImageStatistics
stats) {
    ImageProcessor ip = imp.getProcessor();

```

```

int[] a = getMinAndMax(ip, saturated, stats);
int hmin=a[0], hmax=a[1];
if (hmax>hmin) {
    double min = stats.histMin+hmin*stats.binSize;
    double max = stats.histMin+hmax*stats.binSize;
    imp.setDisplayRange(min, max);
}
/*
int channels = imp.getNChannels();b
int channel = imp.getChannel();
int slice = imp.getSlice();
int frame = imp.getFrame();
for (int c=1; c<=channels; c++) {
    imp.setPosition(c, slice, frame);
    ImageProcessor ip = imp.getProcessor();
    int[] a = getMinAndMax(ip, saturated, stats);
    int hmin=a[0], hmax=a[1];
    if (hmax>hmin) {
        double min = stats.histMin+hmin*stats.binSize;
        double max = stats.histMin+hmax*stats.binSize;
        imp.setDisplayRange(min, max);
    }
}
imp.setPosition(channel, slice, frame);
*/
}

int[] getMinAndMax(ImageProcessor ip, double saturated, ImageStatistics stats) {
    int hmin, hmax;
    int threshold;
    int[] histogram = stats.histogram;
    if (saturated>0.0)
        threshold = (int)(stats.pixelCount*saturated/200.0);
    else
        threshold = 0;
    int i = -1;
    boolean found = false;
    int count = 0;
    do {
        i++;
        count += histogram[i];
        found = count>threshold;
    } while (!found && i<255);
    hmin = i;

    i = 256;
    count = 0;
    do {
        i--;
        count += histogram[i];
        found = count>threshold;
        //IJ.log(i+" "+count+" "+found);
    } while (!found && i>0);
    hmax = i;
    int[] a = new int[2];
    a[0]=hmin; a[1]=hmax;
    return a;
}

void normalize(ImageProcessor ip, double min, double max) {
    int min2 = 0;
    int max2 = 255;
    int range = 256;
    if (ip instanceof ShortProcessor)
        {max2 = 65535; range=65536;}
    else if (ip instanceof FloatProcessor)
        normalizeFloat(ip, min, max);

    //double scale = range/(max-min);
    int[] lut = new int[range];
    for (int i=0; i<range; i++) {
        if (i<=min)
            lut[i] = 0;

```

```

        else if (i>=max)
            lut[i] = max2;
        else
            lut[i] = (int)((double)(i-min)/(max-min)*max2);
    }
    applyTable(ip, lut);
}

void applyTable(ImageProcessor ip, int[] lut) {
    if (updateSelectionOnly) {
        ImageProcessor mask = ip.getMask();
        if (mask!=null) ip.snapshot();
        ip.applyTable(lut);
        if (mask!=null) ip.reset(mask);
    } else
        ip.applyTable(lut);
}

void normalizeFloat(ImageProcessor ip, double min, double max) {
    double scale = max>min?1.0/(max-min):1.0;
    int size = ip.getWidth()*ip.getHeight();
    float[] pixels = (float[])ip.getPixels();
    double v;
    for (int i=0; i<size; i++) {
        v = pixels[i] - min;
        if (v<0.0) v = 0.0;
        v *= scale;
        if (v>1.0) v = 1.0;
        pixels[i] = (float)v;
    }
}

public void equalize(ImagePlus imp) {
    if (imp.getBitDepth()==32) {
        IJ.showMessage("Contrast Enhancer", "Equalization of 32-bit images not supported.");
        return;
    }
    classicEqualization = IJ.altKeyDown();
    if (processStack) {
        //int[] mask = imp.getMask();
        //Rectangle rect = imp.get
        ImageStack stack = imp.getStack();
        for (int i=1; i<=stackSize; i++) {
            IJ.showProgress(i, stackSize);
            ImageProcessor ip = stack.getProcessor(i);
            equalize(ip);
        }
    } else
        equalize(imp.getProcessor());
}

/**
 * Changes the tone curves of images.
 * It should bring up the detail in the flat regions of your image.
 * Histogram Equalization can enhance meaningless detail and hide
 * important but small high-contrast features. This method uses a
 * similar algorithm, but uses the square root of the histogram
 * values, so its effects are less extreme. Hold the alt key down
 * to use the standard histogram equalization algorithm.
 * This code was contributed by Richard Kirk (rak@cre.canon.co.uk).
 */
public void equalize(ImageProcessor ip) {
    int[] histogram = ip.getHistogram();
    ip.resetRoi();
    if (ip instanceof ShortProcessor) { // Short
        max = 65535;
        range = 65535;
    } else { //bytes
        max = 255;
        range = 255;
    }
    double sum;

```

```

sum = getWeightedValue(histogram, 0);
for (int i=1; i<max; i++)
    sum += 2 * getWeightedValue(histogram, i);
sum += getWeightedValue(histogram, max);
double scale = range/sum;
int[] lut = new int[range+1];
lut[0] = 0;
sum = getWeightedValue(histogram, 0);
for (int i=1; i<max; i++) {
    double delta = getWeightedValue(histogram, i);
    sum += delta;
    lut[i] = (int)Math.round(sum*scale);
    sum += delta;
}
lut[max] = max;
applyTable(ip, lut);
}
private double getWeightedValue(int[] histogram, int i) { int h = histogram[i]; if (h<2 ||
classicEqualization) return (double)h; return Math.sqrt((double)(h)); }}

```

Código fuente disponible en:

<http://rsb.info.nih.gov/ij/plugins/ce.html>
[Consultado 27 agosto 2009]

IV.4. PROCESADO BINARIZACIÓN (THRESHOLD)

```

package ij.process;
import ij.IJ;
import java.util.Arrays;

/** Autothresholding methods from the Auto_Threshold plugin (http://pacific.mpi-
cbg.de/wiki/index.php/Auto_Threshold)
by G.Landini at bham dot ac dot uk. */

int IsoData(int[] data ) {
    // Also called intermeans
    // Iterative procedure based on the isodata algorithm [T.W. Ridler, S. Calvard, Picture
    // thresholding using an iterative selection method, IEEE Trans. System, Man and
    // Cybernetics, SMC-8 (1978) 630-632.]
    // The procedure divides the image into objects and background by taking an initial
threshold,
    // then the averages of the pixels at or below the threshold and pixels above are com-
puted.
    // The averages of those two values are computed, the threshold is incremented and the
    // process is repeated until the threshold is larger than the composite average. That
is,
    // threshold = (average background + average objects)/2
    // The code in ImageJ that implements this function is the getAutoThreshold() method in
the ImageProcessor class.
    //
    // From: Tim Morris (dtm@ap.co.umist.ac.uk)
    // Subject: Re: Thresholding method?
    // posted to sci.image.processing on 1996/06/24
    // The algorithm implemented in NIH Image sets the threshold as that grey
    // value, G, for which the average of the averages of the grey values
    // below and above G is equal to G. It does this by initialising G to the
    // lowest sensible value and iterating:

    // L = the average grey value of pixels with intensities < G
    // H = the average grey value of pixels with intensities > G
    // is G = (L + H)/2?
    // yes => exit
    // no => increment G and repeat
    //
    int i, l, toth, totl, h, g=0;
    for (i = 1; i < 256; i++){
        if (data[i] > 0){
            g = i + 1;
            break;
        }
    }
}

```

```

    }
    while (true){
        l = 0;
        totl = 0;
        for (i = 0; i < g; i++) {
            totl = totl + data[i];
            l = l + (data[i] * i);
        }
        h = 0;
        toth = 0;
        for (i = g + 1; i < 256; i++){
            toth += data[i];
            h += (data[i]*i);
        }
        if (totl > 0 && toth > 0){
            l /= totl;
            h /= toth;
            if (g == (int) Math.round((l + h) / 2.0))
                break;
        }
        g++;
        if (g > 254)
            return -1;
    }
    return g;
}

int IJIsoData(int[] data) {
    // This is the original ImageJ IsoData implementation, here for backward compatibility.
    int level;
    int maxValue = data.length - 1;
    double result, sum1, sum2, sum3, sum4;
    int count0 = data[0];
    data[0] = 0; //set to zero so erased areas aren't included
    int countMax = data[maxValue];
    data[maxValue] = 0;
    int min = 0;
    while ((data[min]==0) && (min<maxValue))
        min++;
    int max = maxValue;
    while ((data[max]==0) && (max>0))
        max--;
    if (min>=max) {
        data[0]= count0; data[maxValue]=countMax;
        level = data.length/2;
        return level;
    }
    int movingIndex = min;
    int inc = Math.max(max/40, 1);
    do {
        sum1=sum2=sum3=sum4=0.0;
        for (int i=min; i<=movingIndex; i++) {
            sum1 += i*data[i];
            sum2 += data[i];
        }
        for (int i=(movingIndex+1); i<=max; i++) {
            sum3 += i*data[i];
            sum4 += data[i];
        }
        result = (sum1/sum2 + sum3/sum4)/2.0;
        movingIndex++;
    } while ((movingIndex+1)<=result && movingIndex<max-1);
    data[0]= count0; data[maxValue]=countMax;
    level = (int)Math.round(result);
    return level;
}

```

Código fuente disponible en:
<http://rsb.info.nih.gov/ij/developer/source/index.html>
 [Consultado 27 agosto 2009]

IV.5. ALGORITMO FRACTAL BOX-COUNTER

```

package ij.plugin.filter;
import java.awt.*;
import java.awt.image.*;
import java.util.*;
import ij.*;
import ij.process.*;
import ij.gui.*;
import ij.measure.*;
import ij.util.*;

/**
Calculate the so-called "capacity" fractal dimension. The algorithm
is called, in fractal parlance, the "box counting" method. In the
simplest terms, the routine counts the number of boxes of a given size
needed to cover a one pixel wide, binary (black on white) border.
The procedure is repeated for boxes that are 2 to 64 pixels wide.
The output consists of two columns labeled "size" and "count". A plot
is generated with the log of size on the x-axis and the log of count on
the y-axis and the data is fitted with a straight line. The slope (S)
of the line is the negative of the fractal dimension, i.e. D=-S.

A full description of the technique can be found in T. G. Smith,
Jr., G. D. Lange and W. B. Marks, Fractal Methods and Results in Cellular Morphology,
which appeared in J. Neurosci. Methods, 69:1123-126, 1996.

---
12/Jun/2006 G. Landini added "set is white" option, otherwise the plugin
assumes that the object is always low-dimensional (i.e. the phase with
the smallest number of pixels). Now it works fine for sets with D near to 2.0

*/
public class FractalBoxCounter implements PlugInFilter {
    static String sizes = "2,3,4,6,8,12,16,32,64";
    static boolean blackBackground;
    int[] boxSizes;
    float[] boxCountSums;
    int maxBoxSize;
    int[] counts;
    Rectangle roi;
    int foreground;
    ImagePlus imp;

    public int setup(String arg, ImagePlus imp) {
        this.imp = imp;
        return DOES_8G+NO_CHANGES;
    }

    public void run(ImageProcessor ip) {

        GenericDialog gd = new GenericDialog("Fractal Box Counter", IJ.getInstance());
        gd.addStringField("Box Sizes:", sizes, 20);
        gd.addCheckbox("Black Background", blackBackground);

        gd.showDialog();
        if (gd.wasCanceled())
            return;

        String s = gd.getNextString();

        blackBackground = gd.getNextBoolean();

        if (s.equals(""))
            return;
        boxSizes = s2ints(s);
        if (boxSizes==null || boxSizes.length<1)
            return;
        boxCountSums = new float[boxSizes.length];
        sizes = s;
        for (int i=0; i<boxSizes.length; i++)

```

```

        maxBoxSize = Math.max(maxBoxSize, boxSizes[i]);
        counts = new int[maxBoxSize*maxBoxSize+1];
        imp.killRoi();
        if (!ip.isBinary()) {
            IJ.error("8-bit binary image (0 and 255) required.");
            return;
        }
        if (blackBackground)
            foreground = 255;
        else
            foreground = 0;
        if (ip.isInvertedLut())
            foreground = 255 - foreground;
        doBoxCounts(ip);
        IJ.register(FractalBoxCounter.class); // keeps this class from being GC'd on 1.1 JVMs
        return;
    }

    /** Breaks the specified string into an array
    of ints. Returns null if there is an error.*/
    public int[] s2ints(String s) {
        StringTokenizer st = new StringTokenizer(s, " \t");
        int nInts = st.countTokens();
        int[] ints = new int[nInts];
        for(int i=0; i<nInts; i++) {
            try {ints[i] = Integer.parseInt(st.nextToken());}
            catch (NumberFormatException e) {IJ.log(""+e); return null;}
        }
        return ints;
    }
}

boolean FindMargins(ImageProcessor ip) {
    if (IJ.debugMode) IJ.log("FindMargins");
    int[] histogram = new int[256];
    int width = imp.getWidth();
    int height = imp.getHeight();
    int left, right, top, bottom;

    //Find left edge
    left = -1;
    do {
        left++;
        if (left>=width) {
            IJ.error("No non-backround pixels found.");
            return false;
        }
        ip.setRoi(left, 0, 1, height);
        histogram = ip.getHistogram();
    } while (histogram[foreground]==0);

    //Find top edge
    top = -1;
    do {
        top++;
        ip.setRoi(left, top, width-left, 1);
        histogram = ip.getHistogram();
    } while (histogram[foreground]==0);

    //Find right edge
    right =width+1;
    do {
        right--;
        ip.setRoi(right-1, top, 1, height-top);
        histogram = ip.getHistogram();
    } while (histogram[foreground]==0);

    //Find bottom edge
    bottom =height+1;
    do {
        bottom--;
        ip.setRoi(left, bottom-1, right-left, 1);
        histogram = ip.getHistogram();
    } while (histogram[foreground]==0);
}

```

```

        roi = new Rectangle(left, top, right-left, bottom-top);
        return true;
    }

    int count(int size, ImageProcessor ip) {
        int[] histogram = new int[256];
        int count;
        int x = roi.x;
        int y = roi.y;
        int w = (size<=roi.width)?size:roi.width;
        int h = (size<=roi.height)?size:roi.height;
        int right = roi.x+roi.width;
        int bottom = roi.y+roi.height;
        int maxCount = size*size;

        for (int i=1; i<=maxCount; i++)
            counts[i] = 0;
        boolean done = false;
        do {
            ip.setRoi(x, y, w, h);
            histogram = ip.getHistogram();
            counts[histogram[foreground]]++;
            x+=size;
            if (x+size>=right) {
                w = right-x;
                if (x>=right) {
                    w = size;
                    x = roi.x;
                    y += size;
                    if (y+size>=bottom)
                        h = bottom-y;
                    done = y>=bottom;
                }
            }
        } while (!done);
        int boxSum = 0;
        int nBoxes;
        for (int i=1; i<=maxCount; i++) {
            nBoxes = counts[i];
            if (nBoxes!=0)
                boxSum += nBoxes;
        }
        return boxSum;
    }

    double plot() {
        int n = boxSizes.length;
        float[] sizes = new float[boxSizes.length];
        for (int i=0; i<n; i++)
            sizes[i] = (float)Math.log(boxSizes[i]);
        CurveFitter cf = new CurveFitter(Tools.toDouble(sizes), Tools.toDouble(boxCountSums));
        cf.doFit(CurveFitter.STRAIGHT_LINE);
        double[] p = cf.getParams();
        double D = -p[1];
        String label = "D="+IJ.d2s(D,4);
        float[] px = new float[100];
        float[] py = new float[100];
        double[] a = Tools.getMinMax(sizes);
        double xmin=a[0], xmax=a[1];
        a = Tools.getMinMax(boxCountSums);
        double ymin=a[0], ymax=a[1];
        double inc = (xmax-xmin)/99.0;
        double tmp = xmin;
        for (int i=0; i<100; i++) {
            px[i]=(float)tmp;
            tmp += inc;
        }
        for (int i=0; i<100; i++)
            py[i] = (float)cf.f(p, px[i]);
        a = Tools.getMinMax(py);
        ymin = Math.min(ymin, a[0]);
        ymax = Math.max(ymax, a[1]);
    }

```

```

    Plot plot = new Plot("Plot", "log (box size)", "log (count)", px, py);
    plot.setLimits(xmin,xmax,ymin,ymax);
    plot.addPoints(sizes, boxCountSums, PlotWindow.CIRCLE);
    plot.addLabel(0.8, 0.2, label);
    plot.show();
    return D;
}

void doBoxCounts(ImageProcessor ip) {
    if (!FindMargins(ip))
        return;
    ResultsTable rt=ResultsTable.getResultsTable();
    rt.incrementCounter();
    rt.setLabel(imp.getShortTitle(), rt.getCounter()-1);
    for (int i=0; i<boxSizes.length; i++) {
        int boxSum = count(boxSizes[i], ip);
        rt.addValue("C"+boxSizes[i], boxSum);
        boxCountSums[i] = (float)Math.log(boxSum);
    }
    double D = plot();
    rt.addValue("D", D);
    rt.show("Results");
    imp.killRoi();
}
}
}

```

Código fuente disponible en:

<http://rsb.info.nih.gov/ij/developer/source/index.html>
 [Consultado 28 agosto 2009]

IV.6. ALGORIMO GREY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM)

```

//      Name:          GLCM_Texture
//      Project:       Gray Level Correlation Matrix Texture Analyzer
//      Version:       0.4
//      Author:        Julio E. Cabrera
//      Date:          06/10/05
//      Comment:       Calculates texture features based in Gray Level Correlation Matrices
//      Changes since 0.1 version: The normalization constant (R in Haralick's paper, pixelcounter
//      here)
//      now takes in account the fact that for each pair of pixel you take in account there are
//      two entries to the
//      grey level co-ocurrence matrix
//      Changes were made also in the Correlation parameter. Now this parameter is calculated
//      according to Walker's paper
import ij.*;
import ij.gui.*;
import ij.plugin.filter.PlugInFilter;
import ij.process.*;
import java.awt.*;
import ij.plugin.PlugIn;
import ij.text.*;
import ij.measure.ResultsTable;

//=====
//      Name:          GLCM_Texture
//      Project:       Gray Level Correlation Matrix Texture Analyzer
//      Version:       0.4
//
//      Author:        Julio E. Cabrera
//      Date:          06/10/05
//      Comment:       Calculates texture features based in Gray Level Correlation Matrices
//      Changes since 0.1 version: The normalization constant (R in Haralick's paper, pixelcounter
//      here)
//      now takes in account the fact that for each pair of pixel you take in account there are
//      two entries to the
//      grey level co-ocurrence matrix
//      Changes were made also in the Correlation parameter. Now this parameter is calculated
//      according to Walker's paper

```

```
//=====

//=====imports=====
import ij.*;
import ij.gui.*;
import ij.plugin.filter.PlugInFilter;
import ij.process.*;
import java.awt.*;
import ij.plugin.PlugIn;
import ij.text.*;
import ij.measure.ResultsTable;

//=====source=====
public class GLCM_Texture implements PlugInFilter {
    static int step = 1;
    static String selectedStep = "0 degrees";
    static boolean doIcalculateASM = true;
    static boolean doIcalculateContrast = true;
    static boolean doIcalculateCorrelation = true;
    static boolean doIcalculateIDM = true;
    static boolean doIcalculateEntropy = true;
    ResultsTable rt = ResultsTable.getResultsTable();

    public int setup(String arg, ImagePlus imp) {
        if (imp!=null && !showDialog()) return DONE;
        rt.reset();
        return DOES_8G+DOES_STACKS+SUPPORTS_MASKING;
    }

    public void run(ImageProcessor ip) {

        // This part get al the pixel values into the pixel [ ] array via the Image Processor

        byte [] pixels =(byte []) ip.getPixels();
        int width = ip.getWidth();
        Rectangle r = ip.getRoi();

        //}

        // The variable a holds the value of the pixel where the Image Processor is sitting its atten-
        // tion
        // The variالبة b holds the value of the pixel which is the neighbor to the pixel where the
        // Image Processor is sitting its attention

        int a;
        int b;
        double pixelCounter=0;

        //=====
        // This part computes the Gray Level Correlation Matrix based in the step selected by the user

        int offset, i;
        double [] [] glcm= new double [257][257];

        if (selectedStep.equals("0 degrees")) {

            for (int y=r.y; y<(r.y+r.height); y++) {
                offset = y*width;
                for (int x=r.x; x<(r.x+r.width); x++) {
                    i = offset + x;

                    a = 0xff & pixels[i];
                    b = 0xff & (ip.getPixel (x+step, y));
                    glcm [a] [b] +=1;
                    glcm [b] [a] +=1;
                    pixelCounter +=2;
                }
            }
        }
    }
}

```

```

}
}
}

//float [] [] glcmf= new float [257][257];
//for (a=0; a<257; a++) {
//for (b=0; b<257;b++) {
//glcmf[a][b]=(float)glcm[a][b];
//}
//}
//new ImagePlus("glcm", new FloatProcessor(glcmf)).show();

if (selectedStep.equals("90 degrees")) {

for (int y=r.y; y<(r.y+r.height); y++) {
offset = y*width;
for (int x=r.x; x<(r.x+r.width); x++) {
i = offset + x;

a = 0xff & pixels[i];
b = 0xff & (ip.getPixel (x, y-step));
glcm [a][b] +=1;
glcm [b][a] +=1;
pixelCounter +=2;

}
}

if (selectedStep.equals("180 degrees")) {

for (int y=r.y; y<(r.y+r.height); y++) {
offset = y*width;
for (int x=r.x; x<(r.x+r.width); x++) {
i = offset + x;

a = 0xff & pixels[i];
b = 0xff & (ip.getPixel (x-step, y));
glcm [a][b] +=1;
glcm [b][a] +=1;
pixelCounter +=2;

}
}

if (selectedStep.equals("270 degrees")) {

for (int y=r.y; y<(r.y+r.height); y++) {
offset = y*width;
for (int x=r.x; x<(r.x+r.width); x++) {
i = offset + x;

a = 0xff & pixels[i];
b = 0xff & (ip.getPixel (x, y+step));
glcm [a][b] +=1;
glcm [b][a] +=1;
pixelCounter +=2;

}
}
}
}
//=====
// This part divides each member of the glcm matrix by the number of pixels. The number of
pixels was stored in the pixelCounter variable
// The number of pixels is used as a normalizing constant

```

```

for (a=0; a<257; a++) {
for (b=0; b<257;b++) {
glcm[a] [b]=(glcm[a] [b])/(pixelCounter);
}
}

rt.incrementCounter();
int row = rt.getCounter()-1;
//=====
// This part calculates the angular second moment; the value is stored in asm
if (doIcalculateASM==true){
double asm=0.0;
for (a=0; a<257; a++) {
for (b=0; b<257;b++) {
asm=asm+ (glcm[a] [b]*glcm[a] [b]);
}
}
rt.setValue("Angular Second Moment", row, asm);
}

//=====
// This part calculates the contrast; the value is stored in contrast
if (doIcalculateContrast==true){
double contrast=0.0;
for (a=0; a<257; a++) {
for (b=0; b<257;b++) {
contrast=contrast+ (a-b)*(a-b)*(glcm[a] [b]);
}
}
rt.setValue("Contrast", row, contrast);
}

//=====
//This part calculates the correlation; the value is stored in correlation
// px [] and py [] are arrays to calculate the correlation
// meanx and meany are variables to calculate the correlation
// stdevx and stdevy are variables to calculate the correlation
if (doIcalculateCorrelation==true){
//First step in the calculations will be to calculate px [] and py []
double correlation=0.0;
double px=0;
double py=0;
double meanx=0.0;
double meany=0.0;
double stdevx=0.0;
double stdevy=0.0;

for (a=0; a<257;a++){
for (b=0; b <257; b++){
px=px+a*glcm
py=py+b*glcm

[a] [b];
[a] [b];
}
}

// Now calculate the standard deviations
for (a=0; a<257; a++){
for (b=0; b <257; b++){

```

```

stdevx=stdevx+(a-px)*(a-px)*glcm [a] [b];
stdevy=stdevy+(b-py)*(b-py)*glcm [a] [b];
}
}

// Now finally calculate the correlation parameter

for (a=0; a<257; a++) {
for (b=0; b<257;b++) {
correlation=correlation+ ( (a-px)*(b-py)*glcm [a] [b]/(stdevx*stdevy)) ;
}
}
rt.setValue("Correlation", row, correlation);

}

//=====
==
// This part calculates the inverse difference moment

if (doIcalculateIDM==true){
double IDM=0.0;
for (a=0; a<257; a++) {
for (b=0; b<257;b++) {
IDM=IDM+ (glcm[a] [b]/(1+(a-b)*(a-b))) ;
}
}
rt.setValue("Inverse Difference Moment ", row, IDM);

}

//=====
==
// This part calculates the entropy

if (doIcalculateEntropy==true){
double entropy=0.0;
for (a=0; a<257; a++) {
for (b=0; b<257;b++) {
if (glcm[a] [b]==0) {}
else {entropy=entropy- (glcm[a] [b]*(Math.log (glcm[a] [b])));}
}
}
rt.setValue("Entropy", row, entropy);

}

double suma=0.0;
for (a=0; a<257; a++) {
for (b=0; b<257;b++) {
suma= suma + glcm[a] [b];
}
}
rt.setValue("Sum of all GLCM elements", row, suma);
rt.show("Results");

//=====
==
//TextWindow tw = new TextWindow("Haralick's texture features ", "", 400, 200);
//tw.append(" ");
//tw.append ("Total pixels analyzed "+ pixelCounter);
//tw.append ( "Selected Step " + selectedStep);
//tw.append ("Size of the step "+ step);
//tw.append ("3 a la quinta "+ Math.pow(3,5));

}

```



```
// This part is the implementation of the Dialog box (called gd here)
boolean showDialog() {
    GenericDialog gd = new GenericDialog("Textural features based in GLCM. Version 0.4");
    gd.addMessage("This plug-in calculates textural features\n" +" based in Gray Level Correlation Matrices.");

    gd.addNumericField ("Enter the size of the step in pixels", step, 0);

    String [] stepOptions={"0 degrees", "90 degrees", "180 degrees", "270 degrees"};
    gd.addChoice("Select the direction of the step", stepOptions, selectedStep);

    gd.addMessage("Check in the following boxes\n" +"for the parameters you want to compute\n"+"and click OK.");
    gd.addCheckbox("Angular Second Moment ", doIcalculateASM);
    gd.addCheckbox("Contrast ", doIcalculateContrast);
    gd.addCheckbox ("Correlation ", doIcalculateCorrelation);
    gd.addCheckbox ("Inverse Difference Moment ", doIcalculateIDM);
    gd.addCheckbox ("Entropy ", doIcalculateEntropy);

    gd.showDialog();
    if (gd.wasCanceled())
        return false;

    step=(int) gd.getNextNumber();
    selectedStep=gd.getNextChoice ();
    doIcalculateASM=gd.getNextBoolean ();
    doIcalculateContrast=gd.getNextBoolean ();
    doIcalculateCorrelation=gd.getNextBoolean();
    doIcalculateIDM=gd.getNextBoolean();
    doIcalculateEntropy=gd.getNextBoolean();

    return true;
}

}

Código fuente disponible en:  

http://rsb.info.nih.gov/ij/plugins/texture.html  

[Consultado 28 agosto 2009]
```

ÍNDICE ONOMÁSTICO

- Abramoff, 178
Addison, 96, 97, 106, 115, 116
Aguirre, 47, 108, 110, 114
Aharony, 126
Akgünlü, 289
Akono, 91
Albanese, 279
Alemán, 169, 199, 279
Alexander, 55
Algina, 196
Al-Janobi, 92, 93, 139
Allen, 127
Andresen, 42, 287
Antognetti, 87
Aon, 129
APA, 196
Apostol, 299
Appleby, 128
Arango, 92, 93, 122, 130, 139, 157
Argimón, 167
Arivazhagan, 90
Armbrecht, 72
Armitage, 195
Arsuaga, 47, 50, 54, 59, 61
Asaithambi, 172
Asala, 279
Asimov, 103
Askoy, 154
Astley, 93, 157
Attneave, 88
Aubin, 77
Aufort, 306
Ausloos, 128
Avnir, 126

Bacchetta, 40
Bacon, 49, 50, 59
Bader, 158

Baish, 131
Barabási, 126
Barber, 294
Bariamis, 156
Barondess, 82
Bartl, 74
Barton, 127
Basse, 72
Basu, 92
Bauer, 82
Baumann, 102, 106, 115, 117
Baur, 48, 54
Bazant, 126
Beaupré, 71
Beck, 280
Bell, 68
Benhamou, 132, 283, 290
Bérard, 72
Berberoglu, 155
Berge, 48, 49, 60
Bermúdez, 48, 54, 58
Berry, 195, 289
Besicovitch, 106, 110, 111
Bezerra, 77
Bins, 157
Blanc, 55
Blaszczyk, 131
Bollen, 289
Bondioli, 280
Bonewald, 76
Bonferroni, 196, 245, 248, 258, 261, 265
Bonis, 48, 49, 54
Bonnelye, 77
Bonnet, 292
Boonen, 72
Borah, 72
Borges, 103
Borys, 131

Bouxein, 171
Bouzerdoux, 91
Box, 197, 199, 210, 235, 239, 272
Boyce, 77
Boyle, 77
Bradbury, 103
Brady, 87
Braun, 95, 96, 97, 102, 105, 107
Brethour, 158
Brodatz, 89, 124, 137, 150, 294
Brothwell, 277
Brú, 131
Buckland-Wright, 283, 289, 292
Buczowski, 286
Bunde, 125
Butson, 120, 128

Cabrera, 149, 151, 179
Caeiro-Rey, 71, 72
Caldwell, 87
Caligiuri, 283
Campell, 87
Canals, 97, 130
Cantor, 111, 112
Cao, 158
Carrasco, 195, 196
Caserta, 129
Castaneda, xiii
Castellano, 90, 92
Cendre, 285, 298

Chappard, 284, 287, 292, 304, 305
Chen, 70, 75, 90, 92, 128, 284, 289
Cheng, 87, 132

- Chinander, 284
 Chmiela, 120
 Christodoulou, 157
 Christopher, 42, 172
 Chubbs, 88
 Chung, 122, 286
- Cichy, 93
 Ciesielski, 91
 Clausi, 90, 142, 155, 293, 294, 295
 Coburn, 155, 294
 Cohen, 196
 Cointry, 73
 Coleman, 126
 Comín, 80
 Compston, 72
 Cooper, 41, 81
 Coppens, 48, 126
 Cortet, 72, 286, 304, 307
 Costa, 131
 Cowin, 68, 69, 76
 Crawford, 127
 Crichton, 102, 103
 Crockett, 77
 Cross, 128, 286
 Crusafont, 49
 Culmman, 62, 69
- D'Amelio, 82
 Dalí, 104
 Dalstra, 79
 Dapía-Robleda, 71, 72
 Dauber, 65
 Davis, 89
 de Arana, xiii
 de la Cruz, 97, 100
 de la Iglesia, 103
 De Melo, 120, 132
 De Smith, 149
 Debnath, 106, 108, 110
- Défossez, 299
 Deftos, 77
 Dejoz, 65, 80
 Del Castillo, 127
 Delmas, 63, 65, 67
 Deng, 90, 293
 Díaz-Curiel, 73
 Dibennardo, 279
 DICOM, 171
 Díez-Pérez, 72
 Dikshit, 155, 281
 Disini, 291
 Dobzhansky, 49
 Dobzhansky, 47, 49
 Domínguez-Rodrigo, 48
 Donahue, 111
 Dong, 77, 119
 Dougherty, 92, 288
 Dowdy, 195
 Drummond, 129
 Du Buf, 91
 Duan, 280
 Duarte, 131
 Dufresne, 72
 Duin, 90, 92
 Dujardin, 55
 Dunlop, 76
 Dupre, 80
 Dutra, 293
- Ehrlich, 76
 Eiffel, 69
 El Hage, 72
 Emerson, 127
 Ende, 103
 Epifanio López, 90, 281
 ESA, 72
 Euclides, 105
- Falconer, 94, 98, 106, 107, 110, 115, 116
- Falk, 56
 Famiglietti, 129
 Fazzalari, 132, 286, 289, 290
 Feagin, 119, 128
 Feder, 126
 Felsenberg, 72
 Feltrin, 290
 Feneis, 65
 Fernández-Fairén, 79
 Ferreira, 116, 177, 178
 Ferreti, 73, 74
 Ferro, 90, 91, 153, 281, 294
 Fialkowski, 56
 Fidouh, 284
 Fisher, 128
 Flohr, 126
 Folkens, 169, 279
 Follet, 307
 Foster, 195, 198
 Fox, 69, 73
 Frame, 93, 103, 104, 106, 114
 Frankenhuijsen, 105
 Franklin, 293
 Freed, 129
 Friedlander, 129
 Frisch, 74
 Froment, 126
 Frost, 69, 73, 74
 Fujii, 89
 Funahashi, 129
 Fuseler, 130
- Galileo, 68
 Galloway, 141, 298
 Gandhi, 90, 306
 Ganesan, 90
 Garavaglia, 126
 Garcia, 294
 García Ruiz, 104
 García-Miranda, 96

- García-Pérez, 196
 Garrido, 104
 Gasc, 48, 49, 60
 Gaudí, 104
 Gdoutos, 71
 Gdynia, 158
 Geary, 149
 Gee, 49
 Gehring, 280
 Geisser, 197
 Gelsema, 92, 156
 Genant, 71, 306
 Gentle, 198
 Geraets, 132, 289
 Gil, 65, 130
 Gil García, 130
 Gimán, 68
 Ginty, 72
 Glasbey, 118, 122, 178
 Glenny, 130
 Goerttler, 49
 Goldberger, 131
 Goldman, 129
 Gómez-Alonso, 40
 Gómez-Gómez, 167
 Gomis, 131
 Gonzalez, 116, 123, 178, 281, 283
 González, 129
 González Ramón, 69
 Graham, 87, 89
 Gras, 55
 Gray, 60, 64
 Greenhouse, 197
 Gregory, 41, 82, 172
 Grey, 127
 Gribbin, 96, 97, 100, 111
 Groba, 39
 Guggenbuhl, 299, 300
 Guidolin, 130
 Guiot, 131
 Gupta, 71
 Gurzadyan, 126
 Gusi, 72
 Gutiérrez, 198
 Hadjidemetriou, 281
 Haidekker, 284
 Haile-Selassie, 50
 Hall, 87, 157
 Hall-Beyer, 91, 93, 139, 142, 145, 149, 154, 297
 Hamilton, 72
 Haralick, 88, 90, 93, 139, 141, 143, 154, 156, 294, 308
 Harms, 92, 156
 Harris, 47, 48, 54, 55
 Harrison, 126
 Hassen, 158
 Hauschild, 41, 81, 82
 Hausdorff, 106, 110, 111, 131
 Havlin, 125
 Hawkins, 88
 Hay, 50, 57
 Hayes, 72, 280
 He, 88, 92, 139, 142
 Heino, 76
 Heiple, 50, 62
 Henares-Romero, 127
 Henebry, 288
 Heneghan, 41, 81
 Henriksen, 77
 Heras, 59
 Herlidou, 82, 305
 Herman, 76
 Hermes, 90, 92, 123
 Hernández, 76
 Hernández-Sampieri, 167, 198
 Herschel, 68
 Hert, 76
 Herzfeld, 127
 Hiroi, 129
 Ho, 92
 Hodgson, 294
 Hoekman, 88, 149
 Holliday, 51, 52
 Holmes, 294
 Holt, 51, 52
 Horgan, 118, 122, 178
 Huberty, 169, 195, 198, 199, 200, 301
 Hughes, 75
 Huikuri, 131
 Huiskes, 69, 70, 73, 79
 Hyams, 103
 Imen, 156
 Insana, 157
 İşcan, 279
 Ishida, 55
 Isidro, 277
 Issever, 172
 Ito, 298
 Iwamoto, 72
 Jackway, 92, 156
 Jacobs, 76
 Jähne, 88, 91, 123, 135, 137, 142, 281, 283
 Jain, 87, 88, 89, 90, 92, 131, 281
 Jaine, 139
 Janmey, 76
 Jelinek, 98, 102, 104, 106, 116, 118
 Jennane, 306, 307
 Jiang, 76, 284, 306
 Jiménez, 167
 Johnson, 76
 Julesz, 90, 138

- Jürgens, 106
 Jurmain, 48, 49, 54, 55, 57
- Kaandorp, 127
 Kahle, 63, 67, 169
 Kalliokoski, 130
 Kalmey, 61
 Kamiya, 130
 Kapandji, 62, 79, 80
 Kaplan, 131
 Karch, 130
 Karlamangla, 77
 Karperien, 108, 114, 116,
 118, 119, 120, 179, 182,
 184, 190
 Karunanithi, 300
 Katerndahl, 131
 Keaveny, 69, 72
 Keller, 90
 Keppler, 94
 Kerut, 157
 Ketcham, 48
 Khoo, 91, 156
 Khosla, 77
 Kim, 77, 122
 Kimmerer, 128
 King, 120, 128, 279
 Kjems, 127
 Klein-Nulend, 76
 Klonoski, 131
 Koch, 68, 70, 108, 109, 111
 Köhler, 49
 Kojima, 88, 131
 Kolmogorov, 115, 195
 Koot, 41, 81
 Kopelman, 129
 Kourgli, 90, 92, 93, 139
 Koutroumbas, 90, 91, 92,
 93, 138, 142, 145, 146,
 281, 282
 Krischak, 82
- Kuklinski, 90
 Kulikowski, 87
 Kummer, 49, 50
 Kuper, 47, 50
 Kurmyshev, 139
 Kurosu, 155
 Kushwaha, 155
- La Pointe, 127
 Lafage-Proust, 72
 Lam, 91, 128
 Landeweerd, 92, 156
 Landini, 123, 130, 177, 178
 Landy, 87, 88, 89
 Lange, 72
 Lanyon, 76
 Lapidus, 105, 115
 Laplace, 95
 Larese, 198
 Larsson, 88
 Latarjet, 62, 63, 65, 67, 79
 Law, 40, 281
 Leakey, 50
 LeDrew, 294
 Lee, 40, 141, 289, 298
 Leibniz, 96
 Lemaire, 76
 Lerski, 92, 157
 Lespessailles, 291, 300, 306
 Levene, 195, 197
 Leveque, 178
 Levine, 87
 Lewin, 47, 50, 54
 Lewis, 129
 Li, 97, 106, 119
 Libouban, 291
 Lieberman, 69
 Lieder, 76
 Lin, 41, 82, 172, 278, 284,
 286
 Lindenmayer, 104
- Link, 40, 297, 298, 306
 Lippert, 63, 67
- Lladó, 90, 91, 153
 Lloyd, 77
- Lodish, 76
 Lopes Da Silva, 131
 Lorenz, 77, 95, 97, 100
 Lorenzo, 49, 50, 55, 59, 60
 Losa, 125
 Lovejoy, 47, 48, 50, 52, 53,
 54, 55, 57, 58, 59, 60, 61,
 62, 127, 279
 Lynch, 283, 289
- Macchiarelli, 280
 Mäenpää, 90, 139
 Maillard, 92, 142, 293, 295
 Majumdar, 40, 283, 289,
 290, 306
 Majumder, 288
 Malgosa, 277
 Malik, 90
 Malone, 76
 Mandelbrot, 93, 95, 98, 100,
 102, 103, 104, 105, 106,
 107, 108, 110, 111, 114,
 115, 119, 127
 Mann, 76
 Marceau, 293
 Marcelli, 72
 Marchandise, 72
 Marcoulile, 169, 199, 301
 Marcus, 72
 Marina, 43
 Marks, 138
 Marsh, 129
 Martin, 69, 131
 Martínez, 47, 54, 59, 103
 Martínez-Martínez, 285

- Martínez-Urrialde, 72
 Mascarenhas, 293
 Masland, 129
 Masters, 130
 Masud, 41, 81
 Materka, 87, 90, 92, 93, 139, 281, 282
 Mauchly, 196
 Mayumi, 156
 Mazumdar, 288
 McGarigal, 138
 McHenry, 50, 57
 Meléndez, 129
 Messent, 291
 Meyer, 62, 69
 Michail, 158
 Miller, 88, 93, 157
 Minkowski, 114, 115
 Miralles, 59, 65, 79, 80
 Moncada, 196
 Mondry, 71
 Moran, 149
 Morgan, 71
 Mosekilde, 74
 Motague, 129
 Mougiakakou, 157
 Moyá-Solá, 48, 49, 59
 Mueller, 82
 Mulvihill, 76
 Muñoz, 153
 Muñoz Pujol, 91, 122
 Muñoz-Diosdado, 131
 Murray, 102, 106, 116
 Myint, 120, 128, 288
- Nachmais, 87
 Nagy, 87, 88
 Nakamura, 77
 Nakashima, 77
 Naugol'nykh, 127
 Navascues, 131
- Nekka, 106, 119
 Netter, 63, 67, 174
 Nežádal, 118
 Nicholson, 82
 Nicolella, 76
 Nielsen, 158
 NIH, 72
 Njeh, 82
 Norusis, 169, 195, 196, 199, 200, 301
 Novak, 131
 Nyusten, 294
- Ogihara, 129
 Ohman, 62
 Olague, 92
 Olalquiaga, 97, 104
 Olejnik, 169, 195, 196, 198, 200
 Olivari, 126
 OMS, 40
 Ong, 91, 156
 Orozco, 71
 Oruç, 88
 Osborne, 127
- Paget, 131
 Palastanga, 63, 65, 80
 Panico, 129
 Papaloucas, 291
 Pardo, 195, 196, 199, 200
 Parkinson, 132, 286, 289, 290
 Parsons-Wingeter, 130
 Pastor, 150
 Pauwels, 62, 71
 Pearlstine, 92, 93, 142, 155, 281
 Pearson, 69
 Peebles, 126
 Peitgen, 126
- Pekalska, 90, 92
 Peleg, 93
 Pelletier, 127
 Peng, 131
 Peña, 169, 195, 199, 301
 Pérez, 92, 169, 199, 200, 301
 Pérez-López, 114, 127
 Pérez-Moltó, 65
 Pertusa, 118
 Petersen, 103
 Petit, 75
 Petrou, 90
 Pickett, 93
 Pierce, 196
 Pietikäinen, 90, 139
 Pietronero, 126
 Pivonka, 77
 Platónov, 108, 118, 127
 Plotnick, 119, 128
 Poincaré, 95
 Pothuaud, 41, 82, 290
 Pramudito, 172
 Pratt, 90, 93, 123, 142, 143, 281, 283
 Prendergast, 69, 76
 Pride, 76
 Prigogine, 100
 Prina, 69
 Proteau, 291
 Proubasta, 79
 Provenzale, 126
 Pubtz, 67
 Puig, 59, 65, 79
 Pulkkinen, 41, 82, 172, 300
- Qin, 91
 Qiu, 122
- Rachidi, 301
 Rahnert, 77
 Ramakrishnan, 42

- Rasband, 116, 117, 151, 172, 177, 178
Raykow, 169, 199, 301
Reed, 91
Rees, 129
Reichholf, 48, 55
Reno, 57
Richardson, 108, 113, 114, 115
Richmond, 55, 57, 58
Rinaldo, 127
Ríos-Díaz, 65, 72, 93, 123, 137, 159, 168, 175, 177, 278, 280, 285, 308
Rizzoli, 72, 74, 77
Roberts, 155, 294
Robertson, 130
Robinson, 72
Robson, 87
Rodríguez, 198
Rodríguez-Iturbe, 127
Roesler, 70
Röschke, 131
Rose, 49
Rothe, 289
Rouviere, 63, 65, 67, 79, 80
Roux, 68, 70, 73
Rowe, 47, 48, 49, 54
Roy, 118, 119, 179
Rubin, 72
Ruff, 51, 52, 280
Ruiz, 195, 196
Ruiz de Elvira, 58
Ruiz-Fernández, 68
Russ, 116, 123, 142, 151
Rutherford, 72
Ruttimann, 283, 289
Ryan, 48
Rybaczuk, 130
Sabater Pi, 48
SAE, 65
Saidler, 72
Sala, 103
Salmon, 131
Samarabandu, 283
Sánchez-Yáñez, 139
Sanden, 88
Santos, 63, 65, 76
Saupe, 126
Schierwagen, 129
Schifter, 105, 126, 128
Schroeder, 126
Schulze, 123, 178, 283
Scott, 96, 97, 102, 108, 109
Sebastian, 131
Seeman, 75
SEFRAOS, 39
Seidemann, 279
SEIOMM, 39, 72
Sekine, 131
Senut, 48
SER, 39, 82
Setzer, 69
Seul, 123, 178, 283
Shackelford, 51
Shah, 90, 306
Shannon, 138, 146
Shapiro, 195
Shefelbine, 50
Sheppard, 158
Sherwood, 48
Shi, 77
Shih, 158
Shihai, 279
Shimizu, 130
Shokr, 294
Showalter, 82, 299
Shrout, 284
Sierpinski, 111, 112, 119
Singh, 41, 80, 81, 172
Slatkovska, 72
Slijkerman, 95
Smirnov, 195
Smith, 117, 129
Smyth, 41, 82, 172
Snow, 72
Soames, 63, 65
Soh, 294
Solís, 97, 130
Sonka, 90, 142, 178
Soontrapa, 41, 81
Sornette, 102, 106, 107, 108, 114, 115, 126, 127
Southard, 289
Spielberg, 103
Sreenivasan, 126
Stanley, 126
Stauffer, 128
Stein, 47, 48, 49, 54
Steines, 82, 172, 288, 306, 307
Stelt, 132, 289
Sterling, 129
Stern, 60, 61
Sternberg, 177
Stevenson, 47, 50
Steyn, 279
Stosic, 130
Strahler, 293
Strait, 55, 58
Strand, 131
Strzelecki, 90, 92, 93, 139, 281
Student, 196
Sun, 93, 119, 125, 139, 142
Susman, 60, 61
Sutton, 87, 157
Suwa, 50
Tabor, 284
Taillard, 55
Takashaki, 130

- Takayanagi, 77
Talanquer, 106, 108, 109,
110
Talavera, 198
Tamura, 89
Tardieu, 48, 50, 51, 59, 60,
61, 62
Tat, 77
Tauchi, 129
Taylor, 73, 279
Temiyasathit, 76
Testut, 62, 63, 65, 67, 79, 80
Theodoridis, 87, 90, 91, 92,
93, 138, 142, 145, 146,
281, 282
Thompson, 68, 69, 167
Titive, 90
Todd, 72
Tomita, 91, 139
Tomomitsu, 291
Tosoni, 282, 289
Tossatti, 126
TRABECULAE, 71
Traini, 130
Trancho, 279
Trendelenburg, 60
Trinkaus, 50, 51
Troen, 77
Tsatsoulis, 294
Tsiaras, 69
Tsu, 293
Tsuji, 91, 139
Tuceryan, 87, 88, 90, 92,
139, 281
Turcotte, 127
Turner, 69, 74, 90
Tusznski, 129
Tyler, 95, 109, 112
Umarani, 90, 91
Uppaluri, 130, 157
Uusi-Rasi, 72
Van der Linden, 71
Van der Meulen, 68, 69
van der Rohe, 104
Van der Sanden, 149
Van Rietbergen, 71
Vandewalle, 128
Veenland, 41, 82, 284
Verhulp, 71
Vesalio, 68
Vokes, 82
Voronoi, 90
Wachter, 82
Wagensberg, 104
Walker, 92, 142, 148, 156,
279
Wallach, 40, 72
Wang, 71, 88, 92
Ward, 68, 81, 172, 286
We, 142
Weaver, 51
Webber, 289
Weber, 55, 87, 89, 124
Wee, 93, 139
Weibel, 129
Weinstein, 289
Weitz, 76
West, 131
Weszka, 90, 92, 139
Wheeler, 56
White, 50, 58, 169, 279
Whittle, 55
WHO, 82
Wilkie, 292
Wilks, 195, 234, 239, 302,
303, 304
Winters, 72
Wittrant, 77
Wolff, 62, 69, 70, 73
Wolfson, 88
Wong, 122
Wood, 47
Woodcock, 293
Woodhead, 71
Woods, 116
Wu, 119, 128
Wuider, 155
Xiang, 300
Xie, 127
Xing, 77
Xu, 71, 92, 307
Yamagata, 155
Yang, 90, 91
Yaşar, 289
Yasuoka, 155
Yi, 307
Yingling, 300
Yokohama, 131
Yorke, 97
Young, 123, 177, 178, 283
Yourssy, 93, 157
Yu, 289
Yue, 155, 293, 294
Zamir, 129
Zatsiorsky, 131
Zernicke, 72
Zhao, 90, 142
Zhu, 90
Ziegler, 48, 54
Zosimov, 127
Zou, 87, 88, 123, 178, 283
Zunino, 126