



**UCAM**

UNIVERSIDAD CATÓLICA  
DE MURCIA

**TESIS DOCTORAL**

**ESCUELA INTERNACIONAL DE DOCTORADO**

*Programa de Doctorado en Tecnologías de la Computación e  
Ingeniería Ambiental*

---

Caracterización del régimen de heladas  
en la Región de Murcia, España

*Autor/a:*

Alfonso Galdón Ruiz

*Directores/as:*

Dr. D. Luís A. Morales Salinas

Dr. D. Jesús A. Soto Espinosa

*Murcia, septiembre de 2023*





**UCAM**

UNIVERSIDAD CATÓLICA  
DE MURCIA

**TESIS DOCTORAL**

**ESCUELA INTERNACIONAL DE DOCTORADO**

*Programa de Doctorado en Tecnologías de la Computación e  
Ingeniería Ambiental*

---

Caracterización del régimen de heladas  
en la Región de Murcia, España

*Autor:*

Alfonso Galdón Ruiz

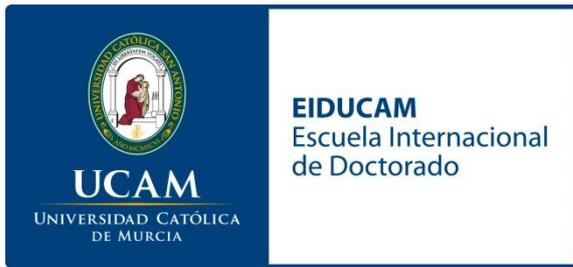
*Directores:*

Dr. D. Luís A. Morales Salinas

Dr. D. Jesús A. Soto Espinosa

*Murcia, Septiembre de 2023\_*

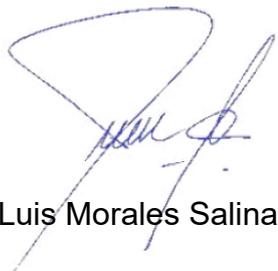




## AUTORIZACIÓN DEL DIRECTOR DE LA TESIS PARA SU PRESENTACIÓN

El Dr. D. Luís A. Morales Salinas y el Dr. D. Jesús A. Soto Espinosa como Directores<sup>(1)</sup> de la Tesis Doctoral titulada “Caracterización del régimen de heladas en la Región de Murcia, España” realizada por D. Alfonso Galdón Ruiz en el Programa de Doctorado en Tecnologías de la Computación e Ingeniería Ambiental, **autorizan su presentación a trámite** dado que reúne las condiciones necesarias para su defensa.

Lo que firmo, para dar cumplimiento al Real Decreto 99/2011 de 28 de enero, en Murcia a 27 de septiembre de 2023

A handwritten signature in blue ink, appearing to be 'Luis Morales Salinas', is written over a large, light blue, stylized graphic element that resembles a wide, shallow bowl or a large letter 'L'.

Luis Morales Salinas

<sup>(1)</sup> Si la Tesis está dirigida por de un Director tienen que constar y firmar ambos.



## RESUMEN

Los agricultores de la Región de Murcia se ven afectados frecuentemente por el fenómeno de las heladas, que provoca efectos nocivos en la productividad y retorno económico. La sabiduría agraria es la que les permite conocer cuáles son los mejores momentos para la siembra, pero no están exentos de sobresaltos que les rompen las planificaciones realizadas en sus cosechas. Tampoco las compañías de seguros agrarios tienen herramientas para adivinar, con el tiempo suficiente, los inconvenientes atmosféricos que generan pérdidas millonarias en el campo murciano.

Caracterizar el régimen de heladas en la Región de Murcia puede ayudar al sector agrario a tomar decisiones minimizando riesgos. También, a que las primas de los seguros contra las heladas, pagadas por los agricultores, puedan ser más justas, puesto que hay zonas con una menor probabilidad de siniestro que otras. Se trata, en definitiva, de poner la ciencia al servicio del ciudadano y sus necesidades reales.

La presente Tesis Doctoral, tiene como objetivo el presentar a los agricultores y compañías de seguros una futura herramienta de consulta para ayudarles en la toma de decisiones y en el cálculo de las primas de riesgo de sus parcelas contra las heladas. Una herramienta que puede y debe ser actualizada, diariamente, con los recursos informáticos necesarios y el apoyo institucional de la Consejería de Agricultura.

Desde el punto de vista climático, permitirá a los agricultores conocer, adecuadamente, las características de sus parcelas, en cuanto a fortalezas y debilidades con relación al riesgo de heladas, lo que ayudará a tomar las mejores decisiones para planificar y llevar a cabo su actividad productiva.

Se abre, así, el camino a un nuevo servicio público de información agroclimática. Es tan sólo la muestra de lo que podría hacerse, en un futuro, con un poco de voluntad y de presupuesto.

Los resultados de esta Tesis Doctoral van a estar a disposición de agricultores, compañías de seguros y tomadores de decisiones, de manera

gratuita y online. Esto ha sido posible gracias a la utilización conjunta de datos satelitales MODIS y meteorológicos a través de un proceso de modelación topoclimática espacialmente explícita (Geographically Weighted Regression) que considera las variables meteorológicas y datos satelitales, así como el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) y la altitud sobre el nivel del mar., que nos ha permitido presentar los resultados de temperaturas a una resolución espacial de 250 metros, lo que da una información valiosísima que, a día de hoy, ni es pública ni los agricultores pueden acceder a ella de manera gratuita y fácil.

De otra parte, se pone a disposición de la Comunidad Científica las bases de datos mejoradas con la que se ha trabajado y que, con técnicas de machine learning, en concreto con Support Vector Machine (SVM), ha permitido rellenar los datos faltantes en el registro histórico (2000-2019) y homogeneizar las series de temperaturas mínimas.

En cualquier caso, como se ha quedado de manifiesto antes, esta Tesis Doctoral es el punto de partida para futuros estudios del campo murciano y español. Monitorizar las parcelas de nuestros agricultores y, de manera paralela, todos los rincones de la Región de Murcia, ayudará también al sector de la arquitectura, que tendrá además, una información mucho más precisa del terreno donde se vaya a edificar.

## ABSTRACT

Farmers in the Region of Murcia are frequently affected by the phenomenon of frost, which has harmful effects on productivity and economic return. Agrarian wisdom is what allows them to know what are the best times for planting, but they are not exempt from shocks that break the plans made in their crops. Nor do agricultural insurance companies have the tools to guess, with enough time, the atmospheric inconveniences that generate millions of dollars in losses in the Murcian countryside.

Characterizing the frost regime in the Region of Murcia can help the agricultural sector to make decisions minimizing risks. Also, the insurance premiums against frost, paid by farmers, can be fairer, since there are areas with a lower probability of loss than others. In short, it is a question of putting science at the service of citizens and their real needs.

The aim of this Doctoral Thesis is to present farmers and insurance companies with a future consultation tool to help them in their decision making and in the calculation of risk premiums for their plots against frost. A tool that can and should be updated on a daily basis, with the necessary computer resources and the institutional support of the Ministry of Agriculture.

From the climatic point of view, it will allow farmers to know, adequately, the characteristics of their plots, in terms of strengths and weaknesses in relation to the risk of frost, which will help to make the best decisions to plan and carry out their productive activity.

This opens the way to a new public agro-climatic information service. This is just a sample of what could be done in the future, with a little will and budget.

The results of this Doctoral Thesis will be available to farmers, insurance companies and decision makers, free of charge and online. This has been possible thanks to the joint use of MODIS satellite and meteorological data through a spatially explicit topoclimatic modeling process (Geographically Weighted Regression) that considers meteorological variables and satellite data, as well as

the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and altitude above sea level, This has allowed us to present the results of temperatures at a spatial resolution of 250 meters, which provides extremely valuable information that, to date, is neither public nor accessible to farmers free of charge and easily.

On the other hand, the improved databases with which we have worked are made available to the Scientific Community and which, with machine learning techniques, specifically with Support Vector Machine (SVM), have made it possible to fill in the missing data in the historical record (2000-2019) and to homogenize the minimum temperature series.

In any case, as it has been shown before, this Doctoral Thesis is the starting point for future studies of the Murcian and Spanish countryside. Monitoring the plots of our farmers and, in parallel, all the corners of the Region of Murcia, will also help the architecture sector, which will also have much more accurate information of the land where it will be built.

## **PALABRAS CLAVE**

510201- AGRICULTURA TRADICIONAL

120607 – INTERPOLACIÓN APROXIMACIÓN Y AJUSTE DE CURVAS

250207 – CLIMATOLOGÍA REGIONAL

120312 – BASES DE DATOS



## AGRADECIMIENTOS

A Dios Todopoderoso, que me ha dado las fuerzas precisas, en los momentos difíciles, para poder realizar la presente Tesis Doctoral.

A María Inmaculada, Patrona de Yecla, por su intercesión divina y ser el faro de mi vida espiritual.

A San Josemaría, por sus enseñanzas y motivaciones para “ser santos en medio del mundo”.

A José Luís Mendoza (q.e.p.d.) por su acogida cuando otros me tiraron.

A mi gran amigo Luís Morales, “Lucho” por su ayuda e instrucción durante los últimos años y el apoyo constante para seguir adelante. Siempre con una sonrisa optimista.

A Guillermo Fuentes, “El Príncipe”, por su empeño en sacar adelante hasta las cosas más difíciles.

A José Antonio Sobrino, por su instrucción durante años en la Universidad de Valencia y su confianza para participar en el RAQRS 2022

Al Instituto Murciano de Investigación y Desarrollo Agrario y Medioambiental, IMIDA, por poner a disposición los datos que han posibilitado la realización de esta Tesis Doctoral.

A Jesús Soto, por estar ahí cuando se le ha necesitado.

**A Francisco Rodríguez, mi buen amigo de Puerto Lumbreras, por estar siempre ahí y demostrar el valor más importante en la amistad: la lealtad.**

**A Pedro Javier Alcaraz, un hombre de Dios. No hay palabras para darte las gracias por el apoyo moral todos estos años.**

**A mis hermanos, Toni, Seve y Ascen. Por su apoyo sin condiciones en todas las facetas de la vida. Por todo lo que hemos vivido juntos y lo que nos queda...La Familia Unida, levanta un templo, ¿os acordáis?**

**A mi madre, Mari, por transmitirme los valores fundamentales y mantener siempre la ilusión por vivir, por su ejemplo de trabajo y abnegación. Porque soy lo que soy gracias a ella y a mi padre, Fernando, q.e.p.d.**

**A mis hijos, Valle y Fernando, los grandes artífices de esta Tesis. Este último verano han sacrificado parte de sus vacaciones y sus ahorros para financiar mis actividades de doctorado. Os quiero.**

**A Emigdio de Moya, más que un suegro, ha sido un padre y ocupado su lugar tras el fallecimiento del mío. Gracias, gracias, gracias.**

**A Maribel, mi mujer, la madre de mis hijos. Porque todos estos años ha sabido sacrificar “nuestro tiempo” por “mi tiempo” para la realización de la Tesis Doctoral. También, y no menos importante, por su apoyo decidido y sin límites en todos los proyectos que he puesto en marcha. ¡Ahora sí ;**

"Quien destruye a la familia, se destruye a sí mismo".  
Fernando Galdón (1948-2004)



## ÍNDICE GENERAL

RESUMEN .....	7
I - INTRODUCCIÓN.....	37
1.1. JUSTIFICACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN.....	37
1.2. OBJETIVOS .....	39
1.3. ESTRUCTURA DEL DOCUMENTO.....	41
II - ESTADO DEL ARTE Y MARCO TEÓRICO .....	47
2.1. TEMPERATURA DEL AIRE Y LST .....	47
2.2. REGRESIONES PONDERADAS GEOGRÁFICAMENTE (GWR).....	50
2.3. FRÍO .....	54
2.4. HELADAS.....	57
2.4.1. Introducción .....	57
2.4.2. Régimen de heladas .....	60
2.4.3. Probabilidad de helada .....	61
III - MATERIALES Y MÉTODOS.....	67
3.1. UBICACIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO.....	67
3.2. BASE DE DATOS CLIMÁTICA.....	69
3.2.1. La Red SIAM.....	69
3.2.2. Bases de datos 2000-2019 .....	71
3.2.3. Homogenización de las bases de datos .....	72
3.3. BASE DE DATOS MODIS .....	74
3.4. MODELO ELEVACIÓN DEL TERRENO (DEM) .....	76
3.5. MODELACIÓN ESPACIALMENTE EXPLÍCITA(GWR).....	79
3.6. CARACTERIZACIÓN DEL RÉGIMEN DE HELADAS.....	80

3.6.1.	Intensidad en función de la duración .....	80
3.6.2.	Intensidad en función de la temperatura .....	81
3.6.3.	Probabilidad de heladas .....	81
3.6.4.	Período Libre de Heladas (PLH).....	83
3.6.5.	Índice SiFRI de peligrosidad de heladas.....	84
3.6.6.	Periodo de retorno de eventos extremos.....	85
3.6.7.	Estudio sinóptico de episodios de heladas.....	86
3.6.8.	Horas-Frío (HF).....	87
3.7.	ANÁLISIS ESTADÍSTICO .....	88
3.8.	TENDENCIAS Y ANOMALÍAS .....	90
3.8.1.	Test de Mann-Kendall y pendiente de Sen.....	90
3.8.2.	Anomalías.....	93
IV -	RESULTADOS.....	97
4.1.	HOMOGENIZACIÓN DE BASES DE DATOS DE TEMPERATURA .....	97
4.2.	REGRESIÓN OLS VERSUS GWR.....	101
4.3.	LST MODIS MENSUAL .....	102
4.4.	TEMPERATURAS MÍNIMAS .....	103
4.4.1.	Tabla estadística de la regresión GWR .....	103
4.4.2.	Mapa climatológico.....	104
4.5.	TEMPERATURAS MÍNIMAS ABSOLUTAS .....	105
4.5.1.	Tabla estadística de la regresión GWR .....	105
4.5.2.	Mapa climatológico.....	105
4.6.	MAPAS DE TEMPERATURA EN DÍAS MUY FRÍOS.....	108
4.7.	CARACTERIZACIÓN DEL RÉGIMEN DE HELADAS 2000-2019.....	117
4.7.1.	Días con heladas.....	117
4.7.2.	Distribución de heladas anuales .....	118

---

4.7.3.	Distribución de heladas mensuales.....	120
4.7.4.	Distribución de heladas semanales .....	123
4.7.5.	Duración de las heladas registradas .....	127
4.7.6.	Intensidad de las heladas registradas.....	132
4.7.7.	Índice SiFRI.....	135
4.7.8.	Fecha de la primera y última helada.....	135
4.7.9.	Periodo libre de heladas (PLH).....	140
4.7.10.	Periodo de retorno de heladas catastróficas .....	141
4.7.11.	Situaciones sinópticas relevantes.....	145
4.8.	PROBABILIDAD DE HELADA .....	166
4.8.1.	Probabilidad mensual de heladas .....	166
4.8.2.	Probabilidad semanal de heladas .....	168
4.8.3.	Ecuación de Haan de probabilidad de heladas. ....	172
4.9.	HORAS DE FRÍO .....	176
4.9.1.	Horas-Frío reales .....	176
4.9.2.	Horas Crossa-Raynaud.....	189
4.9.3.	Factor de corrección Ecuación Crossa Raynaud.....	190
4.10.	ANOMALÍAS Y TENDENCIAS. ....	193
4.10.1.	Anomalías de horas-frío anuales.....	193
4.10.2.	Anomalías de T <sub>min</sub> mensual. ....	196
4.10.3.	Tendencia T <sub>min</sub> absoluta .....	208
4.10.4.	Tendencia horas-frío anuales.....	210
4.10.5.	Tendencia del número de heladas anuales .....	212
4.10.6.	Tendencia anomalías de las temperaturas mínimas.....	213
V -	DISCUSIÓN DE RESULTADOS .....	217
5.1.	HOMOGENIZACIÓN DE BASES DE DATOS. ....	217

5.2.	TEMPERATURAS MÍNIMAS Y MAPAS DIARIOS.....	218
5.3.	CARACTERIZACIÓN DEL RÉGIMEN DE HELADAS.....	222
5.3.1.	Días con heladas al año.....	222
5.3.2.	Distribución de heladas mensuales.....	224
5.3.3.	Distribución de heladas semanales.....	224
5.3.4.	Duración de las heladas registradas.....	225
5.3.5.	Intensidad de las heladas registradas.....	226
5.3.6.	Índice SiFRI.....	227
5.3.7.	Fecha de la primera y última helada.....	229
5.3.8.	Período libre de heladas (PLH).....	230
5.3.9.	Período de retorno de heladas catastróficas.....	230
5.3.10.	Situaciones sinópticas relevantes.....	232
5.4.	PROBABILIDAD DE HELADA.....	236
5.5.	HORAS DE FRÍO.....	237
5.6.	ANOMALÍAS Y TENDENCIAS.....	237
VI -	CONCLUSIONES Y PERSPECTIVAS FUTURAS.....	243
VII -	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	249

**SIGLAS Y ABREVIATURAS**

**AEMET**, Agencia Estatal de Meteorología

**AIC**, Akaike Information Criterion

**ASTER**, Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection radiometer

**BIAS**, Systematic Error

**CFS**, Climate Forecast System

**DEM**, Digital Elevation Model

**DESVESTA**, Desviación Estándar

**EMAs**, Estaciones Meteorológicas Automáticas

**EVI**, Enhanced Vegetation Index

**GDEM**, Global Digital Elevation Model

**GPRS**, General Packet Radio Service

**GSM**, Global System for Mobile

**GWR**, Geographically Weighted Regression

**HF**, Horas-Frío

**IMIDA**, Instituto Murciano de Investigación y Desarrollo Agrario

**IPH**, Índice de Peligrosidad de Heladas

**LST**, Land Surface Temperature

**MAE**, Mean Absolute Error

**METI**, Ministry of Economy, Trade and Industry

**MODIS**, Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer

**NASA**, National Aeronautics and Space Administration

**NDVI**, Normalised Difference Vegetation Index

**OLS**, Ordinary Least Square

**OMM**, Organización Meteorológica Mundial

**PCH**, Período Con Heladas

**P<sub>H</sub>**, Primera Helada

**PLH**, Período Libre de Heladas

**P5**, Percentil 5

**RM**, Región de Murcia

**RMSE**, Root Mean Square Error

**SIAM**, Sistema de Información Agraria de Murcia

**SiFRI**, Simple Frost Risk Index

**SVM**, Support Vector Machine

**T<sub>a</sub>**, Temperatura del aire

**U<sub>H</sub>**, Última Helada

**USGS**, United States Geological Survey

**Var**, Varianza

**ÍNDICE DE FIGURAS, DE TABLAS Y DE ANEXOS****ÍNDICE DE FIGURAS**

Figura 1 Diagrama del proceso metodológico GWR .....	53
Figura 2 Esquema de trabajo regresión GWR.....	54
Figura 3 Esquema cálculo horas-frío .....	57
Figura 4 Garita Meteorológica.....	58
Figura 5 Movimiento del aire en los valles.....	59
Figura 6 Área de estudio correspondiente a la Región de Murcia, España. Red de estaciones meteorológicas SIAM-IMIDA utilizadas en el presente estudio. ....	67
Figura 7 Estación Meteorológica de la Red SIAM. ....	69
Figura 8 Imagen MODIS bruta (en blanco y negro) y tratada (falso color). ....	76
Figura 9 Obtención del Modelo de Elevación del Terreno (DEM).....	77
Figura 10 Azulejo (tile) del DEM correspondiente a la zona del Altiplano.....	78
Figura 11 Web de Wetterzentrale para recrear situaciones sinópticas del pasado.87	
Figura 12. Temperaturas diarias de la estación LO61 en el término municipal de Puerto Lumbreras .....	97
Figura 13. Series de temperatura de las estaciones LO21 en Lorca y CR61 en el término municipal de Moratalla).....	98
Figura 14. Serie temporal de la estación CI71 situada en el término municipal de Calasparra .....	99
Figura 15. Distribución de la temperatura media anual horaria en las estaciones JU42(Yecla), AL62(Mazarrón), CA42( Balsapintada), CI22(Estación de Blanca) y CR32 ( Cehegín).....	100
Figura 16. Comparación del método de interpolación GWR versus OLS para las temperaturas mínimas absolutas.....	101
Figura 17. Comparación del método de interpolación GWR versus OLS para las temperaturas mínimas.....	102

Figura 18 LST nocturna del mes de Enero.....	102
Figura 19. LST nocturna del mes de Abril.....	103
Figura 20. Mapa climatológico de las temperaturas mínimas mensuales del período 2000-2019. ....	104
Figura 21. Mapa estacional de temperaturas mínimas absolutas.....	106
Figura 22. Mapa climatológico mensual de temperaturas mínimas absolutas ....	107
Figura 23. Píxeles de 1 km de resolución espacial en la zona del Altiplano.....	108
Figura 24. Mapa de temperatura mínima del día 29 de enero de 2006 .....	109
Figura 25. Mapa de temperatura mínima del día 26 de enero de 2005 .....	110
Figura 26. Mapa de temperatura mínima del día 27 de enero de 2005 .....	110
Figura 27. Mapa de temperatura mínima del día 28 de enero de 2005 .....	111
Figura 28. Temperatura mínima registrada el 3 de marzo de 2004.....	114
Figura 29. Temperatura mínima del día 28 de marzo de 2019 .....	115
Figura 30. Temperatura mínima del día 9 de marzo de 2005 .....	115
Figura 31. Mapa de temperatura mínima del 3 de diciembre de 2017, previo a la Ola de Frío de los días 4 al 7 de diciembre. ....	116
Figura 32. Mapa de temperatura mínima del día 9 de febrero de 2012.....	116
Figura 33. Días con helada al año. ....	117
Figura 34. Porcentaje mensual de heladas registradas .....	122
Figura 35. Duración media de la helada en Invierno (enero-febrero-marzo).....	127
Figura 36. Duración media de la helada en Otoño ( oct-nov-dic) .....	128
Figura 37. Duración media de la helada en Primavera ( abril y mayo).....	128
Figura 38. Duración media de la helada en los meses de Octubre y Noviembre	129
Figura 39. Duración media de la helada en los meses de Diciembre y Enero .....	130
Figura 40. Duración media de la helada en los meses de Febrero y Marzo.....	131
Figura 41. Distribución porcentual de heladas según criterio de Da Motta ( 1961). .....	134
Figura 42. Valor máximo del Índice SiFRI registrado en cada una de las EMAs.	135
Figura 43. Período con heladas al año.....	140

Figura 44. Período Libre de Heladas .....	140
Figura 45. Situación sinóptica en superficie de los días 7 y 8 de enero de 2000. Fuente: AEMET. ....	145
Figura 46. Mapa de velocidad del viento a 850 hPa del día 8 de enero de 2000. .	146
Figura 47. Mapa de temperatura a 850 hPa del día 8 de enero de 2000. ....	146
Figura 48. Situación sinóptica de la atmósfera los días 16 y 17 de diciembre de 2001.....	147
Figura 49. Mapa de temperatura a 850 hPa del día 16 de diciembre de 2001.....	147
Figura 50. Situación sinóptica de la atmósfera los días 2 y 3 de marzo de 2004. .	148
Figura 51. Mapa de temperatura a 850 hPa del día 2 de marzo de 2004.....	148
Figura 52. Situación sinóptica de la atmósfera los días 7 y 8 de enero de 2005....	149
Figura 53. Mapa de temperatura a 850 hPa del día 8 de enero de 2005. ....	149
Figura 54. Situación sinóptica de la atmósfera los días 27 y 28 de enero de 2005. .....	150
Figura 55. Mapa de temperatura a 850 hPa del día 28 de enero de 2005. ....	150
Figura 56. Situación sinóptica de la atmósfera el 17 de febrero de 2005 .....	151
Figura 57. Mapa de temperatura a 850 hPa el día 18 de febrero de 2005.....	151
Figura 58. Mapa de temperatura a 850 hPa el día 7 de marzo de 2005. ....	152
Figura 59. Situación sinóptica de la atmósfera el 7 de marzo de 2005.....	152
Figura 60. Situación sinóptica de la atmósfera los días 28 y 29 de enero de 2006. .....	153
Figura 61. Mapa de velocidad del viento a 850 hPa el 29 de enero de 2006. ....	154
Figura 62. Mapa de temperatura a 850 hPa el 29 de enero de 2006. ....	154
Figura 63. Mapa de temperatura a 850 hPa el 10 de enero de 2009. ....	155
Figura 64. Mapa de velocidad del viento a 850 hPa el día 10 de enero de 2009...	155
Figura 65. Velocidad del viento a 850 hPa el día 17 de diciembre de 2010.....	156
Figura 66. Mapa de temperatura a 850 hPa el día 17 de diciembre de 2010. ....	156
Figura 67. Mapa de temperatura a 850 hPa el día 22 de enero de 2011.....	157
Figura 68. Velocidad del viento a 850 hPa el día 22 de enero de 2011.....	157

---

Figura 69. Situación sinóptica de la atmósfera del 1 de febrero de 2012 previa a la Ola de Frío.....	158
Figura 70. Temperatura del aire a 850 hPa el 12 de febrero de 2012.....	159
Figura 71. Velocidad del viento a 850 hPa el día 12 de febrero de 2012.....	160
Figura 72. Velocidad del viento a 850 hPa el 9 de diciembre de 2012. ....	161
Figura 73. Temperatura del aire a 850 hPa el día 9 de diciembre de 2012. ....	161
Figura 74. Velocidad del viento a 850 hPa el 27 de febrero de 2013. ....	162
Figura 75. Temperatura del aire a 850 hPa el día 27 de febrero de 2013. ....	162
Figura 76. Velocidad del viento a 850 hPa el día 30 de diciembre de 2014.....	163
Figura 77. Temperatura del aire a 850 hPa el día 30 de diciembre de 2014. ....	163
Figura 78. Temperatura del aire a 850 hPa el día de la nevada en Murcia, el 18 de enero de 2017. ....	164
Figura 79. Precipitación el día 18 de enero de 2017.....	164
Figura 80. Mapa de temperatura del aire a 850 hPa el día 11 de enero de 2019...	165
Figura 81. Validación método de Haan para probabilidad de heladas.....	172
Figura 82. Probabilidad de helada en Noviembre.....	173
Figura 83. Probabilidad de helada en Diciembre .....	173
Figura 84. Probabilidad de helada en Enero .....	174
Figura 85. Probabilidad de helada en Febrero .....	174
Figura 86. Probabilidad de helada en Marzo .....	175
Figura 87. Probabilidad de helada en Abril.....	175
Figura 88. Media anual de HF reales durante el período 2000-2019.....	176
Figura 89. Promedio anual de horas-frío acumuladas entre los meses de octubre a febrero.....	180
Figura 90. Factor de corrección para el cálculo de HF a partir de la ecuación de Crossa-Raynaud. ....	192
Figura 91. Diagrama de Hovmoller del P-Value de la temperatura mínima absoluta.....	208
Figura 92. Diagrama de Hovmoller de la Pendiente de Sen de la temperatura mínima absoluta.....	209

ÍNDICE DE FIGURAS	27
Figura 93. Pendiente de Sen para las Horas-Frío anuales .....	212
Figura 94. Distribución de EMAs de la Red SIAM en la Región de Murcia .....	219
Figura 95. Pixelado de 1 km de resolución de una imagen de temperatura diaria en la Vega Media.....	221
Figura 96. Selección de días fríos a partir del percentil 5. ....	305



**ÍNDICE DE TABLAS**

Tabla 1. Criterios estadísticos utilizados en la evaluación de la performance de cada modelo estadístico espacial .....	89
Tabla 2 Estadística de la regresión GWR para temperaturas mínimas .....	103
Tabla 3. Episodios fríos en la RM durante el período 2000-2019 con temperaturas inferiores al percentil 5 de la temperatura de invierno.....	113
Tabla 4. Heladas anuales registradas en las EMAs .....	118
Tabla 5. Número de heladas registradas en cada estación en el período de estudio (2000-2019).....	119
Tabla 6. Heladas registradas por mes de ocurrencia.....	120
Tabla 7. Heladas por semana de los meses Noviembre, Diciembre y Enero.....	123
Tabla 8. Heladas por semana de los meses Noviembre, Diciembre y Enero.....	124
Tabla 9. Heladas por semana de los meses Febrero, Marzo y Abril.....	125
Tabla 10. Heladas por semana de los meses Febrero, Marzo y Abril.....	126
Tabla 11. Heladas registradas según la temperatura .....	132
Tabla 12. Días de primera y última helada contados a partir del 1 de septiembre .....	136
Tabla 13. Fechas de la primera y última helada.....	138
Tabla 14. Período de retorno de heladas según intensidad .....	141
Tabla 15. Período de retorno de heladas según duración .....	143
Tabla 16. Probabilidad mensual de heladas.....	166
Tabla 17. Probabilidad semanal de heladas (nov-dic-ene).....	168
Tabla 18. Probabilidad semanal de heladas (nov-dic-ene).....	169
Tabla 19. Probabilidad semanal de heladas (feb-mar-abr).....	170
Tabla 20. Probabilidad semanal de heladas (feb-mar-abr).....	171
Tabla 21. Resumen estadístico del número de HF reales durante el período 2000-2019.....	177
Tabla 22. Promedio mensual de horas-frío reales.....	178

Tabla 23. Número de HF reales semanales. Meses Octubre y Noviembre. (a).....	181
Tabla 24. Número de HF reales semanales. Meses Diciembre y Enero (a) .....	182
Tabla 25. Número de HF reales semanales. Meses Febrero y Marzo (a).....	183
Tabla 26. Número de HF reales semanales. Meses Abril y Mayo (a) .....	184
Tabla 27. Número de HF reales semanales. Meses Octubre y Noviembre (b) .....	185
Tabla 28. Número de HF reales semanales. Meses Diciembre y Enero (b) .....	186
Tabla 29. Número de HF reales semanales para los meses de Febrero y Marzo (b) .....	187
Tabla 30. Número de HF reales semanales para los meses de Abril y Mayo (b) .	188
Tabla 31. Promedio mensual de horas Crossa-Raynaud .....	189
Tabla 32. Factor de corrección mensual para el cálculo de las horas-frío con la Ecuación de Crossa-Raynaud.....	191
Tabla 33. Anomalía de horas-frío anuales 2000-2009 .....	193
Tabla 34. Anomalías de horas-frío anuales 2010-2019 .....	194
Tabla 35. Anomalías de temperatura mínima del mes de diciembre ( 2000-2009) .....	196
Tabla 36. Anomalías de temperatura mínima del mes de diciembre ( 2010-2019) .....	197
Tabla 37. Anomalías de temperatura mínima del mes de enero ( 2000-2009) .....	199
Tabla 38. Anomalías de temperatura mínima del mes de enero (2010-2019) .....	200
Tabla 39. Anomalías de temperatura mínima del mes de febrero (2000-2009) ....	202
Tabla 40. Anomalías de temperatura mínima del mes de febrero (2010-2019) ....	203
Tabla 41. Anomalías de temperatura mínima del mes de marzo (2000-2009).....	205
Tabla 42. Anomalías de temperatura mínima del mes de marzo (2010-2019).....	206
Tabla 43. Valores del Test de Mann-Kendall y Pendiente de Sen para las horas-frío anuales. ....	210
Tabla 44. Test de Mann-Kendall del número de heladas anuales para cada EMA. .....	212
Tabla 45. Resultado test Mann-Kendall ( p-value) de las anomalías de las temperaturas mínimas para los meses de invierno.....	213

---

Tabla 46. Valores de la pendiente de Sen en las estaciones donde la tendencia de las anomalías mensuales es significativa. ....	214
Tabla 47. Valores máximos mensuales del índice SiFRI de las estaciones más frías. ....	228
Tabla 48. Resumen de datos faltantes por estación. ....	269
Tabla 49. Porcentaje mensual de heladas totales del período 2000-2019. ....	271
Tabla 50. Valores medios anuales de las temperaturas mínimas y máximas absolutas con relleno SVM y con datos reales y horarios (°C).....	273
Tabla 51. Resultados del Test de Mann-Kendall del número de heladas mensuales .....	301
Tabla 52. Valores máximos mensuales del índice SiFRI .....	303



**ÍNDICE DE ANEXOS**

ANEXO 1. Resumen de datos faltantes por estación .....	269
ANEXO 2. Porcentaje mensual de heladas totales del período 2000-2019.....	271
ANEXO 3. Valores medios anuales de las temperaturas mínimas absolutas y máximas absolutas con relleno SVM y con datos reales y horarios (°C).....	273
ANEXO 4. Scripts de R utilizados .....	275
ANEXO 5. Resultados del Test de Mann-Kendall del número de heladas mensuales.....	301
ANEXO 6. Valores máximos mensuales del índice SiFRI. ....	303
ANEXO 7. Selección de episodios muy fríos a partir del P5.....	305



# I – INTRODUCCIÓN

---



## I - INTRODUCCIÓN

### 1.1. JUSTIFICACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN

Las heladas generan importantes pérdidas en el sector productivo agrícola, específicamente en la Región de Murcia, donde hay, aproximadamente, más de ocho mil hectáreas que reciben el impacto recurrente de las heladas de otoño y primavera.

Estimaciones realizadas en el año 2019, mostraron que las pérdidas directas fueron del orden de 30 millones de euros. En la actualidad, no existe una evaluación detallada de la variación espacial del riesgo de heladas a escala agrícola que permita dimensionar el riesgo a escala parcelaria, usando modelos numéricos de la distribución espacial de las temperaturas mínimas.

Lo anterior conlleva a que el conocimiento de la distribución espacial de las heladas sería una herramienta importante y fundamental para la planificación de la actividad agrícola a nivel parcelario e inclusive, intra-parcelario, usando para ello una zonificación del riesgo y asociarla con tipos de cultivo de importancia económica a nivel local.

Cualquiera que sea la estrategia usada por los agricultores para reducir el impacto de las heladas en la producción, ya sea métodos activos y/o pasivos, su implementación requiere de un conocimiento acabado de la variabilidad espacial del territorio.

En efecto, este conocimiento podría ayudar a planificar adecuadamente las parcelas de cultivo y usar las variedades más resistentes a las bajas temperaturas.

En este sentido, la implementación de un método, adecuado espacialmente para el uso de los agricultores, les permitiría conocer cuál es el método de control más idóneo para sus parcelas y qué estrategia de variedades es la óptima, lo que conllevaría a una disminución cuantificable en las pérdidas directas e indirectas por las heladas.

Podemos decir que, en la actualidad, no existe en la Región de Murcia ni una evaluación detallada de la variación espacial del riesgo de heladas a escala

agrícola, ni un sistema que permita a los agricultores dimensionar el riesgo a escala intra-parcelaria de forma adecuada y fácilmente utilizable por ellos. El diseño e implementación de estos métodos propuestos y sus productos para los agricultores a escala espacial (grillado) es el interés científico que se persigue con esta Tesis Doctoral.

Revisando la bibliografía existente sobre el estudio de las heladas en la Región de Murcia, nos encontramos con un número importante de artículos en revistas y congresos sobre el fenómeno de las heladas y su repercusión sobre tipos concretos de cultivos en una zona muy acotada de la geografía regional (principalmente en la Huerta de Murcia).

Los métodos de trabajo utilizados han dado mapas con una resolución muy pobre para poder aplicarla a las necesidades del agricultor medio, que quisiera otra información más precisa sobre su parcela y su tipo de cultivo.

En cuanto al periodo de estudio del fenómeno de las heladas, los que se han hecho con una escala de tiempo grande (más de quince años) son de una resolución espacial baja, y viceversa, aquellos estudios que se han realizado con una resolución espacial mayor se han acotado a un periodo muy pequeño, que va desde los meses al año.

El fenómeno de las heladas está más estudiado en otras regiones peninsulares que en la Región de Murcia, quizás, porque se piensa, erróneamente, que aquí siempre hace buen tiempo y nunca hace frío. Es por ello un tema poco estudiado en profundidad y creo que se puede abrir una línea de investigación que desmitifique la afirmación de que en Murcia no hay heladas, cuando la realidad para los agricultores del Noroeste, Altiplano y Valle del Guadalentín es otra. En la Vega Media y Huerta del Segura los fenómenos de helada son también una realidad, aunque menos dolorosa que para el resto de la Región.

Tampoco hemos encontrado en la bibliografía existente mapas de probabilidad de heladas a un nivel significativo (parcelario) para que pueda ser utilizado por los agricultores y compañías de seguros para cuantificar mejor los riesgos y así poder también mejorar la toma de decisiones, de ahí la importancia que supone este trabajo para el sector.

Por tanto, se hace necesario caracterizar el régimen de heladas en la Región de Murcia a una resolución de 250 metros por píxel y para ello

necesitamos contar con un estudio temporal de, al menos, veinte años, porque, de otra forma, no podremos percibir tendencias ni hacernos una idea clara del clima murciano.

En cualquier caso, se va a dar el primer paso para sentar las bases de lo que debe ser un servicio de información básico al sector productivo más importante de la Región de Murcia. Caracterizar es hacer un trabajo previo de recopilación de información necesaria para futuros estudios. Es sentar las bases de qué ha de hacerse para tener, si no el control total de la situación, la casi totalidad del control y que, con los productos derivados de esta Tesis Doctoral, el sector de la agricultura, ganadería y seguros se vean beneficiados por tener un herramienta más, y gratuita, a su disposición.

## 1.2. OBJETIVOS

Para conseguir lo anterior, se van a validar las bases de datos existentes, se va a utilizar un algoritmo numérico para poder relacionar la temperatura mínima con la superficie y la topografía, usando información diaria y horaria de estaciones meteorológicas y satelitales.

Se utilizará información adicional como “índices de vegetación MODIS” a diferentes resoluciones y “emisividad” para caracterizar el estado de la superficie, lo que permitirá mejorar la precisión en la interpretación de las temperaturas de superficie.

Este proceso generará una “base de datos espacial de temperaturas mínimas” diarias en formato grillado (matricial) para toda la Región de Murcia a escala 1:250000.

La serie de tiempo grillada de temperaturas mínimas permitirá realizar estadística descriptiva, lo que permitirá conocer el régimen de las heladas a nivel medio mensual, (con píxeles de 250m), obteniendo valores de temperatura mínima media, absoluta y desviación estándar, entre otros.

Esta información digital grillada será de acceso abierto a los agricultores, y a la comunidad científica, en general, para ser consultada y poder tomar decisiones en sus fincas agrícolas.

La pregunta que nos hacemos antes de iniciar la Tesis Doctoral y que tendremos que responder, llegado el momento, es la siguiente:

¿Es posible zonificar el riesgo de heladas en la Región de Murcia a una escala espacial adecuada para la toma de decisiones en agricultura a una escala espacial de 1: 250.000?

La pregunta anterior podrá responderse si se conoce, adecuadamente, la variabilidad espaciotemporal del fenómeno, esto es, conocer a nivel de toda la Región de Murcia como varían las heladas, sin olvidar la variabilidad temporal de las mismas. Por tanto, para un conocimiento suficiente necesitamos conocer, como mínimo:

1. Heladas anuales.
2. Número de heladas media mensual y semanal.
3. Temperatura mínima media mensual y semanal.
4. Temperatura mínima absoluta media mensual y semanal.
5. Probabilidad de heladas media mensual y semanal.
6. Período de retorno de eventos de heladas catastróficas.
7. Fecha de la primera y última helada.
8. El período libre de heladas.

En base a lo anterior, la hipótesis básica para conocer esta variabilidad espaciotemporal es que:

“El régimen de heladas es cuantificable espacialmente porque presenta patrones definidos, asociados a la configuración geomorfológica y al estado del terreno”.

Por ello, el Objetivo General (O.G.) es:

“Caracterizar espacialmente el régimen de heladas en la Región de Murcia, España, a una escala espacial de 1:250.000”.

En base a esto, los Objetivos Específicos (O.E.) son:

1. Construir una base de datos meteorológica de temperaturas mínimas para la Región de Murcia.
2. **Construir una base de datos satelital MODIS de temperaturas nocturnas para la Región de Murcia.**
3. Describir y clasificar las situaciones sinópticas que dan origen a las heladas en la Región de Murcia.

4. Construir una rejilla de escala diaria para las temperaturas mínimas en la Región de Murcia.

### 1.3. ESTRUCTURA DEL DOCUMENTO

Esta Tesis Doctoral consta de seis capítulos. En el primero se hace una introducción sobre la problemática actual del tema de las heladas y se justifica el motivo por el que se ha elegido este tema. A continuación se plantean los Objetivos Generales y los Objetivos Específicos que se persiguen con la realización de esta Tesis Doctoral y, para finalizar el capítulo I se hará una revisión de la estructura del manuscrito.

En el capítulo II, Estado del Arte y Marco Teórico, se empieza por analizar la relación entre la temperatura del aire y la temperatura superficial de la tierra, LST, haciendo un repaso de escritos y materiales de autores que han investigado sobre la relación entre una y otra magnitud. El siguiente punto del capítulo II se explica en qué consiste el método de interpolación GWR que va a utilizarse en esta Tesis como herramienta principal para cartografiar la temperatura y la probabilidad de helada. Comienza el apartado 3 con el papel del frío en el desarrollo de las plantas, definiendo el concepto de hora-frío (HF) y las distintas definiciones de los autores en la literatura científica para acabar proponiendo la fórmula de Crossa-Raynaud para el cálculo de las horas-frío. Comienza el apartado cuarto con la definición de “helada”, haciéndose una clasificación de las mismas según su origen, la época del año en la que ocurren y según el aspecto visual que deja la helada. Acto seguido, se sientan las bases de lo que se conoce por “régimen de heladas”, haciendo un repaso de los estudios más importantes en los que se ha estudiado el régimen de heladas en otras zonas del planeta, para acabar planteando tres expresiones que calculan la probabilidad de helada, la de Abramowitz y Stegun (1964), Snedecor y Cochran (1979) y la de Haan (1979) que, como veremos, es la que mejor se ha ajustado a los valores de la RM.

El capítulo III, Materiales y Métodos, comienza con la ubicación del área de estudio y un breve resumen de las características climatológicas y geomorfológicas de la Región de Murcia. A continuación, se presenta la Red SIAM del IMIDA y comentan los aspectos básicos en el registro de datos climatológicos por parte de cada una de las estaciones automáticas, así como el

tipo de datos que hemos descargado y el estado de la Base de Datos con la que va a partir nuestra investigación, justificando también que haya estaciones a las que les faltan datos y la importancia de rellenar esas bases de datos con inteligencia artificial, en nuestro caso, con Support Vector Machine (SVM), método del que se explican sus características básicas. Seguidamente, toca el turno de presentar la base de datos de imágenes MODIS, cómo se obtiene, de dónde se descarga, qué tipo de producto vamos a trabajar ( LST, NDVI..). Importante es también la elección de un Modelo Elevación del Terreno, DEM, para poder realizar el downscaling. Explicamos convenientemente de dónde sale y cómo lo vamos a trabajar, en concreto, el producto ASTER-GDEM. Siguiendo la lógica, llega el turno de explicar cómo se realiza la modelación espacialmente explícita, una vez se ha visto cuáles van a ser las variables descriptoras y cómo se han obtenido. Toca el turno ahora de definir cómo vamos a caracterizar el régimen de heladas en la Región de Murcia y lo vamos a hacer en torno a la siguiente información:

- a) Intensidad en función de la duración
- b) Intensidad en función de la temperatura, a partir del criterio de Da Motta.
- c) Probabilidad de heladas
- d) Período Libre de Heladas (PLH)
- e) Índice SiFRI de peligrosidad de la heladas
- f) Período de retorno de eventos extremos
- g) Estudio Sinóptico de episodios de heladas.
- h) Cálculo de las horas-frío.

A continuación, se dan a conocer los criterios estadísticos que se van a utilizar para la realización del estudio y, en el siguiente apartado, introducimos el método con el que vamos a realizar estudios de tendencias y anomalías a las distintas series climáticas de las que vamos a disponer, en concreto, se plantea la bondad del Test de Mann-Kendall y la pendiente de Sen como valores a calcular para analizar las tendencias. Acaba el capítulo con la importancia para los estudios de cambio climático de las anomalías, para las que se necesita un período de referencia y se justifica que el período de referencia sea el mismo que el período de estudio ya que no se disponía de la red SIAM antes del año 2000.

En el capítulo IV, Resultados, se presentan los resultados más relevantes obtenidos a lo largo del proceso de investigación. En primer lugar, se hace

referencia a cómo han quedado las bases de datos, una vez se han completado a partir de SVM. El primer resultado sobrevenido, con el que no se contaba, inicialmente, es con las huellas térmicas que se han realizado para todas las estaciones meteorológicas. En ellas, se ha representado la temperatura por horas en el eje Y y el día del año en el eje X. Con colores la temperatura alcanzada. Esta información es como una huella dactilar que nos proporciona una información valiosísima sobre la climatología del lugar donde se encuentra la EMA. Le sigue una comparación estadística entre los métodos de interpolación GWR y los tradicionales OLS, a partir de los mismos, se justifica el uso de GWR. Uno de los puntos clave es el apartado cuatro de este capítulo IV, donde se presentan las estadísticas de las regresiones GWR y los mapas de temperatura media mensual con la resolución de 250 metros. En el siguiente apartado, se plasman algunas “fotos” de la temperatura mínima diaria de los días más fríos que hemos tenido en el período. Estas “fotos” son parte de esa rejilla de temperatura diaria a la que nos hemos comprometido. El apartado siguiente ya encontramos resultados, propiamente dichos, de las distintas bases de datos utilizadas en la Tesis Doctoral, se presentarán distintas tablas con el número de heladas anuales, mensuales y semanales, la temperatura y la duración de las mismas, una distribución de las heladas por su temperatura y duración, la introducción del índice SiFRI como indicador de la peligrosidad de la helada, las fechas de la primera y última helada, estación por estación, una tabla con períodos de retorno de eventos extremos en función de la intensidad y de la duración y un estudio objetivo de algunas situaciones sinópticas que han dado lugar a heladas son parte de esa caracterización que pretendemos hacer. Llega ahora el momento de hablar de Probabilidad de helada. Inicialmente lo hacemos, mensual y semanalmente, a partir de la frecuencia de los eventos registrados por las EMAs. A continuación, se presenta la calibración y validación de la ecuación de Haan (1979) y, a partir de ella, se espacializa la probabilidad de helada con una resolución de 1 km. Las imágenes de la probabilidad de helada se han hecho por mes, de tal forma que, con cualquier programa con GIS se puede conocer la probabilidad de helada en cada pixel en el que se desee. El conocimiento de las horas-frío en cada una de las zonas de la Región de Murcia es el siguiente apartado que nos ocupa en este capítulo IV. Inicialmente, conoceremos los promedios de horas-frío medidos a partir de los datos horarios y, después, a partir de la fórmula de Crossa-Raynaud.

La razón entre las dos cantidades es el factor de corrección. Dicho factor se calculó mes a mes y se representó en un mapa. Por último, se han hecho los estudios correspondientes a las anomalías de las horas-frío anuales y de la temperatura mínima mensual y hemos finalizado el capítulo con el análisis de tendencia de la temperatura mínima absoluta, las horas-frío anuales, el número de heladas anuales y la tendencia de las anomalías de la temperatura mínima mensual.

En el capítulo V, Análisis de los resultados, se reflexiona sobre el proceso seguido, así como los valores finales, las conclusiones que pueden extraerse y las limitaciones informáticas y técnicas que se han tenido en la elaboración de la Tesis Doctoral.

En el capítulo VI, Conclusiones y perspectivas futuras, se plantean abiertamente, las líneas de investigación que deberían abrirse para mejorar los objetivos que se propusieron al inicio.

El capítulo VII, Referencias Bibliográficas, contiene toda la literatura que se ha consultado para la realización de esta Tesis Doctoral.

Por último, en los Anexos se han adjuntado tablas y contenidos que son complementarios a los resultados presentados en el Capítulo IV.

## **II – ESTADO DEL ARTE Y MARCO TEÓRICO**

---



## II - ESTADO DEL ARTE Y MARCO TEÓRICO

### 2.1. TEMPERATURA DEL AIRE Y LST

La temperatura del aire ( $T_a$ ) describe las condiciones ambientales terrestres (Prihodko y Goward 1997) y es una de las variables climáticas que más importancia tiene en el estudio de las condiciones del terreno. Los modelos de riesgos climáticos necesitan estimaciones diarias de  $T_a$  con una notable resolución espacial para poder emitir conclusiones más precisas. Por ejemplo, en el proyecto de riesgo de incendios Fireglobe (Chuvienco et al. 2012) se utilizó un método operativo desarrollado por Recondo, Peón et al (2013) donde se obtenía la  $T_a$  con una resolución espacial de 1 km<sup>2</sup> a partir de datos MODIS e información de 331 estaciones meteorológicas de la Península Ibérica.

Las medidas de las estaciones meteorológicas son muy precisas pero su distribución en un territorio es limitado y no es fácil extrapolar valores a zonas en las que no es posible la medida in situ, de ahí que recurramos a métodos de interpolación espacial basados en geoestadística como kriging o modelos de regresión espaciales tales como las *Ordinary Least Square* (OLS) o *Geographically Weighted Regression* (GWR), que nos permiten, basados en su algoritmo numérico, estimar la  $T_a$  en los puntos en que no se cuenta con registros de estaciones meteorológicas (Morales et al. 2018).

En ciertos lugares, la densidad de estaciones meteorológicas es baja, principalmente en zonas de montaña, lo que dificulta obtener una aproximación espacial densa (Flores y Lillo, 2010) de la  $T_a$  en dichos lugares.

A pesar de las anteriores limitaciones, es posible la utilización de datos derivados de teledetección, lo cual permite mejorar la estimación espacial de diversas variables meteorológicas, en particular la  $T_a$  a partir del *Land Surface Temperature* (LST) obtenida desde satélite (Morales et al. 2015).

No obstante, el cálculo de  $T_a$  a partir de datos de satélite se encuentra limitado por la resolución temporal de los satélites que poseen una resolución espacial más alta, como MODIS, LANDSAT o SENTINEL, debido a que los intervalos de tiempo entre imágenes sucesivas son demasiado amplios.

Para suplir esa escasa cobertura espacial de la que estamos hablando (densidad de estaciones meteorológicas) se utilizan métodos de interpolación entre puntos conocidos para generar el campo térmico en una determinada zona de la tierra. Estos métodos de interpolación son eficaces en lugares próximos a las estaciones meteorológicas, pero presentan limitaciones para puntos alejados (Herrera et al., 2016: "Update of the Spain02 gridded observational dataset for EURO-CORDEX evaluation: assessing the effect of the interpolation methodology"). Los errores del proceso de interpolación reportados en la literatura científica generalmente van desde 1°C a 3 °C (Willmott y Robeson, 1995; Vogt et al., 1997).

En estudios donde se han recopilado series temporales de datos de temperatura de la superficie terrestre (LST) con datos de estaciones meteorológicas para estimar la temperatura del aire a nivel medio mensual se han utilizado regresiones locales. Por ejemplo, a través de regresiones ponderadas geográficamente (GWR) se han obtenido resultados que muestran que dicha estimación, utilizando la elevación del terreno como variable independiente, presenta resultados con un  $R^2 > 0.91$  y RMSE = 1.13-1.53 °C, en comparación con la estimación usando *Ordinary Least Square* (OLS) (Yao y Zhang, 2013).

En la Península Ibérica se disponen de estudios de la estimación de la temperatura del aire a partir de la temperatura de superficie medida por el satélite MODIS realizados por C. Recondo et al. (2011), que utilizó los algoritmos propuestos por Sobrino et al. (2003) con unos resultados de  $R^2 = 0.86 - 0.88$  y RSE=2.5-2.7 °C, pero si, además se incluyen variables como el contenido total de vapor en la columna atmosférica (W), el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), el día juliano del año, la altura y la pendiente, los resultados mejora, con un  $R^2$  de 0.92 y un residual standard error (RSE) entre 1.94 a 2.07 °C.

En la Región de Cataluña, al noreste de la Península Ibérica, España, disponemos también de varios estudios realizados por Cristóbal, Ninyerola y Pons (2008) a partir de datos MODIS para el período 2000 a 2005 cuyos resultados para modelos mensuales oscilan para  $R^2$  entre 0.65 y 0.94 con un RMSE promedio de 1°C.

Hay autores que proponen realizar un análisis estadístico para determinar la temperatura del aire (Bahi et al., 2016) y realizaron una estimación de temperatura del aire máxima y mínima diaria a partir de imágenes MODIS en

Casablanca, Marrueco, obteniendo valores de  $R^2$  entre 0.775 para la  $T_{max}$  y 0.921 para la  $T_{min}$ . Tenemos también los estudios de Vancutsem et al., (2010) en países africanos, donde, a partir de un análisis estadístico se llegó a la conclusión de que la correlación de imágenes MODIS diurnas con la temperatura máxima era muy baja mientras que el ajuste mejoraba, y mucho, con la temperatura mínima y las imágenes de LST nocturnas, además de que con datos diarios las correlaciones eran mucho mejores con datos diarios que semanales.

Morales Salinas et al., (2018) realizaron un análisis de las temperaturas máximas y mínimas junto a un análisis de temperatura en Santiago de Chile a partir de datos diurnos y nocturnos del sensor MODIS con datos meteorológicos. A partir de los datos meteorológicos y las imágenes satelitales se relacionaron las dos variables medidas para obtener la temperatura del aire a partir del valor del pixel LST, arrojando unos resultados en los que el coeficiente de determinación para los datos diurnos variaba entre 0.23 y 0.59, y para los nocturnos el coeficiente oscilaba entre 0.04 y 0.32. Se realizó también un análisis mixto, con datos diurnos y nocturnos cuyos resultados fueron mejores, ya que la correlación se encontraba entre 0.66 y 0.86.

En otra parte del planeta, en los desiertos del Sultanato de Omán, Hereher (2019) recogió los valores de la temperatura promedio mensual máxima y mínima de doce estaciones meteorológicas, obteniendo una alta correlación que, para valores diurnos, los valores de  $R^2$  se encuentran entre 0.72 y 0.92 y, para valores nocturnos, entre 0.82 y 0.94.

También en Los Andes del sur de Ecuador, Samaniego (2020), obtuvo unos valores de correlación entre 0.775 y 0.820 utilizando, además de imágenes MODIS con valores de LST, la altitud, que es la variable auxiliar con más rendimiento, por eso, la altitud, ha sido la variable predictora que más se ha utilizado para realizar los cálculos de la interpolación GWR que se explica más adelante.

. Cualquiera que sea el origen meteorológico de las heladas (radiativas o advectivas), estas pueden ser monitoreadas espacialmente por imágenes de satélite, específicamente aquellas en el infrarrojo térmico (Bootsma, 1976; Caselles et al., 1983; Sobrino et al., 1991a; Sobrino et al., 1991b; Morales, 1997; Straschnoy et al., 2006). A partir de series de tiempo de dichas imágenes es posible construir cartografías de riesgo de heladas y usarlo como una herramienta espacial de análisis para la toma de decisiones (Kalma et al., 1983; Seguin et al., 1981;

Antonioletti, 1988; Kerdiles et al., 1996; Di Bella et al., 1997; Francois et al., 1999). Adicionalmente, y siguiendo un método basado en imágenes satelitales de temperatura (LST), será posible construir cartografía de intensidad, probabilidad y número de heladas a nivel territorial a partir de la modelación espacialmente explícita (GWR) de la temperatura del aire.

## 2.2. REGRESIONES PONDERADAS GEOGRÁFICAMENTE (GWR)

La modelación espacialmente explícita es ampliamente utilizada en disciplinas como la ecología, la climatología, la epidemiología y la planificación urbana, donde la distribución espacial es fundamental para comprender los procesos y fenómenos estudiados. Estas técnicas ayudan a capturar patrones espaciales, evaluar la importancia de la ubicación y mejorar la precisión de los resultados y las predicciones.

El método espacialmente explícito se debe fundamentalmente a que los métodos basados en ajustes estadísticos territoriales muestran variabilidad espacial de los parámetros que lo definen (inestabilidad paramétrica), por ello se usa el método denominado Geographically Weighted Regression (GWR).

Este tipo de métodos son útiles para realizar regresiones espaciales afectadas por el fenómeno de inestabilidad paramétrica con buenos resultados y la capacidad de generar mapas de los parámetros ajustados a escala global (Fotheringham et al., 1997; 2000; 2002; Morales et al., 2010; Draper and Smith, 1981).

Tradicionalmente se utilizan regresiones globales que, mediante una ecuación única, buscan conocer el comportamiento espacial de una variable (OLS: Ordinary Least Squares), sin embargo, los coeficientes de esta ecuación no varían espacialmente (Morales et al., 1997, 2006, 2007, 2010). Esta búsqueda es realizada mediante una metodología denominada mínimos cuadrados ponderados por la distancia; siendo estos pesos ponderadores una función de la distancia entre cada punto y el resto (Berry and Feldman, 1985; Fotheringham et al., 2002).

Debido fundamentalmente a que los métodos basados en ajustes estadísticos muestran variabilidad espacial de los parámetros que lo definen (inestabilidad paramétrica), se usa el método denominado Geographically Weighted Regression (GWR).

En base a lo anterior, la regresión buscada para ajustar espacialmente una magnitud  $Y$ , puede ser realizada mediante la aplicación de un modelo matemático descrito por la ecuación:

*Ecuación 1. Estimación lineal utilizada en GWR*

$$Y_i = a_0(u_i, v_i) + \sum_k a_k(u_i, v_i) \cdot X_{ik} + \delta_i$$

donde  $(u_i, v_i)$  indica las coordenadas del punto  $i$  en el espacio,  $y_i$  es el valor de la variable dependiente,  $X_{ik}$  es una variable independiente descriptora en el punto  $i$ ,  $a_k(u_i, v_i)$  un parámetro de la regresión en cada punto de la variable independiente, y  $\delta_i$  es el error en el punto  $i$ . Los coeficientes  $a_k(u_i, v_i)$  se determinan por:

*Ecuación 2. Estimación de los coeficientes de la regresión GWR*

$$a_k(u_i, v_i) = [X^T \cdot W(u_i, v_i) \cdot X]^{-1} \cdot X^T \cdot W(u_i, v_i) \cdot Y$$

donde las observaciones independientes o variables descriptoras se encuentran en la matriz  $X$  y las dependientes en la matriz  $Y$ .

Un aspecto importante de la técnica descrita anteriormente radica en el hecho de que para ser aplicada hay que incluir un número de datos suficientes alrededor de cada punto donde se desea estimar la regresión GWR. Esto se soluciona incluyendo un círculo de influencia alrededor de cada punto que incluya un número finito de observaciones con algún criterio. Este círculo de influencia tiene un radio finito  $r$  en torno al punto donde se desea realizar la estimación, de tal forma que los datos observados cuya distancia medida desde el punto cae justo por debajo de  $r$  serán incluidos en el modelo, mientras que uno cuya distancia mayor a  $r$  será excluida.

Si se utiliza un valor de  $r$  muy grande, los datos usados en cada estimación serán comparables al número total de ellos, esto puede provocar que los coeficientes estimados sean muy parecidos a los obtenidos mediante la aplicación de un modelo global. Por otro lado, si es muy pequeño, pocos datos se incluirán en la calibración, lo que puede inducir a generar estimaciones con un error estándar alto. Usualmente los algoritmos implementados computacionalmente entregan opciones para solucionar este problema, por ejemplo, el uso de datos

vecinos que va entre el 10 y el 15 % del total de datos. A partir de este radio de influencia se realizan los cálculos de los pesos  $w_{ij}$  que serán usados para estimar los coeficientes de la regresión. En la ecuación 2,  $W_i$  representa una matriz diagonal de orden  $(N, N)$  donde los elementos de la diagonal son los pesos  $w_{ij}$  que son una función de la distancia entre la observación considerada y el resto de las observaciones (Fotheringham *et al.*, 1997), y son calculados mediante la ecuación:

Ecuación 3. Pesos de la regresión GWR

$$W(u_i, v_i) = e^{-\alpha_i \cdot d_{ij}^2}$$

donde  $\alpha$  es un parámetro que expresa el decrecimiento entre dos puntos en el espacio y  $d_{ij}$  es la distancia entre los puntos  $i$  y  $j$ , donde  $j$  corresponde al punto donde se está calculando la regresión, e  $i$  corresponde a los puntos usados para este ajuste. La ecuación anterior puede mostrar problemas de continuidad, por lo que una mejor aproximación a los pesos está dada por una ecuación bicuadrática (Brunsdon *et al.*, 1996):

Ecuación 4. Pesos de la regresión GWR según Brunsdon.

$$W(u_i, v_i) = \begin{cases} \left[ 1 - \left( \frac{d_{ij}}{d_j} \right)^2 \right]^2, & \text{if } d_{ij} < d_j \\ 0, & \text{Otherwise} \end{cases}$$

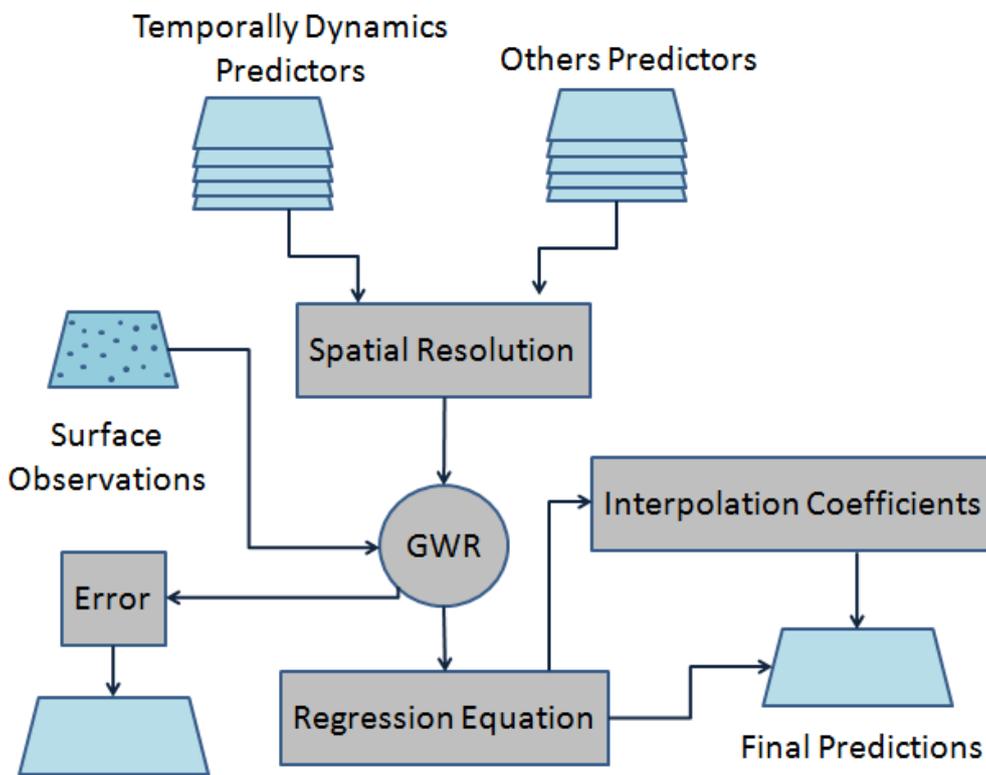
donde  $d_j$  es la distancia a la que los pesos se ajustan a cero o bandwidth. Desde el punto de vista práctico, cualquiera que sea la función de ponderación que se elija, mientras un punto esté más lejano al punto de evaluación  $j$ , menos influencia estadística tendrá sobre la relación numérica final (Morales *et al.*, 2007). En este sentido, el método GWR muestra similitudes con las técnicas geoestadísticas de predicción local (Matheron 1965, 1971; Goovaerts 1997).

La Figura 1 muestra un diagrama resumido del procedimiento metodológico para la predicción espaciotemporal de una variable meteorológica usando Geographically Weighted Regression (GWR), siendo la ecuación 1, aquella que describe esta estimación.

El diagrama presentado en la Figura 2 muestra los predictores usados, que pueden ser del tipo "Temporally Dynamics Predictors" (LST, NDVI...) y estáticos, denominados "Others predictors" (DEM), donde todos ellos deben encontrarse a la misma resolución espacial. El método GWR combina los datos de surface

Observations (Automatic meteorological stations data) y los predictores para encontrar una función lineal que los relacione, donde los coeficientes varían en el espacio ajustándose a los efectos locales (Ecuación 1). El método permite el cálculo de los coeficientes de la regresión lineal múltiple en cada punto y los errores locales asociados. Es importante mencionar que los coeficientes calculados mediante GWR deben ser interpolados espacialmente para obtener las predicciones de la variable seleccionada a nivel de toda el área de estudio

Figura 1 Diagrama del proceso metodológico GWR



Elaboración propia

Así las cosas, las ecuaciones de las regresiones GWR y OLS son :

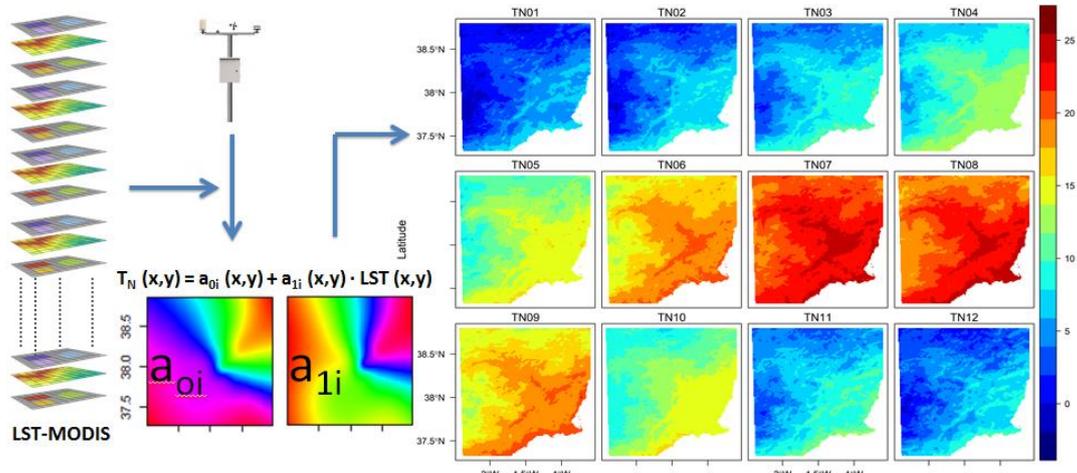
Ecuación 5. Ecuación GWR

$$\text{GWR} \quad T_N(x,y) = a_{0i}(x,y) + a_{1i}(x,y) \cdot LST(x,y) + \varepsilon(x,y)$$

Ecuación 6. Ecuación OLS

$$\text{OLS} \quad T_N(x,y) = a_0 + a_1 \cdot LST(x,y) + \varepsilon(x,y)$$

Figura 2 Esquema de trabajo regresión GWR



Elaboración propia

### 2.3. FRÍO

La temperatura es uno de los factores que más afecta al crecimiento y desarrollo de las plantas (Morison & Lawlor, 1999; Ruml & Vulic, 2005) y que puede inducir efectos parciales o totales sobre la planta (Went, 1953; Ellwood et al. 2013). Las plantas necesitan estar entre ciertos umbrales de temperatura que permitan su desarrollo en condiciones óptimas. Si no es así, pueden producirse daños fisiológicos y morfológicos irreversibles. También, podemos decir que estas necesidades térmicas dependen del tipo de tejido vegetal, del estado fenológico de la planta, de la especie, de la variedad (Elías & Castellvi, 1996).

Todas las especies frutales, también los cultivos herbáceos, necesitan pasar por un estado de letargo invernal en el que puedan prepararse para vegetar y florecer. Este reposo se llama “vernalización” y, durante el mismo, las yemas de los árboles necesitan haber pasado un cierto número de horas de frío para salir del reposo invernal (Melgarejo, 1996). Acumular horas de frío ayuda a que se produzcan los cambios fisiológicos que son responsables de la floración en la primavera. Además de las heladas, en agrometeorología también resulta de gran interés conocer el número de horas frío al que se exponen los diferentes cultivos con el fin de estudiar la implantación de nuevas variedades que se adapten mejor a las condiciones ambientales locales (Morales et al. 2006).

Las necesidades de frío de las plantas se miden a través del concepto horas-frío, definido como el número de horas que la planta pasa a temperaturas menores o iguales a 7°C (Weinberger, 1967). Otros autores, como Calderón (1990) sitúan esa umbral de temperatura en 7.2°C. También Gil-Albert (1989) llega a definir las horas de frío como el número de horas que pasa la planta, en periodo invernal, con temperaturas iguales o inferiores a 7°C. La literatura, también muestra que esta temperatura umbral estaría comprendida entre 4 y 12 °C, siendo frecuente que esta temperatura umbral se fije en 7°C (Melgarejo, 1996).

El número de horas de frío varía con la especie y así, Bidwell ( 1993) llega a señalar la temperatura óptima próxima a los 5°C. Ryugo( 1993), afirma que, para la mayoría de las yemas frutales de hueso y pepita, la temperatura ideal resulta estar entre los seis y los siete grados Celsius. Además, Westwood ( 1982) afirma que las temperaturas menores a 0°C no satisfacen las necesidades de frío de los frutales y señala que se requieren más horas de frío cuando hay periodos más templados, ya que los periodos templados invierten los efectos del frío.

Por último, destacar que Gil-Albert (1992) señaló que la medida de las horas de frío puede realizarse contando las horas entre 0°C y 7°C. Para la realización de esta Tesis Doctoral hemos utilizado la definición de Weinberger, es decir, las horas en que tenemos temperaturas menores o iguales a 7°C.

Un objetivo de importancia en investigación en agrometeorología tanto a nivel internacional como nacional ha sido la generación de una cartografía disponibilidad de frío invernal para su uso en la planificación agrícola (Luedeling et al. 2009).

En España se han desarrollado y aplicado diversos métodos para la estimación de HF, sobre todo orientados para la elaboración de una cartografía. Estos modelos se basan en relaciones estadísticas entre las HF medidas por una estación meteorológica, y las temperaturas medias y/o mínimas medias mensuales. La característica en ellos es que se ajustan muy bien a la zona geográfica donde fueron creados, lo que los hace aplicables solo a ellas. Un método usado para esta estimación se basa en la relación existente entre las HF y las temperaturas extremas diarias, con la fórmula de Crossa-Raynaud (1955), dada por la siguiente ecuación:

*Ecuación 7. Ecuación de Crossa-Raynaud*

$$HF = K_{CR} \cdot 24 \cdot \left( \frac{T_u - T_N}{T_X - T_N} \right)$$

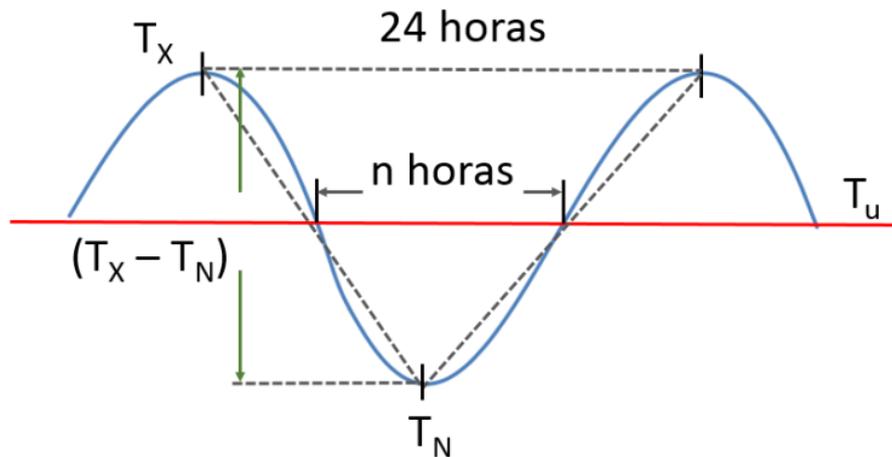
donde n es el número diario de horas por debajo de una temperatura umbral, que comúnmente es 7°C, para un día específico,  $T_N$  y  $T_X$  es la temperatura mínima y máxima diaria respectivamente. Debe tomarse en cuenta que si  $T_X < T_u$ , entonces se acumulan 24 horas de frío (HF=24), en cambio si  $T_N \geq T_u$ , entonces no se acumulan horas de frío (HF=0).

Por otra parte,  $K_{CR}$  es un coeficiente de ajuste a las condiciones locales el cual debe ser calculado para la zona geográfica en estudio a partir de registros diarios de temperaturas horarias. El valor de  $K_{CR}$  no siempre es constante, incluso en áreas pequeñas como un topoclima, por lo que se sugiere modelar su variabilidad espacial.

Por ejemplo, en áreas de la Región de Murcia, se han encontrado variaciones entre 0,90 y 1,9 en este coeficiente (Castillo y Castellvi, 2001; Melgarejo M., 1996; Melgarejo y Salazar, 2003), ratificadas en esta Tesis Doctoral. Pese a estas dificultades, este método es sencillo y fácil de aplicar, pero hay que tomar en cuenta que cuando la diferencia ( $T_n - T_x$ ) sea negativa, no se debe acumular horas de frío. Lo anterior se debe a que este método considera que todas las temperaturas bajo el umbral tienen el mismo efecto y las que están sobre este umbral, ninguno.

Para realizar la estimación anual a nivel geográfico hay que simular para cada día los valores de temperatura mínima y máxima a partir de registros históricos de variables meteorológicas. La figura 2.3 muestra un esquema para la estimación del número de horas diarias bajo 7°C basado en una simplificación de la curva teórica de la evolución de la temperatura media diaria. En la Figura 2.3, la línea roja indica la temperatura umbral a partir de la cual se cuantifica el número de horas bajo ella (n), en una relación geométrica basada en la semejanza de triángulos con las temperaturas extremas, según la proposición de Crossa-Raynaud.

Figura 3 Esquema cálculo horas-frío



Elaboración propia

El método anterior, adolece de considerar el efecto negativo de las altas temperaturas invernales sobre la acumulación de frío, hecho que es importante en las zonas de climas subtropicales. En efecto, en estas regiones el frío acumulado estimado a partir de las HF puede ser un mal indicador del frío efectivamente acumulado por las yemas (Byrne, 2005), al no considerar el efecto de las altas temperaturas que pueden ocurrir en invierno. Para subsanar esta deficiencia, se han desarrollado otros modelos que corrigen el efecto negativo de las altas temperaturas invernales, el cual ahora se expresa como Unidades de Frío (UF) (Richardson et al. 1974), sin embargo, no serán abordados en esta tesis.

## 2.4. HELADAS

### 2.4.1. Introducción

Las heladas meteorológicas se producen cuando la temperatura del aire es de  $0^{\circ}\text{C}$  o inferior, medida la misma a metro y medio del suelo, en un cobertizo meteorológico por un sensor de temperatura (Castillo, E. 2001. Revisemos las definiciones y cómo se clasifican las heladas.

*Figura 4 Garita Meteorológica*

*Elaboración propia*

Las heladas son fenómenos meteorológicos extremos que pueden provocar graves daños. Estos efectos van a depender de la intensidad como de la duración, así como del estado de desarrollo de los cultivos. Conocer la intensidad de las heladas en una región, las veces que se presenta este fenómeno, la duración y los períodos en que pueden producirse, es una información muy útil para los agricultores para que puedan planificar sus cultivos.

Las heladas, generalmente, suceden de madrugada o a la salida del sol. En invierno es norma que duren varias horas las temperaturas bajo cero, umbral para el que se activan todas las alertas a fin de minimizar los efectos de las heladas sobre los cultivos o árboles. Aquí podríamos decir que “la helada es esa condición energética del medio ambiente que alcanza valores suficientemente bajos, que provoca alteraciones en el metabolismo vegetal, resultando daños fisiológicos en las plantas” (Ometto. 1981), aunque, en la práctica, los daños de las heladas van a ser el resultado de considerar los efectos conjuntos de la temperatura y la duración en el tiempo. Efectivamente, una helada de  $-6^{\circ}\text{C}$  que

dura una hora puede no ser tan letal como una helada de  $-2^{\circ}\text{C}$  que se alargue cuatro horas en el tiempo. Por tanto, vamos a tener que identificar, en cada caso y según el tipo de cultivo, la peligrosidad de la helada.

Los daños de las heladas son más grandes en zonas bajas del terreno, ya que la mayor densidad del aire frío hace que permanezca el mismo más tiempo en la zona (Figura 2.5). Por tanto, la orografía va a ser otro factor fundamental a la hora de estudiar los efectos de las heladas. Como norma general, a los agricultores se les pide que, en los meses con riesgos de heladas, cultiven en zonas altas y dejen las bajas para cuando el riesgo esté bajo mínimos.

Figura 5 Movimiento del aire en los valles



Elaboración propia

En la literatura agroclimática, encontramos varias clasificaciones de heladas (Da Motta, F. 1987). Podríamos agruparlas desde el punto de vista de su origen sinóptico, la época en la que sucede o el aspecto visual de la misma. Normalmente nos vamos a encontrar en la literatura con la siguiente clasificación:

1. Heladas Advectivas: Producidas por el movimiento de masas de aire frías sobre una región concreta. En concreto, para las heladas que se producen en la Región de Murcia, hablaríamos de aire frío procedente del centro de Europa y, en casos más extremos, de aire siberiano y subpolar. Son las más dañinas por amplia región del territorio a la que suelen afectar tanto en superficie como en altura.

2. Heladas Radiativas: Se producen en noches despejadas con atmósfera seca, es decir, con poca humedad relativa. El suelo emite radiación térmica al espacio y comienza a enfriarse. Si no se para este enfriamiento del aire, en las capas próximas a la superficie del suelo la temperatura alcanza valores bajo cero. Estas heladas se producen, principalmente, en invierno y con situación anticiclónica o de altas presiones en superficie. Estas heladas son más fáciles de combatir por los agricultores.
3. Heladas Mixtas: Son una combinación de advección de aire y de pérdida de temperatura por radiación en la que, primero, una masa de aire frío invade una determinada zona y, segundo, al despejarse el cielo, comienza la pérdida de radiación térmica. Es una helada peligrosa.

También se clasifican las heladas en función de la época del año en la que ocurren, así, en la literatura climática se hablan de tres tipos de helada:

1. Heladas primaverales o tardías.
2. Heladas otoñales o tempranas
3. Heladas invernales

Según el aspecto visual de la helada, las podemos dividir en dos categorías:

1. Heladas negras.
2. Heladas blancas

Las heladas negras se llaman así porque las plantas afectadas adquieren ese color al día siguiente de la helada porque parte de la misma ha muerto como consecuencia de las temperaturas extremas. En cambio, las heladas blancas son las que se producen cuando se forma la escarcha. Una helada blanca es menos peligrosa que una helada negra.

#### **2.4.2. Régimen de heladas**

Estudiar el régimen de heladas parece una cosa fácil y automática, pero tiempo y no disponemos de estaciones en número suficiente y que estén repartidas de manera uniforme por todo el territorio de estudio. La segunda dificultad es la calidad de los datos y el intervalo temporal de los registros meteorológicos. En Sudamérica se han realizado análisis cartográficos de peligrosidad de heladas (IPH) en Argentina (Monterubbianesi y Cendoya, 2001; Pascale et al., 1997; Jiménez y Snaider, 2014), destacando el trabajo de Fernandez-

Long et al. (2016) que utiliza 124 estaciones meteorológicas realizando un estudio exhaustivo del periodo analizado. También en el Altiplano Boliviano hay estudios de heladas (Le Tacón et al., 1992). En España se han realizado diversos estudios sobre el régimen de heladas, tanto nacional como de zonas acotadas de la Península Ibérica. El más importante es el llevado a cabo por AEMET (Agencia Española de Meteorología) en la que realiza un estudio del periodo 2002-2012 con los datos de sus estaciones meteorológicas. En dicho estudio, Mapas de riesgo: Heladas y horas de frío en la España peninsular (periodo 2002-2012) publicado en 2015, cuyos resultados son capas raster (.rst) de 5 km x 5 km de temperaturas máximas y mínimas diarias, utilizando el kriging universal con la altitud y la distancia a la costa como variables externas. Además, se han calculado las horas frío por debajo de 7°C, 0°C y de -2°C en diferentes periodos, utilizando la fórmula de Crossa-Raynaud. Los datos utilizados, en este estudio, de la Región de Murcia, corresponden a los tres observatorios de los que dispone AEMET, el de la Base Aérea de Alcantarilla y la Base Aérea de San Javier y el Observatorio de Guadalupe. En otro estudio, Vilatte & Ruiz (2007) realizaron un estudio para conocer el régimen de heladas en la provincia de Lugo a partir de un registro histórico de temperaturas mínimas (1975-2005) pertenecientes a la estación meteorológica de la ciudad de Lugo. Morales & Ortega (2000) analizan los riesgos climáticos en Castilla y León, elaborando un mapa de peligrosidad climática de la región. En la Región de Murcia, Pérez Morales (2016) analizó las particularidades de las heladas en la zona y estimó la probabilidad del riesgo de heladas utilizando el modelo de Poisson con una resolución de 1000 metros.

#### **2.4.3. Probabilidad de helada**

Obtener una cartografía de temperaturas mínimas es posible porque las temperaturas se distribuyen normalmente en el tiempo. (Morales, L. 1997) Cuando el número de datos satelitales no eran suficientes para generar series de tiempo que pudieran ser analizadas estadísticamente, se utilizaban aproximaciones numéricas para tener una idea de los valores medios y la dispersión de los datos observados. Para la temperatura, esa estimación se realizaba a partir de la densidad de probabilidad de la curva normal tipificada (Abramowitz y Stegun, 1964; Santibañez, 1986; Morales, 1997):

*Ecuación 8. Densidad de probabilidad de la curva normal tipificada*

$$\phi(x) = 0.39894228 \cdot e^{-\frac{x^2}{2}}$$

Con  $x = (T_n - T_u)/\sigma$ , donde  $T_u$  es la temperatura umbral (0, -1, -2, ... °C),  $T_n$  es la temperatura mínima media mensual (°C) y  $\sigma$  es la desviación estándar en el intervalo de estudio. Para calcular la probabilidad de que un suceso se encuentre por debajo de la temperatura umbral, Abramowitz y Stegun (1964) propusieron la siguiente ecuación:

*Ecuación 9. Probabilidad de Abramowitz y Stegun*

$$p = \phi(x) \cdot \sum_{i=1}^5 a(i)T^i$$

donde los coeficientes  $a(i)$  vienen dados por:

$$a(1) = 0.319368153 \quad a(2) = -0.35656378 \quad a(3) = 1.78147793$$

$$a(4) = -1.82125597 \quad a(5) = 1.33037442$$

y  $T$  viene dado por la expresión:

$$T = \frac{1}{1 + 0.2316419 \cdot X}$$

Con este conjunto de ecuaciones, es posible calcular el número de heladas y, a partir de imágenes MODIS y datos meteorológicos podríamos estimar, a partir de las mismas, la temperatura mínima absoluta y el número de heladas anuales para la región que estimemos.

Otra de las ecuaciones que encontramos en la literatura, y que tenemos para calcular el número de heladas, es estimar la probabilidad de tener temperaturas inferiores a un determinado umbral, sabiendo que la temperatura mínima presenta una distribución de tipo normal en el tiempo. Sería posible calcular la probabilidad de heladas a través de valores discretos de ciertos umbrales térmicos (Thom, 1966). Una buena aproximación para estimar la probabilidad de que tengamos una temperatura inferior a una umbral nos la proponen Snedecor & Cochran (1979), Santibañez (1986) y Morales (1997) con la siguiente expresión:

*Ecuación 10. Ecuación de Snedecor y Cochran*

$$P(T_{min} \leq T_{umb}) = \frac{1}{2} e^{-\left(0.0038 + \frac{0.7474}{\rho}\right)(T_m - T_{umb})}$$

donde  $T_m$  es la temperatura mínima media mensual promedio,  $T_{umb}$  es una temperatura umbral, en nuestro caso pondríamos  $0^\circ\text{C}$ , y  $\sigma$  es la desviación estándar de las temperaturas mínimas. La temperatura  $T_m$  es calculada a partir de una serie de tiempo de matrices de temperatura obtenidas por un modelo topoclimático.

Actualmente, para el análisis del riesgo de heladas se distinguen dos magnitudes distintas, a saber: la probabilidad  $P(T < T_c)$  de que se produzca a una temperatura inferior a una umbral crítica en cualquier año y el riesgo ( $R$ ) que es la probabilidad de que el fenómeno helada se produzca, al menos, una vez durante un periodo concreto, en años, en el que tendremos en funcionamiento un huerto ( $nd$ ). En lugar del riesgo, podemos utilizar la certeza ( $C = 1 - R$ ), que es la probabilidad de que el suceso helada no se produzca, no ocurra, durante el periodo de diseño (de funcionamiento). Suponiendo una distribución de Bernouilli, la certidumbre está relacionada con la probabilidad de tener una temperatura por debajo de  $T_c$  en un año determinado:

*Ecuación 11. Certidumbre de que no se produzca la helada en un periodo de tiempo*

$$C = [1 - P(T < T_c)]^{nd}$$

Si, por ejemplo, la probabilidad de que la temperatura fuera inferior a  $10^\circ\text{C}$  en un año concreto es de 0.003 (esto significa que ocurre tres veces en 1000 años) entonces la certeza para 20 años de duración o funcionamiento de un huerto sería de 0.94, es decir, estaríamos seguros en un 94% de que las temperaturas nunca caerían por debajo de los  $10^\circ\text{C}$  en 20 años consecutivos.

Sin embargo, la probabilidad de que se produzca un fenómeno extremo, como una helada, en un año determinado podría calcularse como el cociente entre las heladas observadas y el número de años de registro. Como se trata de fenómenos poco frecuentes, necesitaremos un registro meteorológico muy largo que, desgraciadamente, no tenemos y, en su lugar, para el conjunto de datos limitados con los que contamos, calcularemos los parámetros de la distribución estadística subyacente. Haan (1979) utiliza esta metodología para determinar la

probabilidad y el riesgo. Las probabilidades se calculan utilizando la distribución de probabilidad de valores extremos tipo I (Gumbel) y el riesgo se calcula utilizando un proceso de Bernoulli

*Ecuación 12. Probabilidad de ocurrencia de helada*

$$P(T < T_c) = 1 - \exp\left[-\exp\left(\frac{T_c - \beta}{\alpha}\right)\right]$$

Donde  $\alpha = \sigma / a$ ,  $\beta = \mu + b * \alpha$ , siendo  $\mu$  la media de las temperaturas mínimas registradas cada año y  $\sigma$  la desviación típica correspondiente. Los parámetros  $a$  y  $b$  deben ser calculados a partir de la calibración de la ecuación con los resultados experimentales de los que dispongamos. El parámetro  $\beta$  es la moda, es decir, el valor más frecuente de la distribución. Los parámetros numéricos son los que corresponden a nuestro estudio, son el resultado de la calibración de la ecuación 12 a los valores reales de nuestras EMAs. De las dos ecuaciones anteriores, se puede obtener una más sencilla para calcular la certidumbre de que ocurra un fenómeno extremo, así:

*Ecuación 13. Certidumbre de ocurrencia de helada.*

$$C = \left\{ \exp\left[-\exp\left(\frac{T_c - \beta}{\alpha}\right)\right] \right\}^{n_d}$$

# **III – MATERIALES Y MÉTODOS**

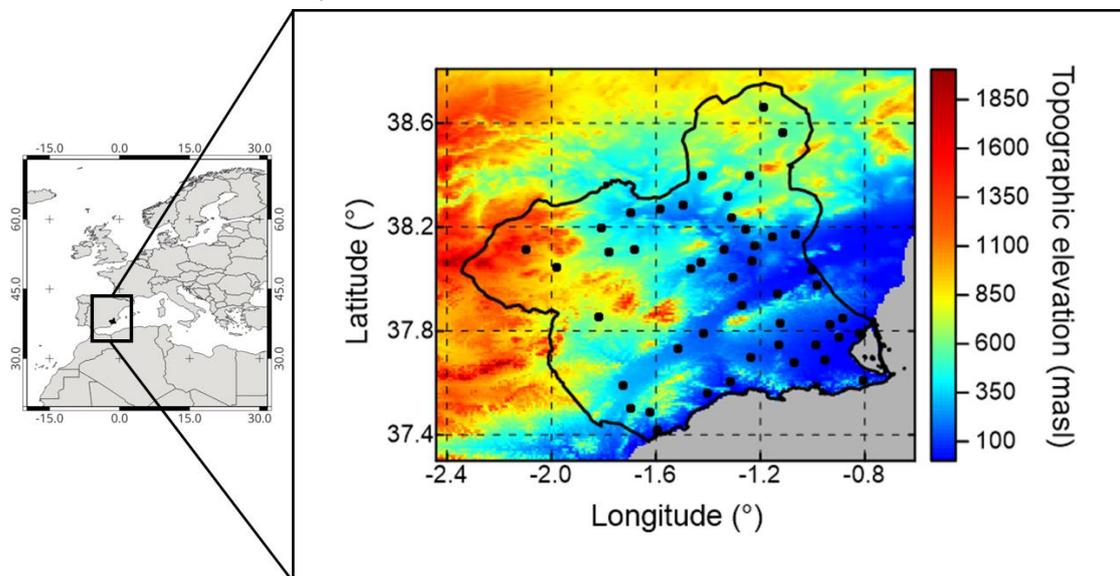
---



### III - MATERIALES Y MÉTODOS

#### 3.1. UBICACIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO

Figura 6 Área de estudio correspondiente a la Región de Murcia, España. Red de estaciones meteorológicas SIAM-IMIDA utilizadas en el presente estudio.



Elaboración propia

La Región de Murcia (RM) se encuentra en el sur del continente europeo, al sureste de la Península Ibérica entre los paralelos 37° y 38° de latitud norte y entre los meridianos 0° y 2° de longitud este. Es una zona próxima a latitudes subtropicales, lo que condiciona el clima regional. Posee un complejo relieve y diverso a la vez, con costa, altiplanos, montañas y valles que generan una gran variedad paisajística. El relieve montañoso suele superar los 1000 metros (Sierra de la Pila, Ricote, Carrascoy...) y los 2000 metros como el Pico Revolcadores. Hay espacios llanos situados entre los 500 y 1000 metros de altitud como el Altiplano de Yecla-Jumilla al Noreste y El Campo de San Juan en el Noroeste. (J. Capel-Molina. Atlas de la Región de Murcia, capítulo El Clima Murciano (Los elementos), páginas 97–108. La Opinión de Murcia S.A., 1991). En la parte central tenemos el Valle del Río Segura desde Cieza hasta Murcia y llanuras cercanas a la

costa, todas por debajo de los 200 metros de altitud sobre el nivel del mar.

Aproximadamente, el 27% del territorio murciano corresponde a relieves montañosos, el 38% a depresiones intramontanas y valles corredores, y el 35% restante a llanuras y altiplanicies. El clima es mediterráneo, aunque hay contrastes y variaciones locales importantes que hacen de la Región de Murcia un lugar idóneo para comparar tendencias de temperaturas y demás parámetros climatológicos (Atlas Climático de la Región de Murcia (<http://hdl.handle.net/20.500.11765/13220>)).

En la RM hay veranos cálidos y secos e inviernos suaves y con frecuentes heladas en el interior. Las lluvias suelen darse en otoño y primavera y se constata que las zonas más altas reciben más lluvia y la temperatura es más fresca que en el sur. Las cadenas montañosas en la parte Este son la barrera natural que frenan las borrascas atlánticas y por eso hay menos lluvias de lo esperado para estas latitudes. La apertura al mar de la RM por el sur y sureste provoca que las temperaturas en las zonas de vegas y del litoral sean suaves con un alto grado de humedad del aire.

Aproximadamente, un 30% del territorio murciano, en el sur y sureste del territorio, posee un clima mediterráneo subdesértico, con precipitaciones inferiores a 200 mm anuales y temperaturas entre los 16º y 20º C, lo que lleva consigo una importante evapotranspiración que contribuye a los procesos de desertificación. Un 60% del territorio suele acumular entre 300 y 500 mm de precipitación con temperaturas más bajas en el interior, sucediéndose heladas en días de invierno. La parte más lluviosa se encuentra en las laderas húmedas de las sierras del Norte y Noroeste con precipitaciones que oscilan entre los 600 y los 800 mm anuales.

La Región de Murcia tiene en la agricultura uno de sus puntales económicos y, en los últimos años, la industria energética del sol parece que toma fuerza, no en vano, es la zona de la Península Ibérica con más horas de sol al año.

Por último, el trasvase Tajo-Segura, asegura el riego todo el año, permitiendo que la actividad agrícola no pare en ningún momento del año, sobretodo, en el Campo de Cartagena y Lorca.

## 3.2. BASE DE DATOS CLIMÁTICA

### 3.2.1. La Red SIAM

La Red SIAM (Sistema de Información Agrario de Murcia) del IMIDA (Instituto Murciano de Investigación y Desarrollo Agrario y Alimentario) es una base de datos climática utilizada en la Región de Murcia, España. Proporciona información agroclimática para el manejo de los recursos hídricos en la agricultura y otros sectores relacionados. La Red SIAM está formada por 49 estaciones meteorológicas (Figura 6), de las cuales, 32 son del IMIDA, de la Comunidad Autónoma de la Región de Murcia, 15 pertenecen al Ministerio de Agricultura y otras dos que son propiedad del Ayuntamiento de Mazarrón y de la Universidad Politécnica de Cartagena. Las estaciones están ubicadas, la mayor parte de ellas, en explotaciones agrarias de particulares, que colaboran en la recopilación de información agroclimática.

*Figura 7 Estación Meteorológica de la Red SIAM.*



*Fuente: IMIDA*

Las variables medidas por las estaciones son:

- 1) Temperatura y humedad relativa del aire.
- 2) Radiación global incidente
- 3) Velocidad y dirección del viento
- 4) Precipitación

- 5) Se calculan los valores del Punto de Rocío y del Déficit de Presión de Vapor.

Todas las estaciones van almacenando, cada diez minutos, los valores que registran, en un Datalogger alimentado por una batería recargable de 12 V y 7 Ah a través de una placa solar de tan sólo 10 W. El Datalogger es el elemento de la estación meteorológica que se encarga del almacenamiento de la medida y del control de los sensores con los que está comunicado, además, gestiona los sensores a partir de un software. Está formado por un módulo de control y medida y por un panel de conexiones. El módulo de control realiza las medidas de los sensores, gestiona las telecomunicaciones, e integra y almacena los datos en una memoria interna no volátil.

Todos los registros agrometeorológicos los recibe el IMIDA a través de un software propio y, a través de un modem GSM o GPRS, transmite los datos a un ordenador central. Estos metadatos se evalúan, validan y almacenan en un servidor al que cualquier usuario puede acceder de forma gratuita desde la página web del SIAM ( <http://siam.imida.es> ).

La base de datos climática de la Red SIAM del IMIDA incluye información sobre variables climáticas como temperatura, precipitación, humedad relativa, velocidad y dirección del viento, radiación solar, evapotranspiración y otros parámetros relevantes para el estudio del clima.

La Red SIAM del IMIDA es una herramienta importante para los agricultores, investigadores y profesionales del sector agrícola en la Región de Murcia, ya que les permite obtener datos climáticos y meteorológicos actualizados con el objetivo de poder ser utilizados para tomar decisiones informadas sobre el manejo de los recursos hídricos y otras prácticas agrícolas.

El acceso y uso de la base de datos climática de la Red SIAM del IMIDA puede estar sujeto a restricciones y políticas de uso establecidas por el propio organismo, por ello se aconseja consultar previamente el uso de los mismos. En nuestro caso, hemos ofrecido poner al servicio de los usuarios del IMIDA las mejores realizadas en las bases de datos descargadas.

### 3.2.2. Bases de datos 2000-2019

Se descargaron, con los permisos correspondientes del IMIDA, de los servidores del IMIDA, datos horarios de temperatura de las estaciones a lo largo del período de estudio (2000-2019), lo que equivalen a 7305 días, y datos diarios de temperatura mínima, temperatura mínima absoluta, temperatura media, temperatura máxima absoluta, temperatura máxima, número de horas diarias con temperaturas entre 0°C y 7°C y humedad relativa de cada una de las 47 estaciones seleccionadas para el estudio, dos de ellas han sido descartadas por haberse puesto en funcionamiento en el último año del periodo de estudio. En total, de cada variable descargada, se han obtenido un máximo de 7305 datos por estación, correspondientes a datos diarios.

La razón por la que hay días en las que se observa ausencia de datos se debe, fundamentalmente, por el no funcionamiento de la estación (no se había puesto en marcha para una fecha dada), o simplemente, porque la estación se encontraba averiada, de esta forma la transmisión de datos se interrumpió hacia el servidor del IMIDA. Los datos horarios han mejorado los resultados obtenidos con datos diarios y dado una mayor fiabilidad, entre otras, para el cálculo de horas de frío, lo que ha permitido concluir, de forma más precisa, los estudios para cada una de las estaciones analizadas. También, al no utilizar la temperatura mínima absoluta para definir los días de helada, los registros de heladas han sido más fiables, ya que, si tenemos heladas en datos horarios significa que, la misma, ha durado, al menos, una hora. En cambio, cuando se utiliza la temperatura mínima absoluta, estamos utilizando un valor que se ha alcanzado en algún momento de esa hora de registro, lo que no significa que esa temperatura haya durado toda la hora.

Por tanto, trabajar con datos horarios nos ha permitido filtrar, de manera indirecta, los resultados. De las 47 estaciones utilizadas en este estudio, 40 se pusieron en marcha en el año 2000 y siete de ellas en los años 2005 ( TP91 y CA12), 2006( CR61), 2009(TP52), 2015( MO62 y CI71) y 2016(CA73).

Para la elaboración de esta Tesis Doctoral, disponemos de 311.327 datos diarios de temperatura mínima absoluta, otros tantos de temperatura máxima absoluta y 7.471.848 datos horarios de temperatura, lo que supone, de media, un 90.7% de los registros automáticos, es decir, la base de datos de temperatura está

completa al 90.7%. No en todas las estaciones faltan los mismos datos. Tenemos veinticuatro estaciones con menos de un 1% de datos faltantes, nueve estaciones entre el 1% y el 2%, seis estaciones con entre el 2% y el 6% de datos faltantes y una estación, MO31, puesta en funcionamiento, como las anteriores, en el año 2000, con un 12,3% de datos faltantes.

En la Tabla A.1 del Anexo I se detallan los datos faltantes por estaciones. Así, podemos ver que hay estaciones a las que les faltan 14, 19 o 20 datos ( de los 7305 datos diarios que hay por estación), como las de Totana, Alhama y Fuente Álamo, por tanto, son estaciones muy fiables, pero también otras como las de, por ejemplo, Cartagena, CA12 y CA73 en las que faltan 2135 y 6177 registros diarios, respectivamente. En estos casos, a pesar de haber homogeneizado las series, hemos sido prudentes para sacar conclusiones y tenido en cuenta para el análisis de tendencias.

### 3.2.3. Homogenización de las bases de datos

Los datos utilizados corresponden a valores diarios de temperatura mínima absoluta (°C) y temperatura máxima absoluta medidos por sensores ubicados en las 47 estaciones meteorológicas automáticas (EMAs) pertenecientes al SIAM del IMIDA, mostradas en la Figura 3.1. Se tienen datos diarios de temperaturas máximas y mínimas absolutas y datos horarios de temperatura desde el 1 de enero de 2000 hasta el 31 de diciembre de 2019, en total, veinte años de datos. Estos datos descargados ya fueron validados por el sistema interno y, por tanto, no han estado sujetos a revisión porque ya han pasado por un control. Estas bases de datos originales están disponibles estación por estación. Lo que he hecho ha sido unificarlas en una misma planilla Excel y tener todos los datos en un mismo archivo. Las bases de datos originales también están disponibles, para quien lo desee, en el reservorio de datos creado de esta Tesis Doctoral.

Una vez identificados los datos faltantes, se procedió a rellenar los huecos mediante el uso de herramientas de machine learning, específicamente con Support Vector Machine (SVM), debido a que su capacidad para resolver problemas, asociados a la estimación de regresión no lineal, hace que este método sea preferido sobre otros en el pronóstico de series de tiempo. El método SVM, sugerido por primera vez por Cortes y Vapnik (1995), ha estado siendo utilizado

recientemente en aplicaciones tales como la minería de datos o la clasificación, regresión y predicción de series de tiempo (Cao y Tay, 2001; Flake y Lawrence, 2002; Zhao et al., 2006).

El algoritmo SVM aplica un método lineal simple a los datos, pero en un espacio de características de alta dimensión no relacionado linealmente con el espacio de entrada, pero en la práctica, no implica ningún cálculo complejo para el usuario (Vapnik, 1998). Esta simplicidad combinada con el rendimiento de vanguardia en muchos problemas de aprendizaje (clasificación, regresión y detección de patrones) ha contribuido a la popularidad del algoritmo SVM (Karatzoglou et al. 2006).

Para el relleno de datos faltantes en las series temporales, se utilizaron a modo de variables predictoras, la altura y posición de las estaciones del área de estudio, el mes del año, la distancia a las estaciones y las siete estaciones más cercanas en que se disponía de, al menos, un 95% de los datos y, así, el algoritmo de R predijo los valores en la base de datos, completando los registros faltantes y/o fuera de rango (outlayers).

Pueden consultarse los scripts utilizados en el software R en el anexo 4 (script nº 1 SVM datos diarios y script nº 2 Relleno de datos horarios)

Una vez homogenizadas con el paquete Climatol de R ( puede consultarse el script nº 3 del anexo 4) las bases de datos de temperatura, las dos de temperaturas mínimas y máximas absolutas diarias y la base de datos de temperatura horaria, las hemos subido al servidor para que puedan ser utilizadas por la comunidad científica y puedan ahorrarse un tiempo importante para los futuros estudios en los que sea preciso trabajar con esas temperaturas. A partir de la base de datos horarios se han obtenido dos nuevas bases de datos, una con valores máximos diarios y otra con valores mínimos diarios.

Así las cosas, disponemos, para todo el período de estudio, de:

- a) Una base de datos completa de temperatura mínima absoluta diaria.
- b) Una base de datos completa de temperatura máxima absoluta diaria.
- c) Una base de datos completa de temperatura mínima diaria
- d) Una base de datos completa de temperatura máxima diaria.
- e) Una base de datos completa de temperaturas horarias

Lo que equivale a decir que disponemos de 7305 datos validados para cada estación a lo largo del período 2000-2019. Así, cada una de las bases de datos elaboradas contiene 343.335 registros de temperatura y, en total, podemos afirmar que disponemos de 1.373.340 datos de temperatura que han pasado por todos los controles de calidad. En cuanto a la bases de datos horaria, ésta tiene 8.240.040 de registros de temperatura que, en una misma hoja de cálculo, supone una fuente de información importante para estudios climáticos futuros. Estos cinco archivos se han puesto a disposición del IMIDA, como no podría ser de otra manera, en agradecimiento a la utilización de los datos de sus estaciones meteorológicas.

### 3.3. BASE DE DATOS MODIS

El satélite TERRA y AQUA, lleva a bordo el instrumento Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) que es capaz de proporcionar imágenes de alta resolución espacial (250 m, 500 m y 1000 m) de la Tierra desde el año 1999. Estos datos son ampliamente utilizados en diversas aplicaciones, como la monitorización del clima, la gestión de recursos naturales y la investigación científica en general. Existen varias bases de datos que almacenan y distribuyen imágenes y datos de MODIS. Algunas de las principales bases de datos de imágenes MODIS son:

1. **NASA Earth Observing System Data and Information System (EOSDIS):** Esta es la principal fuente de datos de MODIS proporcionada por la NASA. El EOSDIS almacena y distribuye una amplia gama de datos de observación de la Tierra, incluyendo imágenes MODIS. Los datos se pueden acceder a través del sitio web de la NASA y de diferentes centros de datos distribuidos en todo el mundo.

2. **Land Processes Distributed Active Archive Center (LP DAAC):** Este centro de datos, administrado por el Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS), se especializa en el almacenamiento y distribución de datos de observación de la Tierra relacionados con la superficie terrestre. Proporciona acceso a imágenes MODIS de productos como índices de vegetación, temperatura de la superficie terrestre y datos de cobertura de la tierra.

3. **Global Land Cover Facility (GLCF):** Este centro de datos, ubicado en la Universidad de Maryland, almacena y distribuye imágenes de MODIS y otros

datos de observación de la Tierra. Proporciona una amplia gama de productos MODIS, incluyendo imágenes de cobertura de la tierra, índices de vegetación y datos de temperatura.

Estas bases de datos ofrecen diferentes opciones de acceso a las imágenes MODIS, como la descarga directa de archivos, la visualización en línea y la posibilidad de realizar análisis y procesamiento de los datos. Cada base de datos tiene sus propias características y herramientas, por lo que es recomendable explorarlas para encontrar la que mejor se adapte a las necesidades específicas de cada usuario. Para la realización de esta Tesis Doctoral, se utilizaron datos de los satélites TERRA y AQUA, correspondientes a información espacial registrada por el sensor MODIS del cual se derivan 34 productos generados por la NASA a partir de los datos recolectados de este sensor.

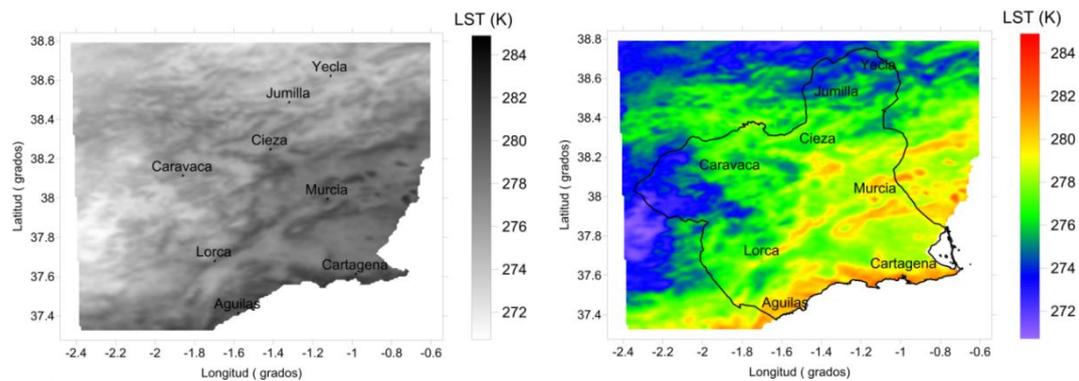
Los productos utilizados en este estudio fueron MOD11A2, MOD13A2 y MOD13Q1, los que corresponden a temperatura de superficie e índices de vegetación respectivamente. El producto asociado a los índices de vegetación contiene, entre otras imágenes, el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) además del índice de vegetación mejorado (EVI), obtenidos cada 16 días, mientras que el producto asociado a la temperatura de superficie contiene, entre otros, imágenes del índice de Emisividad y LST de día y noche, obtenidas cada 8 días, todas obtenidas desde el sitio Earth-Data de la NASA con una resolución espacial de 1 km<sup>2</sup>, a excepción del MOD13Q1 que cuenta con una resolución espacial aproximada de 250 m. Se descargaron y procesaron las imágenes de todos los archivos de MODIS (Figura 3.3) correspondientes a una extensión que abarca la RM, para un intervalo temporal de 19 años correspondiente al periodo 2001-2019.

Estas imágenes fueron ajustadas según el factor de corrección recomendado por MODIS (Wan, 2007) para, posteriormente, ser promediados a nivel medio mensual en cada año. Finalmente, se calcularon valores medios mensuales de todos los meses de la serie de tiempo para, después, calcular los valores climatológicos, es decir, los valores medios mensuales. Es importante mencionar que el tiempo de adquisición de las imágenes de LST del área de estudio abarca píxeles con hasta 3 horas diferentes de día y tres horas diferentes de noche. Los datos de LST obtenidos fueron almacenados en °C para finalmente realizar un mosaico con las imágenes de cada variable, recortando el área de interés y luego

proyectando al sistema de referencia geográfica con Datum WGS84 en coordenadas esféricas.

En total, disponemos de 742 imágenes de LST nocturna, 742 imágenes de LST diurna y 742 imágenes de emisividad correspondientes al producto MOD11A2. De cada uno de los productos MOD13A2 y MOD13Q1 disponemos de 438 imágenes de NDVI y EVI. y pueden consultarse en el reservorio de datos, otro de los objetivos específicos logrados de esta Tesis Doctoral, objetivos necesarios y previos para poder abordar los siguientes. ( O.E. nº2: la construcción de una base de datos satelital MODIS de temperaturas nocturnas para la Región de Murcia)

Figura 8 Imagen MODIS bruta (en blanco y negro) y tratada (falso color).



Elaboración propia

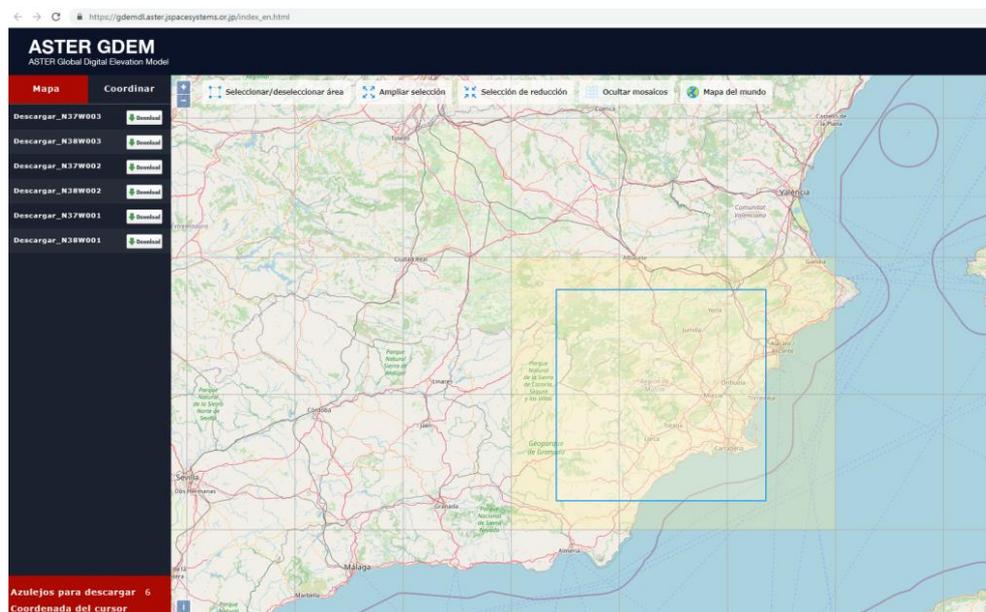
### 3.4. MODELO ELEVACIÓN DEL TERRENO (DEM)

Un modelo digital de elevación (DEM, por sus siglas en inglés Digital Elevation Model) es una representación digital de la elevación del terreno en un área específica. Estos modelos se construyen utilizando tecnologías como la fotogrametría, el láser escáner terrestre (TLS) y los datos de los satélites de observación de la Tierra. El objetivo principal de un DEM es proporcionar información precisa y detallada sobre la topografía de un área determinada. Esto se logra mediante la captura de datos de elevación en forma de puntos, que se utilizan para crear una malla tridimensional de la superficie terrestre (Miliareis et al 2011). Los puntos de elevación se pueden obtener a través de mediciones directas en el terreno o mediante técnicas de teledetección. Los DEM se utilizan en una variedad de aplicaciones, incluyendo la cartografía, la planificación urbana,

la gestión de recursos naturales, hidrología, agricultura y la modelización topoclimática.

Estos modelos proporcionan información valiosa sobre la altitud y, además, es posible calcular la pendiente y la orientación del terreno, lo que permite realizar análisis detallados y precisos en casos que se requiera. Específicamente, los Modelos Digitales de Elevación corresponden a estructuras numéricas de datos que representan de manera continua y cuantitativa la distribución espacial de la variable altura respecto a un geode de referencia. La estructura matemática preferida para representar numéricamente un modelo de altitud es el formato matricial o raster (grillado numérico), debido fundamentalmente a su simpleza y posibilidades de comparación con datos satelitales. Como ya lo habíamos mencionado, esta estructura matemática simple permite calcular una serie de variables derivadas, como por ejemplo la exposición, pendiente, visibilidad o iluminación entre otros (Felicísimo, 1994).

Figura 9 Obtención del Modelo de Elevación del Terreno (DEM)



Fuente: Aster GDEM

Para esta tesis, se utilizó el producto ASTER-GDEM, el cual es un DEM correspondiente a una rejilla de cobertura global, que posee una resolución espacial de aproximadamente 30x30 m de superficie dependiendo de la ubicación de dicho píxel en la tierra (Galdón-Ruiz et al. 2023) y que se descargó, como

puede verse en la Figura 3.4. Se comprueba que el DEM de la RM se construye a partir de seis imágenes o azulejos (tiles), que son el producto bruto que se ha descargado del siguiente enlace:

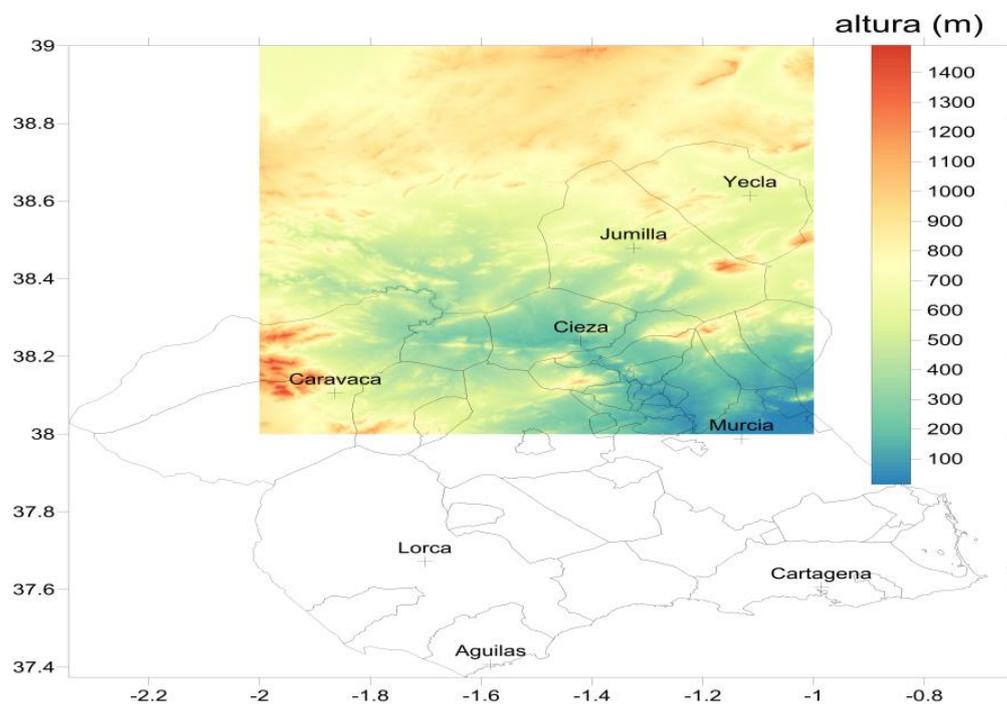
[https://gdemdl.aster.jspacesystems.or.jp/index\\_en.html](https://gdemdl.aster.jspacesystems.or.jp/index_en.html).

Este DEM (disponible también en el reservorio de datos) se ha obtenido en base a un algoritmo que utiliza como principal variable de entrada los datos adquiridos por el sensor Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection radiometer (ASTER). Se trata de un proyecto que desarrolla el Ministry of Economy, Trade and Industry (METI) de Japón, en conjunto con la National Aeronautics and Space Administration (NASA)

<https://asterweb.jpl.nasa.gov/gdem.asp>

En la figura 3.5 vemos un tile (de los seis que hemos descargado) correspondiente a la zona del Altiplano. Se puede ver la alta resolución de la imagen.

Figura 10 Azulejo (tile) del DEM correspondiente a la zona del Altiplano



Elaboración propia

### 3.5. MODELACIÓN ESPACIALMENTE EXPLÍCITA(GWR)

Hasta ahora, la red meteorológica SIAM-IMIDA posee 47 estaciones meteorológicas automáticas que, sumado a la extensión geográfica de la Región de Murcia, que posee una superficie aproximada de 11313 km<sup>2</sup>, deja un área de influencia de 240,7 km<sup>2</sup> a cada estación meteorológica, lo que equivale, aproximadamente, a un área circundante a cada estación de un cuadrado de 15,5x15,5 km. Este hecho, evidencia que existe un área que, posiblemente, no sea representada por ninguna de las estaciones circundantes que, en el caso de las heladas, sea importante para su caracterización espacial. Por ello, el conocimiento espacial de la variabilidad espacial de las heladas puede conocerse a partir del uso de información espacial adicional ( lo que llamamos variable descriptora) como es el uso de imágenes satelitales termales y la modelización espacial de naturaleza topoclimática o espacialmente explícita (interpolación GWR frente a la tradicional OLS). Para el caso particular de la estimación de temperatura del aire mínima ( $T_N$ ) se utiliza, como variable dependiente, la información de la base de datos climatológica puntual para cada mes y como variables descriptoras, las imágenes mensuales de la temperatura de superficie terrestre (LST) de noche sobre los pixeles que cubren cada estación. Cabe destacar que el sensor MODIS en su producto MOD11A2 incluye la visita al área de estudio dos veces al día en 3 horarios, por la mañana a bordo del satélite TERRA entre las 9 y 11 horas, mientras que por la noche barre el área a bordo de la plataforma AQUA entre las 22 y 24 hora en horario local.

Una vez obtenidas todas las capas climáticas de LST de noche, se procedió a aumentar su resolución espacial (de 1000 metros a 250 metros ) mediante la aplicación del método de modelación topoclimática, descrito en el capítulo II de esta Tesis Doctoral, usando como variables descriptoras las capas de NDVI mensual y el modelo digital de elevación Aster GDEM.

Como los modelos de regresión ponderada geográficamente (Geographic Weighted Regression), son modelos locales que crean una ecuación para cada elemento del conjunto de datos de la variable dependiente (Fotheringham et al., 2000; Soto Estrada, 2013), tenemos que los coeficientes ( $a_0$ ,  $a_1$ ) de la Ecuación 5 presentada en el capítulo II, se interpolan mediante el uso de cokriging ordinario con ajuste de variograma automático, utilizando como covariables, la altitud y la

distancia a la costa del mediterráneo, obteniendo así capas climáticas mensuales ajustadas a los valores de las estaciones recopiladas y con una resolución de 250 metros, uno de los objetivos específicos de esta Tesis Doctoral. El cálculo, así como las gráficas y el análisis estadístico, se realizan con el software R y el script puede consultarse, junto a otros utilizados en la realización de esta Tesis Doctoral, en el anexo 4 (script nº 4, Espacialización GWR).

Así, la ecuación que describe la temperatura mínima queda de la forma siguiente en virtud de la variable predictora LST de noche respectivamente

*Ecuación 14. Ecuación GWR para el cálculo de la  $T_N$*

$$T_a(x, y) = a_0(x, y) + a_1(x, y) \cdot LST(x, y) + \varepsilon(x, y)$$

donde  $a_0(x, y)$  y  $a_1(x, y)$  corresponden a los coeficientes de la regresión, y  $\varepsilon(x, y)$  el error, además  $(x, y)$  representa la variabilidad espacial. Como resultado de este proceso, cualesquiera sean los datos incluidos en los modelos, se obtiene una ecuación que permite predecir la temperatura local del aire a partir del valor de LST para un pixel registrado por el satélite sobre la estación meteorológica usada para la modelación (Gutiérrez et al., 2012).

### 3.6. CARACTERIZACIÓN DEL RÉGIMEN DE HELADAS

#### 3.6.1. Intensidad en función de la duración

La frecuencia de las heladas la podemos interpretar como el número de heladas ocurridas en un período de tiempo dado (semanal, mensual o anual). Usualmente, el número de heladas semanales se resumen a nivel medio mensual y posteriormente a nivel climatológico para su uso en la toma de decisiones en agricultura. En la presente Tesis Doctoral se contabilizaron el número de heladas en cada semana durante el año para cada estación de la red SIAM-IMIDA, generando una base de datos única para el conjunto de estaciones meteorológicas utilizadas. A partir de la base de datos horaria, se fueron seleccionando las horas seguidas con temperaturas bajo cero y se vuelca, en otra hoja de cálculo, el valor de la duración de la helada por cada día. Obviamente, hay días con cero horas de helada y días con 24 horas seguidas de temperaturas bajo cero. A partir de la

planilla Excel con la duración de las heladas por día, se agrupan por meses, por años y por estaciones para un mejor conocimiento de la duración de la helada según el mes o estación del año. También se estudia la duración de las heladas por año, identificándose la helada de mayor duración, así como el número de veces que se repite el fenómeno extremo. Por último, se obtiene y se muestra la cantidad de heladas por duración y mes y las heladas de menos de una hora, es decir, las heladas que, en datos horarios, aparecen como 0°C la temperatura de esa hora. En este punto, hay que recordar que, cada diez minutos, el sensor de temperatura mide este campo y lo promedia con los valores de esa hora.

### 3.6.2. Intensidad en función de la temperatura

Adicionalmente se realizó una base de datos con la intensidad de las heladas a nivel diario, donde se registró por separado la intensidad máxima y promedio de las temperaturas mínimas. Se realiza también una clasificación por tramos de temperatura registrados. Utilizaremos el criterio de Da Motta (1961), que clasifica las heladas por intervalos de peligrosidad de la helada registrada. De esta forma, vamos a clasificarlas según el rango siguiente y plasmaremos el porcentaje de cada tipo de helada, teniendo así un conocimiento más claro del tipo de helada que es más común en la estación meteorológica que estemos considerando. Así:

- a) Helada Suave ( $-1.9^{\circ}\text{C} < T < 0^{\circ}\text{C}$ )
- b) Helada Moderada ( $-3.9^{\circ}\text{C} < T < -2^{\circ}\text{C}$ )
- c) Helada Fuerte ( $-5.9^{\circ}\text{C} < T < -4^{\circ}\text{C}$ )
- d) Helada Muy Fuerte ( $-7.9^{\circ}\text{C} < T < -6^{\circ}\text{C}$ )
- e) Helada Severa ( $-9.9^{\circ}\text{C} < T < -8^{\circ}\text{C}$ )
- f) Helada Muy Severa ( $T < -10^{\circ}\text{C}$ )

### 3.6.3. Probabilidad de heladas

Debido a que la temperatura mínima presenta, aproximadamente, una distribución de tipo normal en el tiempo, es posible determinar la ocurrencia o probabilidad de heladas bajo determinados umbrales expresados como valores discretos (Thom,1966). Espacialmente, es posible estimar razonablemente la

probabilidad de las heladas a partir de valores medios mensuales de imágenes de LST o de  $T(t)$ . Usualmente las temperaturas se miden por una estación meteorológica a 1.5 m de suelo, pero la LST corresponde a la temperatura de la superficie terrestre y a partir de ella las probabilidades podrían calcularse a nivel del suelo.

La obtención de una cartografía de las temperaturas mínimas absolutas se basa en el hecho de que éstas se distribuyen normalmente en el tiempo. En el caso de las imágenes satelitales el comportamiento de un píxel en el tiempo genera una serie de tiempo que puede ser analizada, estadísticamente, con el objetivo de estimar parámetros de interés. Sin embargo, estas series son cortas, menores de 20 años, lo que complica la significancia estadística de sus resultados, y además, no se posee mayor tiempo de registros sistemáticos y confiables.

En la mayor parte de los casos, espacialmente hablando, el número de datos reales es insuficiente para poder deducir la frecuencia de las temperaturas extremas poco probables, pero usando aproximaciones numéricas, éstas pueden dar una idea de los valores medios y de la dispersión de datos observados.

La probabilidad de que un evento de naturaleza extrema, como es una helada, ocurra dentro de un año puede ser calculado a través de los registros realizados por una estación meteorológica, sin embargo, se requieren series de tiempo suficientemente largas para que los resultados sean concluyentes. En el caso de series de tiempo de temperaturas que presentan limitaciones temporales, es posible estimar la probabilidad de un evento, una helada, basado en distribuciones empíricas.

Un método para estimar la probabilidad de que una temperatura se encuentre por debajo de una temperatura umbral o crítica (en nuestro caso  $0\text{ }^{\circ}\text{C}$ ) se muestra en la Ecuación 12 (Haan, 1979) que presentamos en el capítulo II y que calcula la probabilidad de ocurrencia de la helada.

Así pues, utilizaremos esta ecuación para calcular, en cada estación, la probabilidad buscada y que vamos a comparar con la probabilidad de heladas calculada a partir de los datos recogidos por las estaciones, que se calcula dividiendo las veces que sucede el fenómeno helada y dividiendo entre el periodo de estudio, en nuestro caso, veinte años.

*Ecuación 12. Probabilidad de ocurrencia de helada*

$$P(T < T_c) = 1 - e^{-e^{\left(\frac{T_c - \beta}{\alpha}\right)}}$$

donde  $\alpha = \sigma/1,238$ ,  $\beta = \mu + 0,577$ ,  $\mu$  es el promedio y  $\sigma$  corresponde a la desviación estándar, en ambos casos, de las temperaturas mínimas registradas en cada una estaciones meteorológicas consideradas. El parámetro  $\beta$  corresponde al valor más frecuente o moda de la distribución. Para calibrar y validar el método propuesto, para calcular los coeficientes  $\alpha$  y  $\beta$ , se utilizó la bases de datos de temperaturas mínimas construida en 3.2.3 y, a partir de la cual, se calculó la probabilidad de heladas semanales y mensuales para cada estación meteorológica. Una vez calculados los valores para cada estación con la Ecuación 12, se espacializa, es decir, se representa en un mapa utilizando la regresión GWR con una resolución espacial de 1km. Así lo hemos hecho para cada uno de los meses del año en el que tenemos heladas y los resultados los ponemos a disposición del público en el reservorio de datos.

#### **3.6.4. Período Libre de Heladas (PLH)**

Utilizando datos meteorológicos e información satelital, se puede estimar el período libre de heladas a partir de valores medios mensuales de series de tiempo de  $T(t)$  asociadas a temperaturas mínimas diarias. Considerando que, la mayor parte de las estaciones en climas de tipo mediterráneo, el umbral térmico donde comienzan las heladas para una probabilidad de un 50 % se sitúa en una temperatura mínima media mensual de 5,5 °C, es posible estimar la fecha probable de ocurrencia de la primera y última helada (Kalma et al., 1992; Morales, 1997). El período libre de heladas (PLH) queda definido mediante la Ecuación 15.

*Ecuación 15. Período Libre de Heladas*

$$PLH = 365 - (U_H - P_H)$$

Comenzando a contar los días con el calendario agrícola, es decir, el 1 de septiembre y, utilizando la base de datos de temperatura mínima, a partir de datos horarios, anotamos la fecha de la primera y última helada de cada año. Esto nos da el Período con Heladas (PCH) que también vamos a graficar y será, el

complementario del PLH. Posteriormente, calcularemos los valores medios de los días de primera y última helada y anotaremos también los valores más extremos. De cada año, tendremos un período libre de heladas, que tendremos que promediar a lo largo de los veinte años de este estudio y que representaremos en una Figura ayudado del software QGIS, un programa para editar y representar datos climáticos.

### 3.6.5. Índice SiFRI de peligrosidad de heladas.

Para valorar la peligrosidad de una helada tenemos que considerar, no sólo la intensidad de la misma, sino también la duración. Los efectos de una helada de  $-6^{\circ}\text{C}$  y sólo una hora de duración, no son los mismos que una helada de  $-2^{\circ}\text{C}$  y cuatro horas de duración, por ejemplo. Es por eso que se ha propuesto un índice para que podamos diferenciar días en los que han ocurrido heladas de otros en los que la helada ha sido más peligrosa. Para ello, tendremos en cuenta que las heladas más peligrosas de la Región de Murcia a lo largo del período de estudio son las que llegan a alcanzar la temperatura de  $-10^{\circ}\text{C}$ , y también aquellas que duran más de ocho horas seguidas. Así las cosas. El objetivo es conocer dónde las heladas son más peligrosas. Para ello, se ha propuesto la siguiente expresión para el índice SiFRI (Simple Frost Risk Index):

*Ecuación 16. Índice SiFRI*

$$\text{SiFRI} = 100 * F(T_N) * F(\text{fdur})$$

donde las funciones de la temperatura mínima y la duración de la helada tienen la siguiente forma:

$$F(T_N) = \begin{cases} 0 & \text{si } T_N > 0.5 \\ 0.04762 * (1 - 2T_N) & \text{si } -10 \leq T_N \leq 0.5 \\ 1 & \text{si } T_N < -10 \end{cases}$$

$$F(\text{fdur}) = \begin{cases} 0.125 \text{ fdur} & \text{si } \text{fdur} \leq 8 \\ 1 & \text{si } \text{fdur} > 8 \end{cases}$$

A partir de las bases de datos de temperatura mínima y de duración de la helada se construye otra hoja de cálculo Excel que dará los valores del índice

SiFRI a lo largo del período de estudio. Nosotros vamos a buscar los valores máximos de cada estación meteorológica y vamos a llevarlos a un mapa. De esta manera se verá, de forma esquemática, en una imagen, las zonas donde se producen las heladas más severas y peligrosas para las plantas y cultivos. El índice nos va a permitir comparar las heladas más fuertes en cada una de las zonas de la RM. Una helada peligrosa en una zona del Altiplano tendrá, en principio, un índice SiFRI más alto que otra helada peligrosa en la zona de Alhama, por ejemplo, y nos permitirá conocer cuan peligrosa pueden ser las heladas en caso de producirse. Con esta caracterización, dejaremos la puerta abierta a que se puedan estudiar los efectos sobre los cultivos con el índice SiFRI alcanzado en un evento de helada.

### 3.6.6. Período de retorno de eventos extremos

El período de retorno es una información valiosísima cuando se trata de eventos extremos. En nuestro caso, conocer cada cuántos años se suele dar una helada con unas determinadas características (temperatura o duración) va a ser fundamental para caracterizar la zona en la que nos encontremos. Un método sencillo para calcular el período de retorno es el método de Weibull:

*Ecuación 17. Método de Weibull*

$$T = \frac{n + 1}{m}$$

Podemos definir el período de retorno (T) como el inverso de la probabilidad de excedencia de un suceso (helada):

*Ecuación 18. Probabilidad de excedencia*

$$P = \frac{1}{T} \times 100$$

En la Ecuación 17, n es el número total de datos que tenga la serie, m es el número de orden de la serie, ordenados sus registros de menor a mayor y P es la probabilidad de excedencia, o lo que es lo mismo, la probabilidad de que la temperatura de la helada sea superada. Para caracterizar las estaciones con las que estamos haciendo el estudio, a partir de las temperaturas más bajas por año y

el número de heladas por año de más de 8, 12, 18 y 24 horas, calcularemos los períodos de retorno de estas situaciones que provocan grandes consecuencias para la agricultura. Para ello, lo que hacemos es crear una planilla excell para cada uno de las estaciones en el período de estudio 2000-2019 y después ordenamos, en orden ascendente, los valores y, por último, aplicamos la fórmula de Weibull (Ecuación 17) de cálculo del período de retorno de los eventos extremos.

### 3.6.7. Estudio sinóptico de episodios de heladas

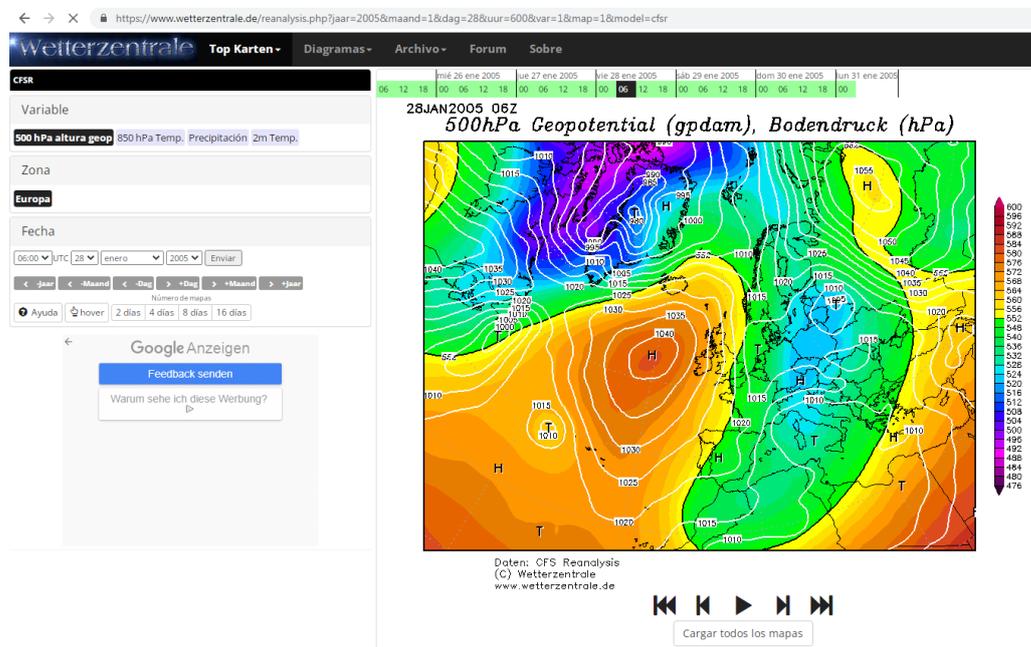
En los episodios intensos de frío, también llamados olas de frío, hay orígenes de las mismas que pueden explicarse por la configuración atmosférica, no sólo a nivel de superficie, sino también en altura. Y no sólo la situación atmosférica sobre la Región de Murcia o la Península Ibérica, sino también en el norte de Europa, el Mediterráneo, etc. que puede coadyuvar a que lleguen a la RM vientos procedentes de Siberia o el norte de Europa o, simplemente, que la acción de un anticiclón sobre la Península Ibérica provoque noches despejadas en las que las temperaturas bajen lo suficiente como para provocar heladas.

En el caso que nos ocupa, la caracterización del régimen de heladas en la Región de Murcia, se ha realizado un estudio previo de las olas de frío más relevantes que han afectado al campo murciano. También se han seleccionado días en los que, no habiendo olas de frío, han existido heladas.

Para hacer este estudio disponemos de Boletines Meteorológicos, publicados por AEMET hasta el 31 de diciembre de 2007, en los que vamos a poder visualizar la situación atmosférica en el continente europeo en cada uno de los días de estudio. Para los días fríos de 2008 en adelante, vamos a utilizar la página de Wetterzentrale donde, con los reanálisis del Climate Forecast System (CFS), se puede recrear la situación atmosférica a 500 hPa de altura geopotencial, la temperatura del aire a 850 hPa o la temperatura del aire a 2 m de altura.

Así pues, una vez identificados cada uno de los episodios de frío más relevantes que han afectado a la RM, plasmaremos la “foto” de la atmósfera de ese o esos días y explicaremos la situación sinóptica que pueda verse en los distintos mapas que se aporten y dando una explicación al movimiento de las masas de aire y la formación de las heladas.

Figura 11 Web de Wetterzentrale para recrear situaciones sinópticas del pasado.



Fuente: Wetterzentrale

### 3.6.8. Horas-Frío (HF)

Para el cálculo de las horas frío es preciso hacerlo de dos formas distintas. La primera, como tenemos la base de datos horarios, es decir, 24 datos de temperatura cada día de los 7305 días del período de estudio, vamos a contar, ayudados de las herramientas de la hoja de cálculo Excel, las horas diarias en las que la temperatura es inferior a  $7^{\circ}\text{C}$  y los resultados los vamos a volcar en otra planilla diaria. A partir de aquí, haremos los estudios mensuales y anuales para cada estación de la RM. Habrá que ser prudentes con los valores obtenidos de las estaciones cuyo número de datos faltantes es superior al 25%, como son CA12, CA73, CI71, CR61, MO62, TP'52 y TP91.

La segunda manera de calcular las horas-frío es a través de la fórmula de Crossa-Raynaud, dada por la Ecuación 7, introducida en el capítulo II de esta Tesis Doctoral. Para el cálculo, disponemos de las bases de datos diarias de temperaturas mínimas y máximas, que son resultado del proceso explicado en el

epígrafe 3.2.3. de esta Tesis Doctoral. A partir de aquí, calcularemos las horas-frío y las plasmaremos en otra planilla Excel para comparar con los datos horarios.

Como hay una diferencia entre las horas-frío reales y las calculadas a través de la fórmula de Crossa-Raynaud, hemos procedido a identificar dicha diferencia y plasmar ese coeficiente corrector entre las distintas medidas. Por último, hemos representado en una imagen de la RM los distintos valores del parámetro corrector.

### 3.7. ANÁLISIS ESTADÍSTICO

En el análisis estadístico, es importante tener en cuenta los errores y utilizar criterios de validación para evaluar la calidad y la precisión de los resultados obtenidos. El análisis de los resultados obtenidos se basa en comparar cada modelo estadístico, en nuestro caso las regresiones OLS y GWR, con el valor observado o medido. La comparación de los resultados de las espacializaciones de la temperatura mínima y mínima absoluta, es a nivel medio mensual y se utilizan estadísticos como:

- 1) el error sistemático (BIAS)
- 2) valor medio del error absoluto (MAE)
- 3) error cuadrático medio (RMSE)

y, además, se realizó un análisis de regresión lineal para obtener la prueba de homogeneidad de pendiente entre los métodos mostrados en la Tabla 3.1 (Rawlings, 1988) con el valor observado, y calcular el coeficiente de determinación ( $r^2$ ), el cual ha sido ampliamente usado para evaluar la bondad del ajuste entre los valores observados y estimados. Adicionalmente, se calcularon otros índices estadísticos, como el índice de acuerdo (d) (Willmott et al., 2012; Meek et al., 2009; Deeg et al., 2008; Willmott and Matsuura, 2005; Legates and McCabe, 1999; Willmott et al., 1985) y el Criterio de Información de Akaike (AIC), el cual es útil para comparar dos o más modelos estadísticos que utilizan la misma variable dependiente (Sakamoto et al, 1986; Burnham and Anderson, 2002; Akaike, 1973).

En la Tabla 1 se muestran los estadísticos usados para estimar la performance de cada modelo, donde N representa el número de observaciones, O es el valor observado, P es el valor predicho y  $\bar{O}$  es el valor medio de los

observados,  $\bar{P}$  es el valor medio de los valores predichos y  $k$  el número de parámetros o variables independientes utilizadas

Tabla 1. Criterios estadísticos utilizados en la evaluación de la performance de cada modelo estadístico espacial

Description	Symbol	Formula
Systematic error or Bias	BIAS	$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (O_i - P_i)$
Mean Absolute Error	MAE	$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N  O_i - P_i }$
Root Mean Square Error	RMSE	$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2}$
Coefficient of Determination	$r^2$	$\frac{\sum_{i=1}^N (\bar{O} - P_i)^2}{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})^2}$
Index of Agreement	$d$	$1 - \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^N ( P_i - \bar{O}  +  O_i - \bar{O} )^2}$
Akaike Information Criterion	AIC	$2 \cdot k - N \cdot \ln \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2 \right)$

### 3.8. TENDENCIAS Y ANOMALÍAS

#### 3.8.1. Test de Mann-Kendall y pendiente de Sen.

El Test de Mann-Kendall es una prueba no paramétrica utilizada para detectar tendencias en series de datos, posean o no una distribución normal. Esta prueba estadística es ampliamente utilizada para el análisis de tendencias de series de tiempo climatológicas, debido a que los datos no necesitan ajustarse a ninguna distribución específica (Alhaji et al., 2018).

La prueba de Mann-Kendall puede aplicarse tanto a datos mensuales como a datos anuales o de cualquier otra frecuencia temporal. La elección de la frecuencia depende de la naturaleza de los datos y el objetivo del análisis. A partir del Test de Mann-Kendall es posible evaluar si existe una tendencia significativa a lo largo de la serie de tiempo mensual. Esto puede ser útil para identificar patrones estacionales o cambios graduales que ocurren en el transcurso de un año. Para el caso de series de tiempo anuales, el Test de Mann-Kendall es utilizado para verificar también una tendencia significativa, lo cual puede ser relevante cuando se analizan datos climáticos, o cualquier otra serie temporal anual.

En el caso de la presente Tesis Doctoral, este tipo de técnica estadística fue aplicada a datos de la Región de Murcia para evaluar si existe una tendencia significativa en una variable específica a lo largo del tiempo, como las temperaturas mínimas mensuales, las horas-frío anuales, las heladas mensuales o las anomalías de temperatura.

Por otro lado, la pendiente de Sen es una medida de tendencia basada en la mediana de todas las pendientes posibles entre pares de puntos en una serie de datos. Esta medida proporciona una estimación de la tasa de cambio promedio a lo largo del tiempo. Para estimar las tendencias de una variable meteorológica, se utilizó el método estadístico de Mann-Kendall (1975) y Sen-Slope (1968).

Para evaluar el punto de cambio de la serie, se aplicó la prueba de Pettitt (Pettitt, 1969), corresponde a una prueba no paramétrica que no requiere una hipótesis sobre la distribución de datos, la cual identifica si las series históricas de temperatura son homogéneas. La prueba de Pettitt corresponde a una adaptación de la prueba de Mann-Whitney, la cual se basa en considerar un rango que

identifica el momento de una transición o ruptura en la serie de tiempo (Pettitt 1979). Este enfoque metodológico ha sido sugerido por la Organización Meteorológica Mundial (OMM) de las Naciones Unidas (Sneyers, 1990), para analizar tendencias en series temporales climatológicas e hidrológicas, y se ha aplicado a una variedad de estudios que abordan el cambio y la variabilidad climáticos (Wambua et al., 2018; Hunziker et al., 2018; Cortés et al., 2011; Rodrigo et al., 2007).

La significancia de las tendencias se probó utilizando el estimador de pendiente basado en el coeficiente Tau de Kendall ( $\tau$ ) (Sen, 1968). El cálculo realizado consiste en la estimación de la pendiente entre cada uno de los pares ordenados de una dispersión de puntos mediante la Ecuación 19. En las series de datos se consideró al tiempo en el eje de las abscisas y a la intensidad en el eje de las ordenadas. Posteriormente se determinó la tendencia no paramétrica de la serie de tiempo analizada (Sen, 1968; Gilbert, 1987).

*Ecuación 19. Estimador de pendiente*

$$m = \frac{y_j - y_i}{x_j - x_i}; i < j$$

donde, *mes* la serie de pendientes de entre todas las combinaciones de pares ordenados. Para la obtención de las tendencias en las series de tiempo medias mensuales se utilizaron un mínimo de 20 puntos con valores válidos.

Una vez calculadas las pendientes en cada serie de tiempo para cada estación meteorológica, se estimó un promedio correspondiente a la tendencia paramétrica. Para la estimación de las significancias estadísticas de las series de tiempo, se aplicó el test de Mann-Kendall (1975).

La Ecuación 20 muestra el estadístico que con el cual se obtiene el signo de la tendencia de la serie. Un valor de  $\tau$  positivo indicia una tendencia creciente, en cambio un valor negativo indica una tendencia decreciente en el tiempo.

*Ecuación 20. Signo de tendencia de la serie estadística*

$$\tau = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{Signo}(x_j - x_i)$$

donde,  $x$  es el promedio de la tendencia y la función Signo ( $x$ ) corresponde al signo de la expresión dada por la ecuación 21

*Ecuación 21. Función Signo( $x$ )*

$$. \text{Signo}(x) = \begin{cases} +1; & x > 0 \\ 0; & x = 0 \\ -1; & x < 0 \end{cases}$$

Si el test estadístico  $\tau$  es realizado con un conjunto de datos que posee una distribución normal, y además es calculado con más de diez datos, en esta Tesis Doctoral es de veinte, es posible docimar la hipótesis. Para lograr este objetivo es necesario calcular el estadístico  $z$ , que está en función de  $t$  y de su varianza (Var), mostrada en la ecuación 22.

*Ecuación 22. Varianza de la Tau de Kendall*

$$\text{Var}(\tau) = \frac{1}{18} \left[ n(n-1)(2n+5) - \sum_{q=1}^g \tau q(\tau q - 1)(2\tau q + 5) \right]$$

La Ecuación 23, muestra el método mediante el cual se calculó el estadístico  $z$ .

*Ecuación 23. Cálculo del estadístico  $z$*

$$z = \begin{cases} \frac{\tau - 1}{\sqrt{\text{Var}(\tau)}}; & \tau > 0 \\ 0 & ; \tau = 0 \\ \frac{\tau + 1}{\sqrt{\text{Var}(\tau)}}; & \tau < 0 \end{cases}$$

El análisis estadístico se llevó a cabo utilizando el software R (paquete R versión 1.1.0. en <https://cran.r-project.org/package=trend> (consultado el 12 de mayo de 2020) (R Core Team, 2020; Pohlert, 2017).

Finalmente, todas las pruebas realizadas en la presente Tesis Doctoral fueron realizadas considerando como estadísticamente significativas al nivel del 5%. Los scripts utilizados para el cálculo significativo de tendencias, si las hubiere, es decir, el Test de Mann-Kendall y la pendiente de Sen se pueden consultar en el Anexo nº 4, script nº 5. Ambas técnicas (el test de Mann-Kendall y el cálculo de la pendiente de Sen) pueden proporcionar información

útil sobre las tendencias en los datos de la Región de Murcia. Sin embargo, es importante tener en cuenta que estos métodos solo detectan la presencia de una tendencia, pero no proporcionan información sobre las causas subyacentes de dicha tendencia.

Además, es recomendable realizar un análisis adicional para validar y respaldar los resultados obtenidos. Sólo han sido veinte años de datos fiables y además, espaciados a lo largo y ancho de la Región de Murcia, lo que va a permitir caracterizar mejor todas las comarcas, aunque lo deseable sería tener el doble de registros, no en vano, en climatología, se necesitan series largas para sacar conclusiones con un cierto intervalo de seguridad.

### 3.8.2. Anomalías

Las anomalías son desviaciones o variaciones en las condiciones climáticas que difieren de las normales o promedios históricos para una ubicación y un período de tiempo determinados. Las anomalías proporcionan información importante sobre los cambios en el clima y pueden tener un impacto significativo.

Sólo disponemos de datos de las estaciones desde el año 2000, y en algunas varios años más tarde, no tenemos un período de referencia con el que poder comparar sus registros. Por eso, vamos a sentar las bases para los estudios futuros y fijaremos, de momento y hasta poder tener 30 años completos de medidas, el período 2000-2019 como el de referencia.

En esta Tesis Doctoral, vamos a estudiar las anomalías de las horas-frío anuales y las de la temperatura mínima mensual. Las anomalías son fundamentales para monitorizar el clima y comprender los patrones climáticos y evaluar el cambio climático a lo largo del tiempo.

Las anomalías de las horas-frío son un factor crítico en la producción agrícola y la horticultura y, conocerlas, es fundamental para comprender las variaciones climáticas que están afectando o pueden afectar a las plantas, ya que, para su desarrollo normal, necesitan un número concreto de horas-frío.

Las anomalías de las temperaturas mínimas mensuales nos van a señalar los meses cuyas temperaturas son inferiores o superiores a la media, dicho de otros modo, nos va a dar meses más fríos o más cálidos que el valor mensual medio. La anomalía de temperatura mínima mensual es un indicador del cambio

climático en caso de consolidarse una tendencia, lo que haremos también en este apartado. En cualquier caso, habrá que ser prudentes a la hora de sacar conclusiones porque el período de referencia no es el climatológico 1991-2021. Ciertamente, uno podría preguntarse el motivo por el que no hemos utilizado las temperaturas de referencia del período climatológico. La razón estriba en que los datos que sirven de referencia son los de AEMET, a saber, los de la estación de Guadalupe, los de la Base Aérea de Alcantarilla y los de la Base Aérea de San Javier. Ninguno de ellos coincide con las EMAs del IMIDA, de ahí que no los utilicemos si queremos un estudio riguroso en la Región de Murcia, por eso la importancia de este estudio, donde se van a sentar las bases de futuros proyectos con cuarenta y siete estaciones de referencia, lo que redundará en una mejor comparativa de registros pues, hasta ahora, se comparan con los de las tres estaciones antes mencionadas, y dicha comparación no es cierta, aunque los resultados puedan acercarse a la realidad.

e

## **IV - RESULTADOS**

---



## IV -RESULTADOS

### 4.1. HOMOGENIZACIÓN DE BASES DE DATOS DE TEMPERATURA

Tras la utilización de SVM (Support Vector Machine) para el rellenado de los huecos de las series de temperatura de las estaciones, el resultado, para algunas de ellas es el que vemos en las siguientes figuras. Se representan en color rosa los valores que se han añadido a los ya existentes. Se observan los picos anuales de temperatura máxima y mínima de la estación y cómo las series tienen sus tendencias y patrones más o menos definidos. Tenemos las imágenes que representan el llenado de las 47 estaciones disponibles junto a las bases de datos. Represento aquí algunos resultados de estaciones que apenas tenían datos faltantes (0.15%), como LO61, otras con un 4.23% como LO21, CR61 con un 34.72% de datos faltantes y CI71, en Calasparra, con un 79.79% de datos añadidos.

Figura 12. Temperaturas diarias de la estación LO61 en el término municipal de Puerto Lumbreras

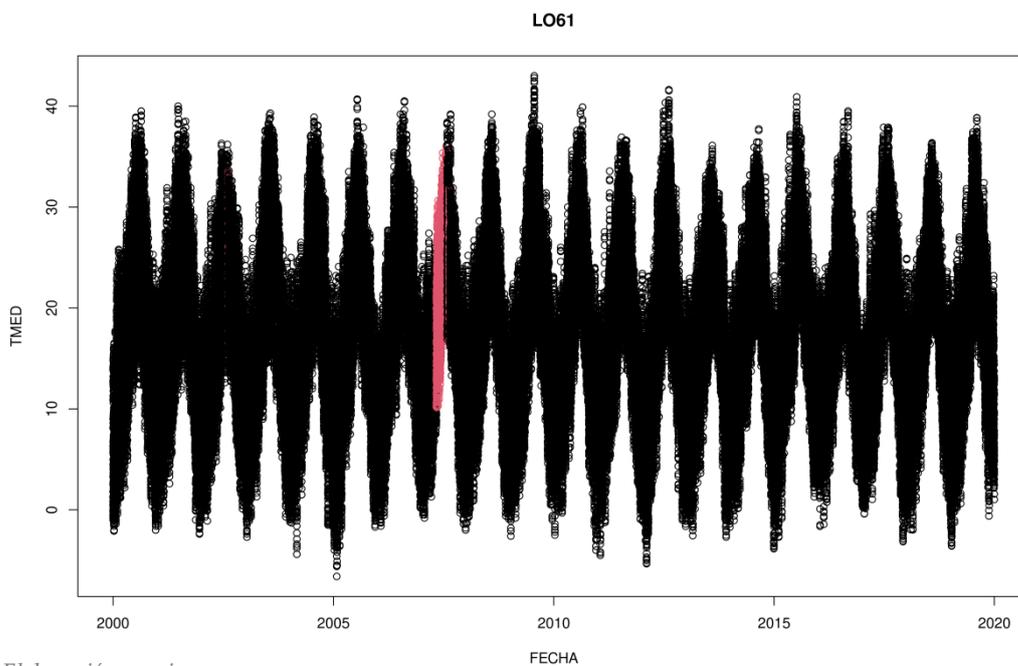
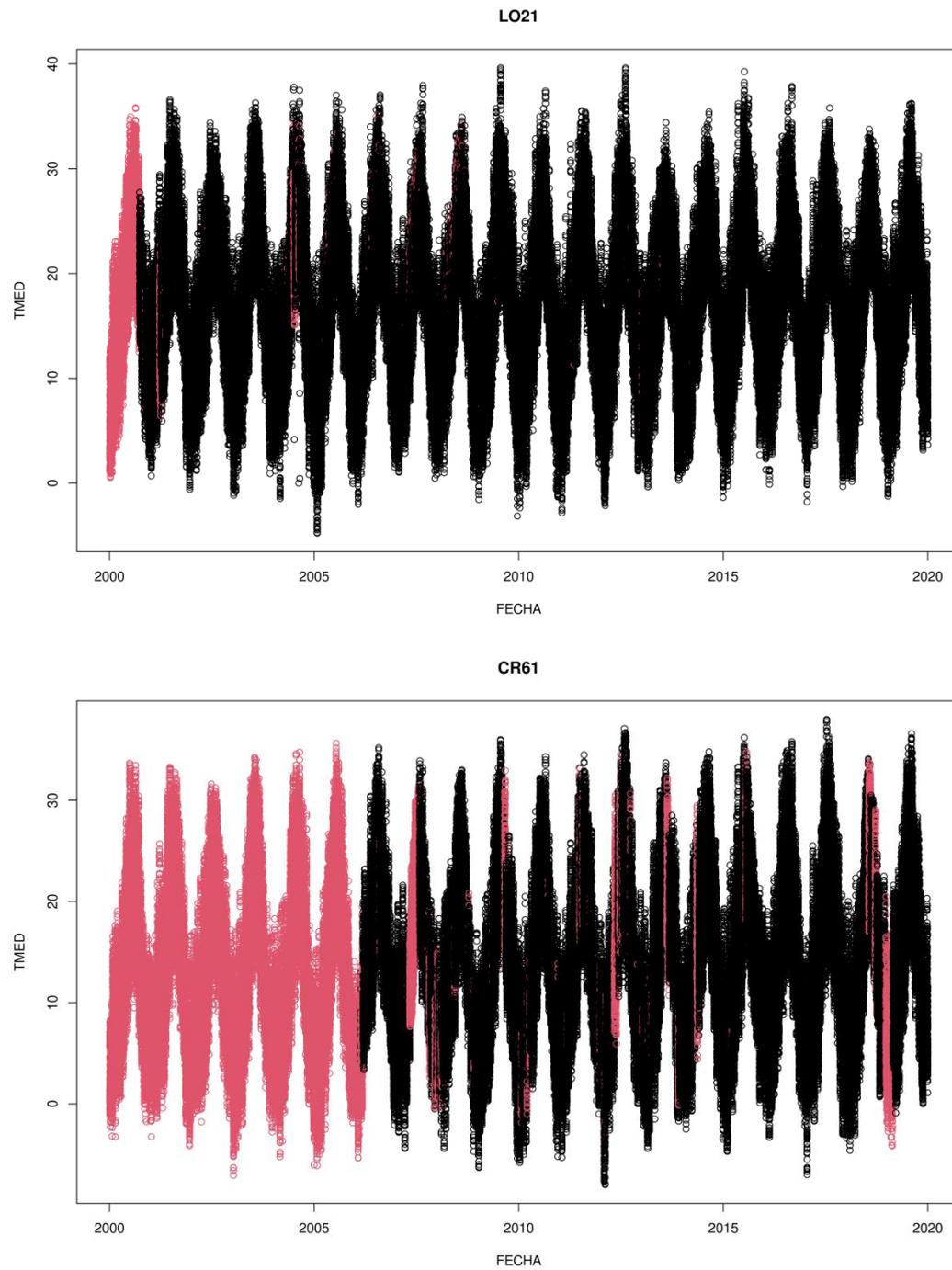
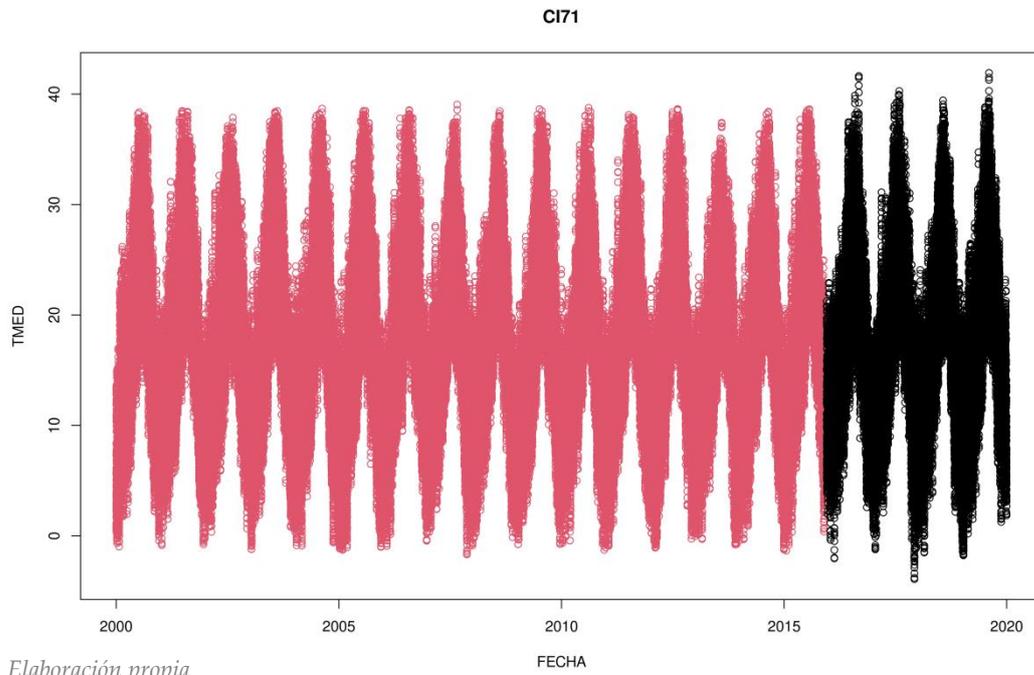


Figura 13. Series de temperatura de las estaciones LO21 en Lorca y CR61 en el término municipal de Moratalla)



Elaboración propia

Figura 14. Serie temporal de la estación CI71 situada en el término municipal de Calasparra



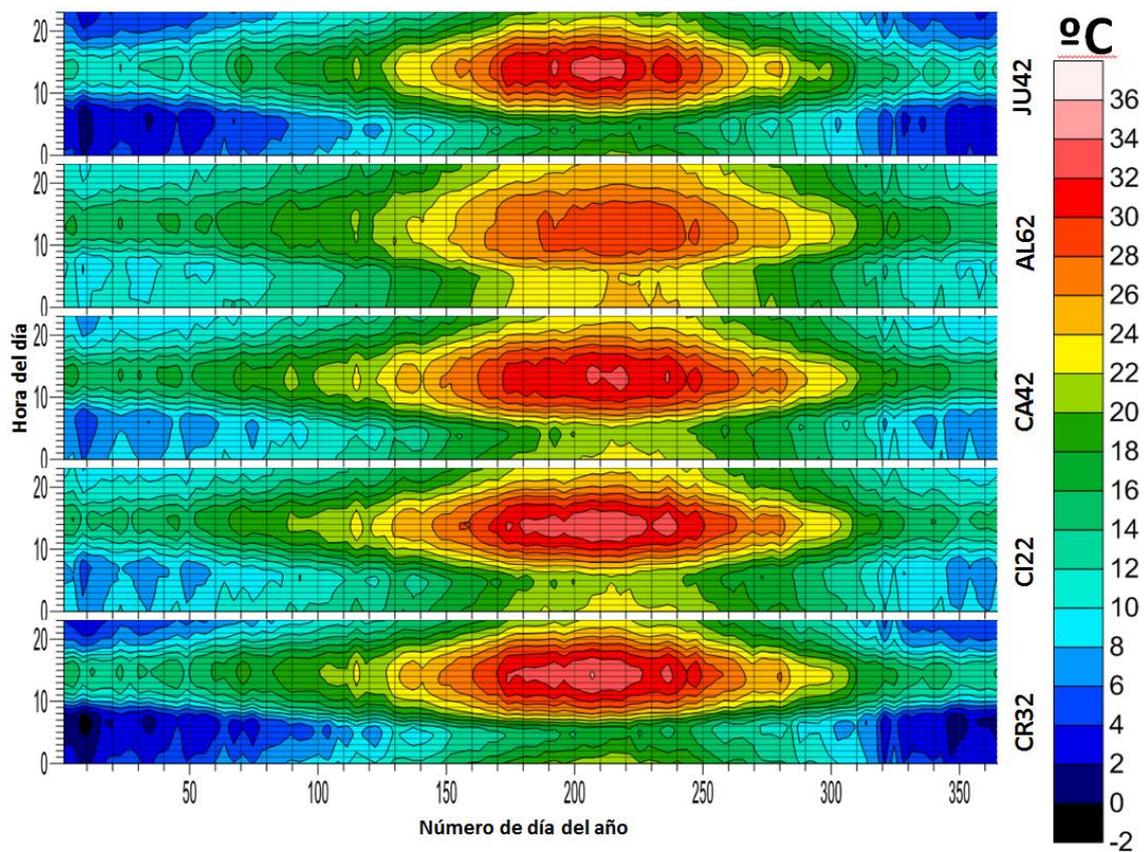
*Elaboración propia*

En este último caso vemos como SVM reconstruye la serie de tiempos faltante, simulando las mismas tendencias y patrón que los cuatro años de medidas reales que tenemos. Esta “adivinación” de las temperaturas pasadas hay que tomarla con prudencia, de ahí que para los resultados de tendencias y anomalías, que veremos más adelante, no se han tenido en cuenta. En este punto, uno se plantea qué hacen entonces, en este estudio de la RM, estas estaciones. La respuesta es más que evidente, cuantos más datos reales tengamos, más representativos serán los resultados a los que lleguemos. Recordemos que, de las 47 estaciones, 40 entraron en funcionamiento en el año 2000 y sólo en siete de ellas, se ha tenido que hacer una reconstrucción más o menos importante de la serie de temperaturas y que estas reconstrucciones no han modificado, en términos generales, los valores medios de temperaturas y no han influido en las espacializaciones GWR en los resultados de los años en los que las 47 estaciones estaban operativas (2015-2019). En el Anexo III se muestra la tabla con los valores de las medias anuales de las temperaturas mínimas absolutas, las máximas absolutas y el valor medio anual de las mínimas y las máximas a partir de los datos horarios. En la Figura 15 se representa, a partir de la base de datos

horarios, cómo se distribuye la temperatura media anual horaria en las estaciones JU42, situada en el término de Yecla, AL62, en el término de Mazarrón, CA42 en Balsapintada, término de Fuente Álamo, CI22, en la Estación de Blanca y CR32 en el término municipal de Cehegín. Salvo la estación yeclana, que tiene poco más de un 4% de datos faltantes, el resto de estaciones tiene validados más de un 99.5% de los datos.

Representamos aquí cinco estaciones tipo de la RM. A partir de estas figuras tenemos el comportamiento anual medio de la temperatura en cada una de las estaciones. En ellas se ve, claramente, el patrón estacional de las temperaturas.

Figura 15. Distribución de la temperatura media anual horaria en las estaciones JU42(Yecla), AL62(Mazarrón), CA42( Balsapintada), CI22(Estación de Blanca) y CR32 ( Cehegín).

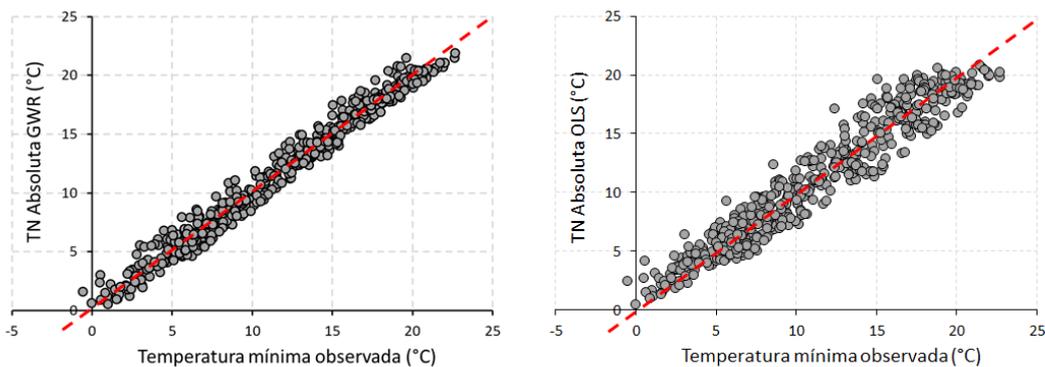


## 4.2. REGRESIÓN OLS VERSUS GWR

Para comparar los dos métodos de regresión, OLS y GWR, graficamos las temperaturas mínimas y mínimas absolutas estimadas, por ambos métodos, frente a las temperaturas observadas en las estaciones de referencia. Nos vamos a fijar en dos parámetros concretos, el RMSE y el  $r^2$ , cuyos valores van a servir para comparar los dos tipos de regresiones.

Figura 16. Comparación del método de interpolación GWR versus OLS para las temperaturas mínimas absolutas

### Temperatura mínima absoluta (TNA)



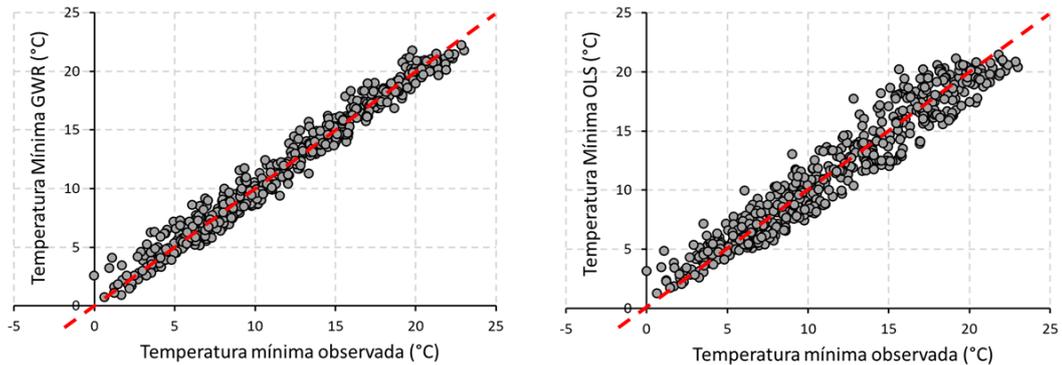
Elaboración propia

Los resultados estadísticos que arroja la Figura 15 (temperaturas mínimas absolutas) son muy claros, para la regresión GWR, el RMSE es de  $0.83^{\circ}\text{C}$  y para la regresión OLS, la raíz del error medio cuadrático (RMSE) es de  $1.44^{\circ}\text{C}$ . Se pone también la bondad de la regresión GWR a través del valor  $r^2$  (coeficiente de determinación),  $0.98$  frente a  $0.94$ .

Para la Figura 16 (temperaturas mínimas), tenemos que el RMSE es de  $0.89^{\circ}\text{C}$  para la regresión GWR y para la OLS, la raíz del error medio cuadrático (RMSE) es de  $1.43^{\circ}\text{C}$ . Se observa también que el valor  $r^2$  (coeficiente de determinación) vale  $0.97$  para la regresión GWR frente a un valor de  $0.93$  para la regresión OLS.

Figura 17. Comparación del método de interpolación GWR versus OLS para las temperaturas mínimas

### Temperatura mínima (TN)

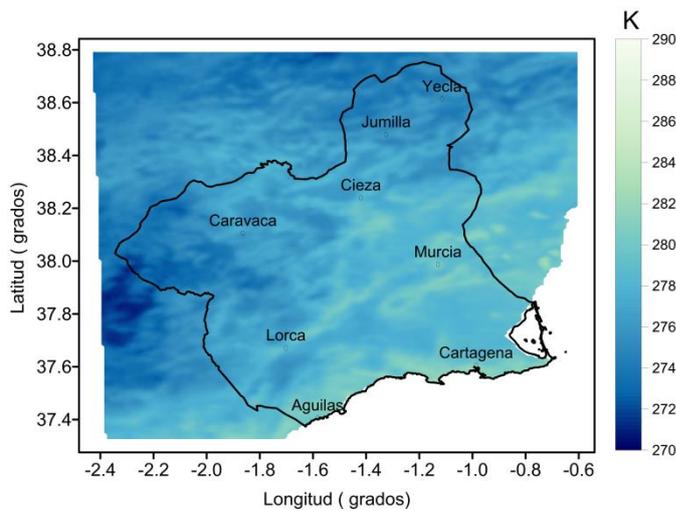


Elaboración propia

### 4.3. LST MODIS MENSUAL

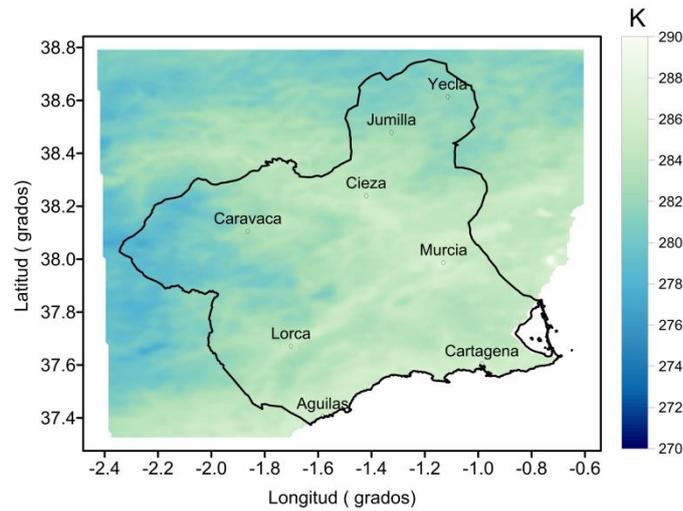
A partir de todas las imágenes MODIS descargadas se construye el climatológico, es decir, el promedio mensual de temperatura mínima para todos los meses del año. Estos climatológicos son los que nos van a servir para realizar la regresión GWR, la temperatura está en kelvin y resolución de 1 km<sup>2</sup>

Figura 18 LST nocturna del mes de Enero



Elaboración propia

Figura 19. LST nocturna del mes de Abril



Elaboración propia

#### 4.4. TEMPERATURAS MÍNIMAS

##### 4.4.1. Tabla estadística de la regresión GWR

A continuación se presenta la tabla estadística de la regresión GWR.

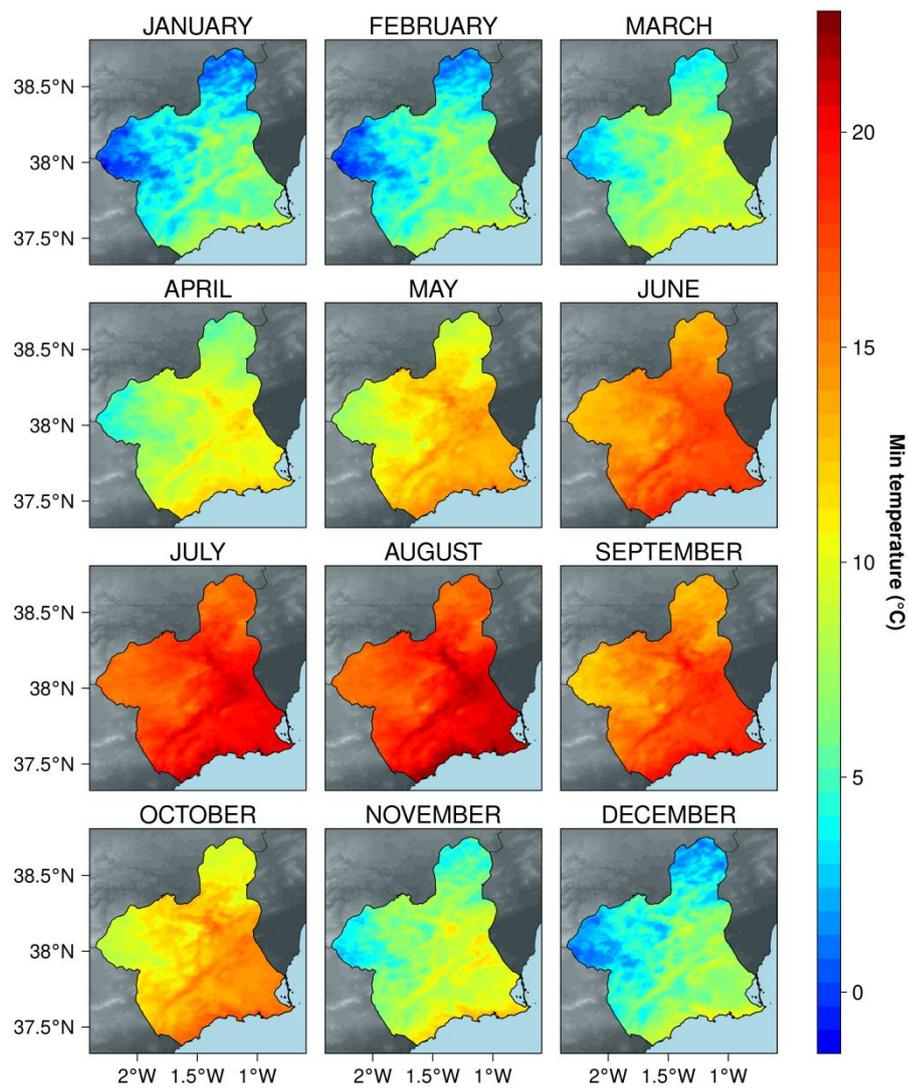
Tabla 2 Estadística de la regresión GWR para temperaturas mínimas

Month	a0	a1	RMSE	R <sup>2</sup>	p	d	AIC
JANUARY	-0.5 ± 0.5	1.2 ± 0.1	1.0	0.82	**	0.94	138.26
FEBRUARY	-1.1 ± 0.4	1.2 ± 0.1	1.0	0.82	**	0.93	138.26
MARCH	-0.7 ± 1.2	1.0 ± 0.1	1.0	0.82	**	0.92	137.09
APRIL	-1.5 ± 2.6	1.0 ± 0.2	0.9	0.85	**	0.93	128.46
MAY	-1.7 ± 4.6	1.0 ± 0.3	0.9	0.85	**	0.93	121.99
JUNE	4.5 ± 7.3	0.6 ± 0.4	0.8	0.85	**	0.93	118.36
JULY	1.7 ± 9.9	0.8 ± 0.4	0.8	0.84	**	0.93	116.05
AUGUST	1.2 ± 10.1	0.9 ± 0.5	0.8	0.86	**	0.94	117.50
SEPTEMBER	0.9 ± 8.3	0.9 ± 0.5	0.8	0.89	**	0.96	112.18
OCTOBER	1.2 ± 5.5	1.0 ± 0.4	0.9	0.88	**	0.95	122.83
NOVEMBER	-0.4 ± 1.1	1.1 ± 0.1	0.9	0.86	**	0.95	130.18
DECEMBER	-0.1 ± 0.7	1.1 ± 0.1	1.0	0.84	**	0.95	133.61

#### 4.4.2. Mapa climatológico

A continuación mapeamos las temperaturas mínimas a lo largo del período 2000-2019 con una resolución espacial de 250 metros.

Figura 20. Mapa climatológico de las temperaturas mínimas mensuales del período 2000-2019.



Elaboración propia

#### 4.5. TEMPERATURAS MÍNIMAS ABSOLUTAS

##### 4.5.1. Tabla estadística de la regresión GWR

Los resultados del análisis estadístico se pueden ver en la siguiente tabla:

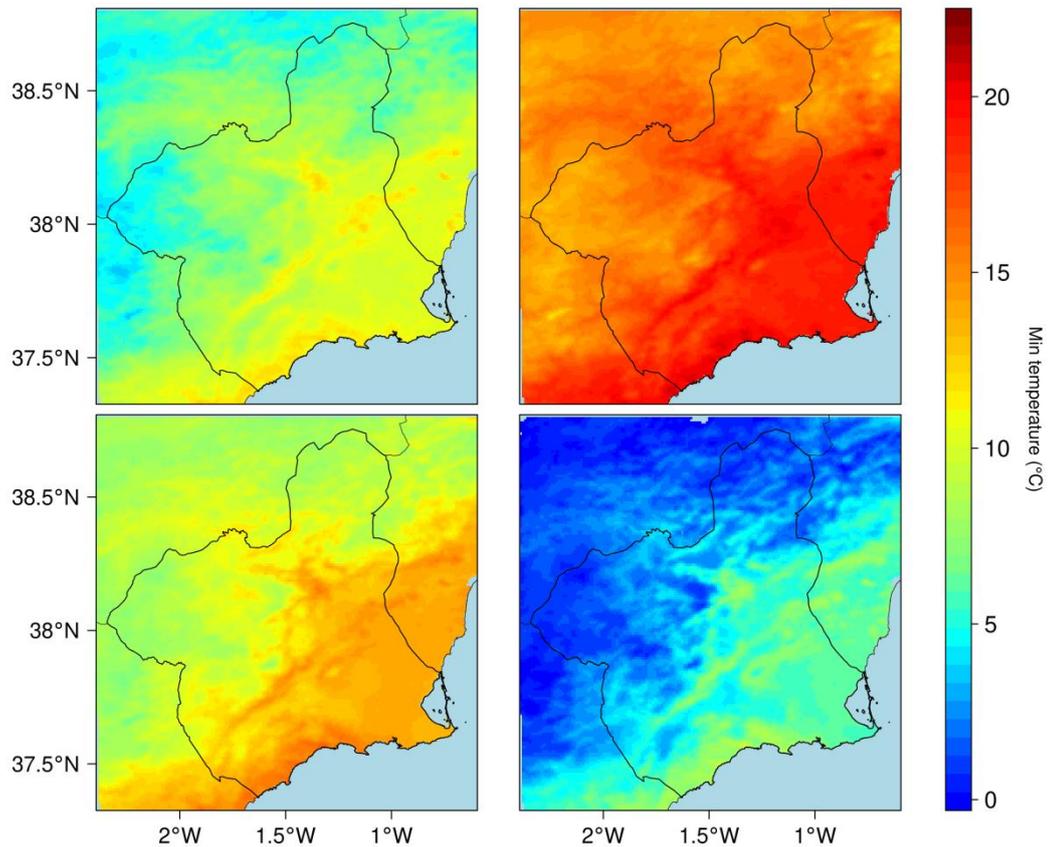
Month	a0	a1	RMSE	R <sup>2</sup>	p	d	AIC
JANUARY	0.5 ± 2.4	0.9 ± 0.4	0.91	0.86	**	0.94	130.16
FEBRUARY	0.3 ± 3.2	0.8 ± 0.5	0.88	0.86	**	0.94	126.76
MARCH	-0.1 ± 2.8	0.9 ± 0.3	0.87	0.84	**	0.93	126.28
APRIL	-1.0 ± 4.2	0.9 ± 0.4	0.82	0.86	**	0.93	119.70
MAY	-1.1 ± 6.6	0.9 ± 0.4	0.83	0.86	**	0.93	120.41
JUNE	4.4 ± 8.0	0.6 ± 0.4	0.76	0.86	**	0.94	111.92
JULY	0.6 ± 9.2	0.8 ± 0.4	0.83	0.84	**	0.93	119.19
AUGUST	1.5 ± 10.3	0.8 ± 0.5	0.79	0.87	**	0.95	116.08
SEPTEMBER	2.7 ± 10.3	0.8 ± 0.5	0.72	0.90	**	0.96	108.18
OCTOBER	2.9 ± 7.5	0.8 ± 0.5	0.8	0.89	**	0.95	117.62
NOVEMBER	1.7 ± 4.6	0.8 ± 0.5	0.84	0.89	**	0.95	122.43
DECEMBER	1.0 ± 2.7	0.8 ± 0.4	0.88	0.87	**	0.95	127.40

##### 4.5.2. Mapa climatológico

En las siguientes figuras pueden verse los mapas climatológicos mensuales del período de estudio 2000-2019 y el mapa estacional (PRIMAVERA- VERANO-OTOÑO-INVIERNO), que muestra las diferencias de temperaturas en las cuatro estaciones del año.

La resolución espacial sigue siendo, como en el apartado anterior de 250 metros. Estas imágenes, disponibles en formato raster (.rst), también pueden ser consultadas por el público en general, que quiera comprobar la diferencia de temperaturas existente entre puntos separados por un pixel de 250 metros, lo que muestra la potencia del método de interpolación propuesto, que era uno de los objetivos específicos de esta Tesis Doctoral:

Figura 21. Mapa estacional de temperaturas mínimas absolutas.



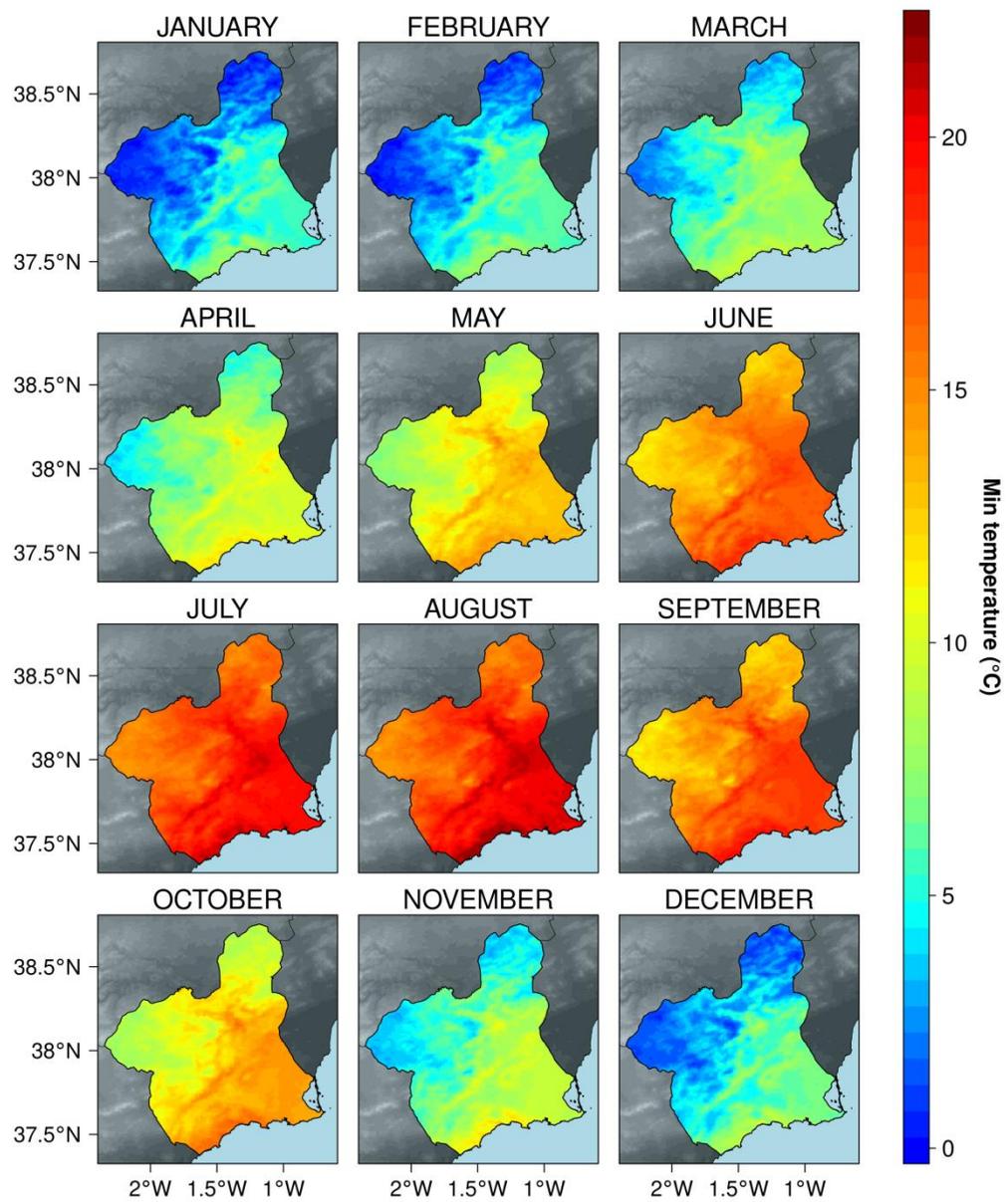
*Elaboración propia*

En la Figura 18 podemos ver las cuatro estaciones del año claramente diferenciadas, de izquierda a derecha y de arriba abajo: Primavera-Verano-Otoño e Invierno

A continuación, la Figura 19 representa el mapa climatológico mensual de las temperaturas mínimas.

Puede observarse también que, en el mapa estacional, Figura 18, no hemos recortado la grilla de temperaturas para tener también una representación testimonial del mapa térmico de las regiones limítrofes de la Región de Murcia.

Figura 22. Mapa climatológico mensual de temperaturas mínimas absolutas



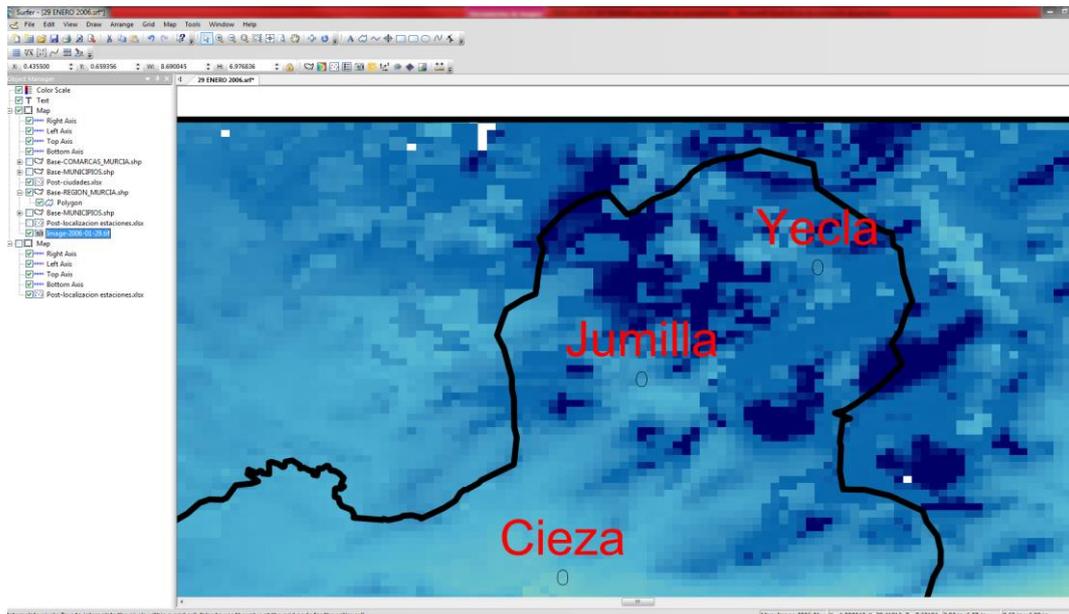
Elaboración propia

#### 4.6. MAPAS DE TEMPERATURA EN DÍAS MUY FRÍOS

Uno de los Objetivos Específicos (O.E.) de esta Tesis Doctoral es la construcción de una rejilla de escala diaria con las temperaturas mínimas a lo largo de todo el período de estudio, es decir, 7.305 imágenes de temperatura mínima. Por su importancia en el estudio de las heladas, represento aquí algunos de los días más fríos que ha soportado la Región de Murcia en los veinte años de estudio.

Estos mapas diarios de temperatura se presentan a una resolución espacial de 1 km, ya que los datos MODIS que necesitamos para hacer el downscaling no los tenemos disponibles a nivel diario, tal y como se ha explicado en el capítulo III. Así las cosas, cada píxel representa 1 km<sup>2</sup> de la RM y en las siguientes figuras puede verse cómo varía la temperatura espacialmente.

Figura 23. Píxeles de 1 km de resolución espacial en la zona del Altiplano

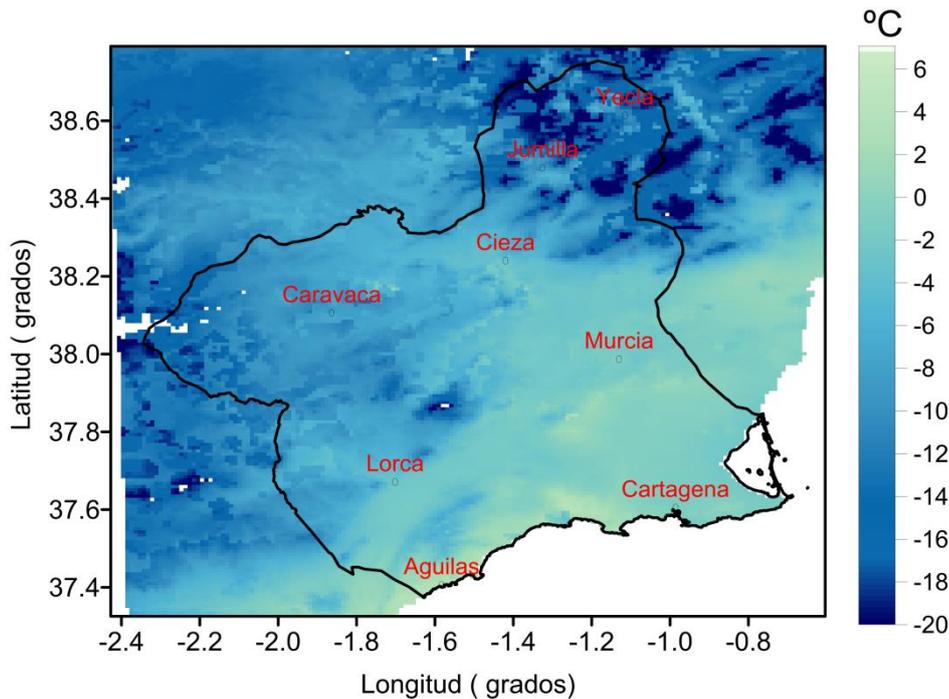


Elaboración propia

El día más frío registrado en la Región de Murcia a lo largo del período de estudio fue el 29 de enero de 2006 y se registró en estación JU42 (Yecla). Ese día se registró en la estación una temperatura de  $-16.93^{\circ}\text{C}$ . El mapa diario, con la

especialización GWR, de temperatura llegó a marcar una temperatura próxima a los 24 bajo cero en la zona del Altiplano, como puede verse en la Figura 23.

Figura 24. Mapa de temperatura mínima del día 29 de enero de 2006



Elaboración propia

Cada uno de estos mapas diarios está disponible en el reservorio de datos de los resultados de esta Tesis Doctoral. Ayudados de un programa de visualización, como pueda ser QGIS, es fácil visualizar la temperatura con tan sólo situar el cursor encima de cualquier punto del mapa.

A continuación, por su interés, vamos a presentar tres mapas correspondientes a los días 26, 27 y 28 de enero de 2005, lo que nos permitirá ver los tres días más gélidos de la Ola de Frío más potente que se recuerda en años y que afectó a toda la Región de Murcia, incluso con nevadas a nivel del mar. Dicha Ola de Frío va a ser abordada más adelante cuando se estudie la situación sinóptica que dio lugar a la misma. Hay píxeles sin lectura, debido a que esos días había nubes y como la regresión GWR necesita los valores de LST de MODIS, esos días, concretos, no se tienen datos de la LST y por tanto, tampoco de la especialización. Esto es algo normal en las imágenes satelitales.

Figura 25. Mapa de temperatura mínima del día 26 de enero de 2005

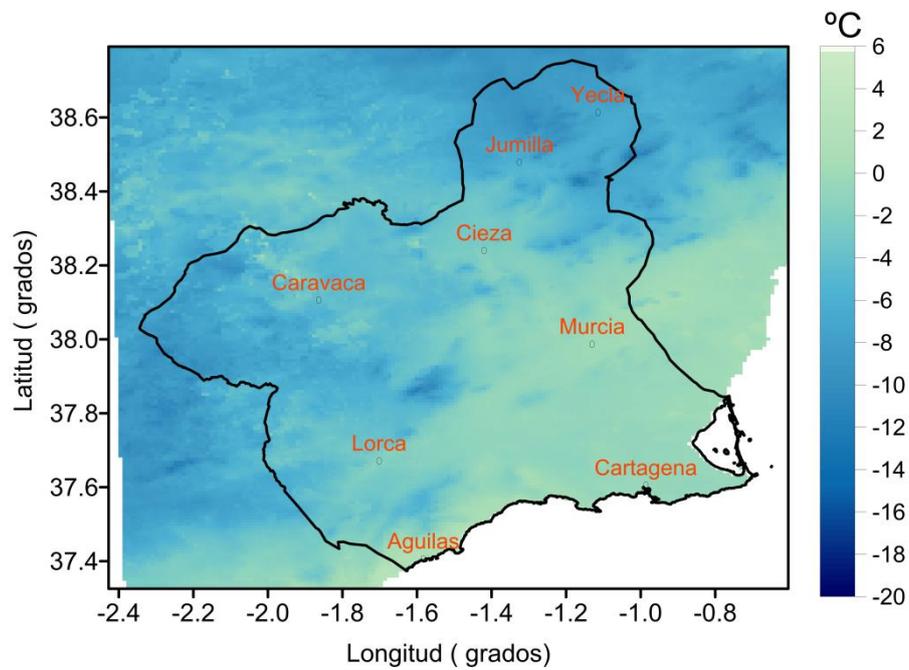
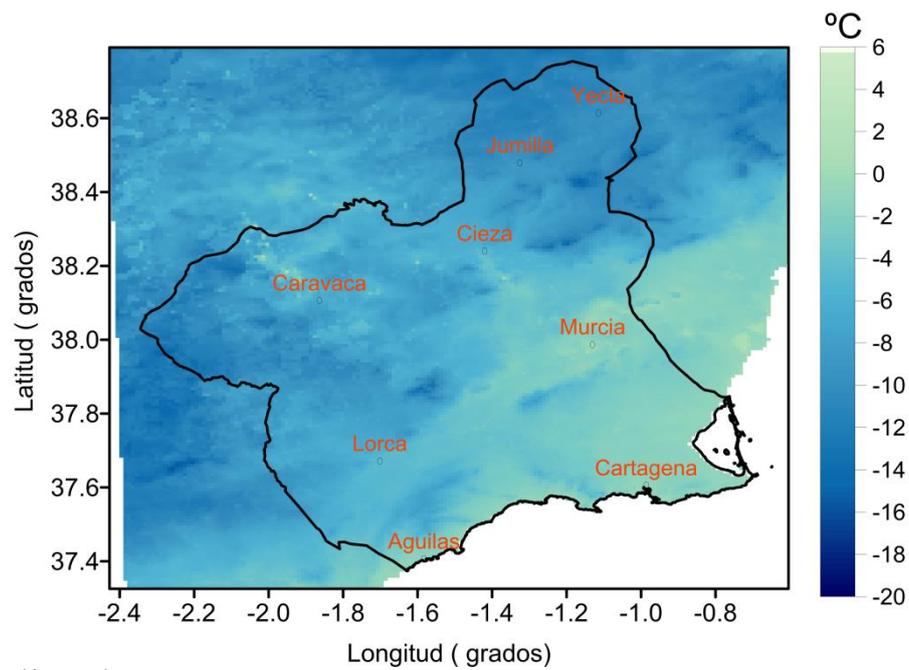
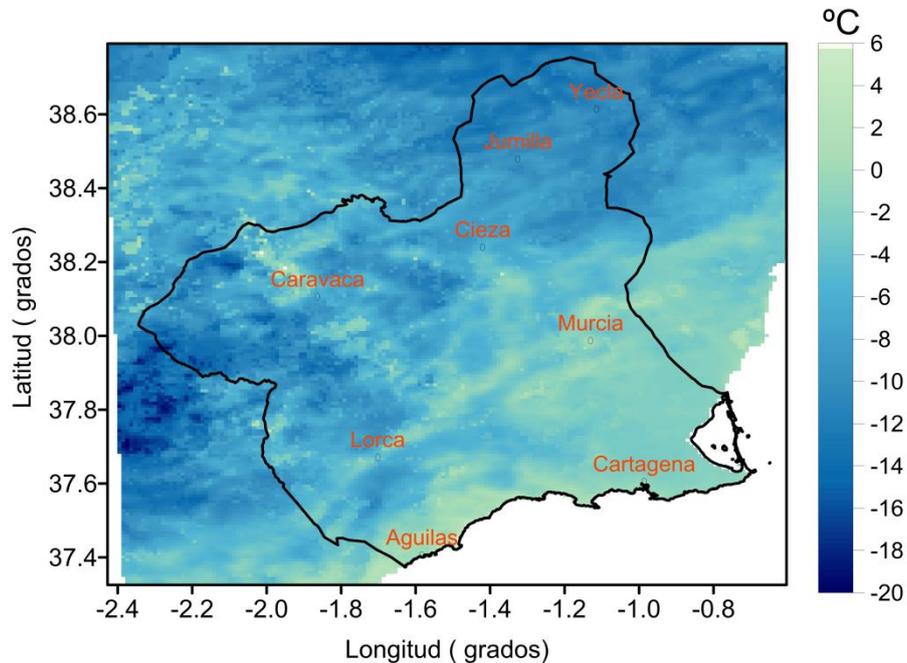


Figura 26. Mapa de temperatura mínima del día 27 de enero de 2005



Elaboración propia

Figura 27. Mapa de temperatura mínima del día 28 de enero de 2005



Elaboración propia

A continuación, los percentiles 5 de las temperaturas mínimas mensuales (P5) que nos servirán para discriminar los días más fríos del período de estudio 2000-2019. En color rosado, los valores del P5 de temperaturas que son negativas.

	ene	feb	mar	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct	nov	dic
<b>AL31</b>	0.39	0.73	2.79	5.80	8.57	12.70	15.88	16.49	13.78	9.18	3.57	1.11
<b>AL41</b>	-2.10	-1.26	0.54	3.56	6.70	11.06	14.70	15.10	11.70	7.00	1.19	-1.10
<b>AL62</b>	4.12	4.21	5.91	9.21	12.20	15.47	19.43	20.33	17.02	12.47	7.10	5.36
<b>CA12</b>	2.02	2.38	3.66	7.05	9.58	13.14	16.93	17.97	14.96	10.39	4.82	2.71
<b>CA21</b>	3.00	2.83	4.18	7.11	9.78	13.79	17.71	18.27	15.21	11.42	5.83	3.92
<b>CA42</b>	0.45	0.89	2.79	5.91	8.71	12.94	16.48	17.15	13.90	9.58	4.00	1.15
<b>CA52</b>	2.39	2.72	4.27	7.32	10.31	14.04	17.60	18.37	15.78	11.57	5.90	3.44
<b>CA73</b>	6.44	6.27	7.35	10.62	12.79	15.67	19.15	19.79	16.89	13.55	8.82	7.03
<b>CA91</b>	1.00	1.41	2.80	6.00	9.30	13.00	16.70	17.10	14.19	9.79	4.10	1.90
<b>CI22</b>	0.80	1.20	2.95	6.41	9.30	13.07	16.86	16.47	13.35	9.19	3.89	1.40
<b>CI32</b>	0.12	0.91	3.04	6.21	8.62	12.91	16.68	16.99	13.58	8.80	3.39	1.19

	ene	feb	mar	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct	nov	dic
CI42	-1.81	-0.22	1.89	5.08	8.00	11.87	15.61	15.20	11.90	6.60	0.30	-1.25
CI52	-3.68	-2.50	-0.02	3.50	6.60	11.19	15.30	14.74	11.10	5.60	-0.72	-2.81
CI71	-0.38	0.37	2.36	5.49	7.95	11.93	15.59	15.35	11.91	7.37	1.81	0.04
CR12	-4.40	-4.12	-2.20	1.09	3.50	7.90	11.60	11.50	8.34	3.64	-1.26	-3.60
CR32	-5.50	-4.66	-2.66	1.13	4.46	8.11	12.20	11.90	8.60	3.28	-2.94	-4.97
CR42	-2.75	-1.46	0.27	3.20	5.90	10.25	14.57	14.46	11.28	6.14	0.66	-1.54
CR52	-2.37	-1.49	0.40	3.50	6.24	10.33	14.00	13.80	10.52	6.03	0.30	-1.47
CR61	-2.94	-3.31	-1.41	1.10	4.17	8.90	12.65	12.97	9.00	4.70	0.00	-1.61
JU12	-1.90	-1.14	1.17	4.37	7.02	11.30	14.97	15.17	11.90	6.50	0.98	-1.02
JU42	-4.67	-4.27	-2.18	1.64	4.81	8.79	12.40	12.51	8.92	3.92	-1.46	-3.85
JU52	-4.38	-3.86	-1.35	2.10	5.14	9.24	13.11	12.88	8.91	3.74	-1.19	-3.47
JU71	-2.81	-2.10	0.20	3.25	6.16	10.30	13.49	13.90	10.25	5.20	-0.45	-2.25
JU81	-2.30	-1.91	0.51	4.28	7.13	11.43	15.16	15.30	11.64	6.30	0.40	-1.90
LO11	-0.05	0.08	2.09	5.29	8.07	12.84	16.60	16.74	13.70	8.42	2.82	0.87
LO21	0.70	0.86	2.85	5.97	8.72	12.91	16.67	16.85	13.83	9.50	3.70	1.19
LO31	4.55	4.26	6.25	9.19	11.98	16.09	19.43	20.25	17.68	13.19	7.89	5.52
LO41	-2.69	-2.43	-0.59	2.20	5.32	9.81	13.35	13.56	10.58	5.76	0.16	-2.17
LO51	3.60	3.46	5.39	8.60	11.20	15.30	18.80	19.37	16.00	11.69	6.50	4.80
LO61	-1.40	-1.14	1.19	4.20	7.77	12.10	15.10	15.40	12.40	7.10	1.46	-0.90
ML12	-2.00	-1.10	0.20	3.70	6.30	10.10	13.70	13.70	11.30	6.30	1.20	-1.41
ML21	1.10	1.22	3.30	5.89	8.70	12.35	15.88	16.41	13.40	8.60	3.39	1.56
MO12	1.65	2.46	4.36	7.33	9.86	14.20	17.79	18.00	14.46	9.67	4.77	2.55
MO22	1.80	2.04	4.00	6.70	9.41	13.42	17.05	17.29	14.35	9.68	4.53	2.29
MO31	-2.50	-1.61	0.99	4.40	7.40	11.73	15.60	15.66	12.38	7.08	0.75	-1.70
MO41	1.50	1.60	3.87	6.70	9.44	13.48	17.50	17.90	14.62	9.80	4.60	1.89
MO51	2.04	2.55	4.54	7.47	10.04	14.03	17.67	18.03	15.01	10.63	5.07	3.12
MO62	3.59	3.93	5.80	8.20	10.91	14.99	18.63	18.78	15.58	10.84	6.09	4.30
MU21	-0.60	-0.25	1.67	4.92	8.16	12.25	15.73	16.64	13.45	8.63	2.90	0.12
MU31	2.11	3.30	5.06	8.29	11.14	15.31	19.39	19.40	16.00	11.10	5.50	3.20
MU52	3.12	3.40	5.22	8.26	9.54	13.08	17.38	17.60	15.77	11.60	6.21	3.84
MU62	0.79	1.72	4.07	7.10	10.33	14.96	19.00	19.00	15.21	10.27	4.22	1.45
TP22	0.60	1.20	3.19	6.10	9.10	13.24	17.00	17.40	14.20	9.80	3.87	1.61

	ene	feb	mar	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct	nov	dic
<b>TP42</b>	0.47	1.06	2.90	5.81	8.59	12.84	16.08	16.76	13.87	9.20	4.29	1.40
<b>TP52</b>	2.41	2.62	4.37	7.35	10.32	14.28	17.99	18.65	15.58	10.99	5.89	3.53
<b>TP73</b>	2.40	2.46	4.10	7.04	9.95	13.89	17.60	18.40	15.30	10.97	5.70	3.06
<b>TP91</b>	2.23	2.35	3.75	7.02	9.84	13.38	17.00	17.93	14.67	10.19	5.16	2.78

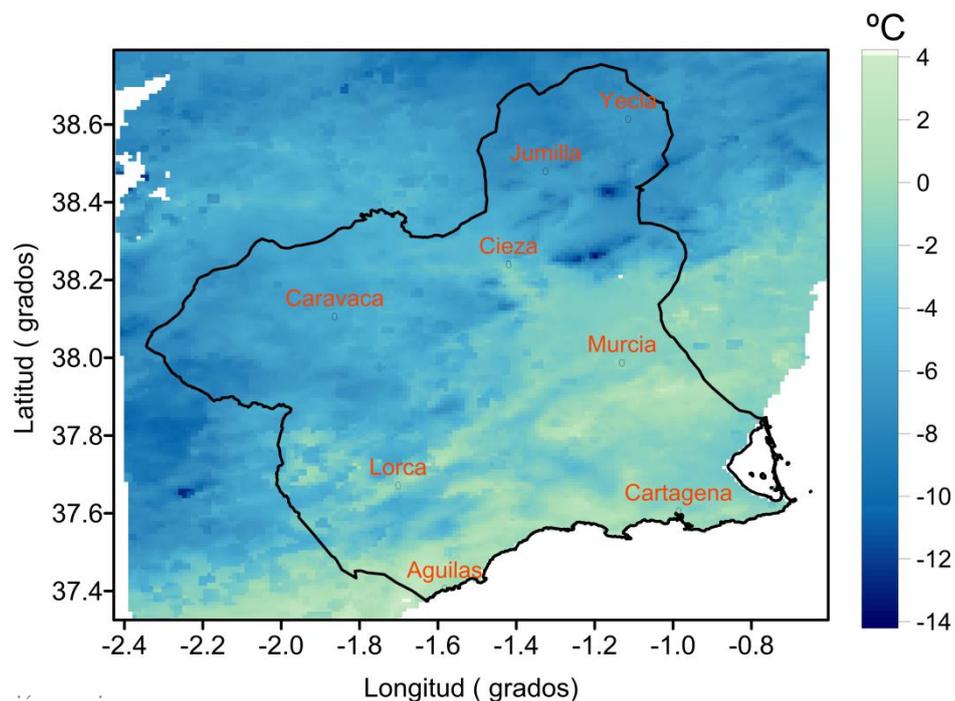
Con los valores de la Tabla 3 filtramos los días cuya temperatura es igual o inferior a los mismos y seleccionamos aquellos en que esta situación se ha dado en más del 80% de las estaciones de la RM. Obtenemos así los días más fríos del período 2000-2019 registrados por las EMAs.

Tabla 3. Episodios fríos en la RM durante el período 2000-2019 con temperaturas inferiores al percentil 5 de la temperatura de invierno.

AÑO	MES	DIAS	AÑO	MES	DIAS
2000	enero	7 y 8	2010	diciembre	15 a 17
2001	enero	9	2010	diciembre	26 a 28
2001	diciembre	16 y 17	2011	enero	21 a 23
2003	enero	11 al 15	2012	febrero	8 a 16
2004	marzo	1 a 3	2013	febrero	27
2004	noviembre	16 a 18	2013	noviembre	30
2005	enero	7 a 9	2014	febrero	3
2005	ene/feb	26 a 1 feb	2014	diciembre	30 y 31
2005	febrero	17 a 19	2015	enero	18
2005	marzo	8 y 9	2015	febrero	7 a 9
2006	enero	28 al 30	2016	enero	17
2007	enero	25	2016	febrero	17
2007	noviembre	17 y 18	2017	enero	18
2008	noviembre	26	2017	diciembre	4 al 6
2009	enero	10	2018	enero	8 y 9
2009	diciembre	19 y 20	2018	febrero	23 y 24
2010	enero	9 y 10	2019	enero	11 a 13
2010	marzo	11	2019	marzo	28 a 30

A continuación, se representa la imagen de la temperatura mínima del día 3 de marzo de 2004 (Figura 28), donde se registraron heladas que se llevaron por delante cosechas enteras de frutas y hortalizas. Es una de las heladas tardías que se han dado en el período 2000-2019

Figura 28. Temperatura mínima registrada el 3 de marzo de 2004.



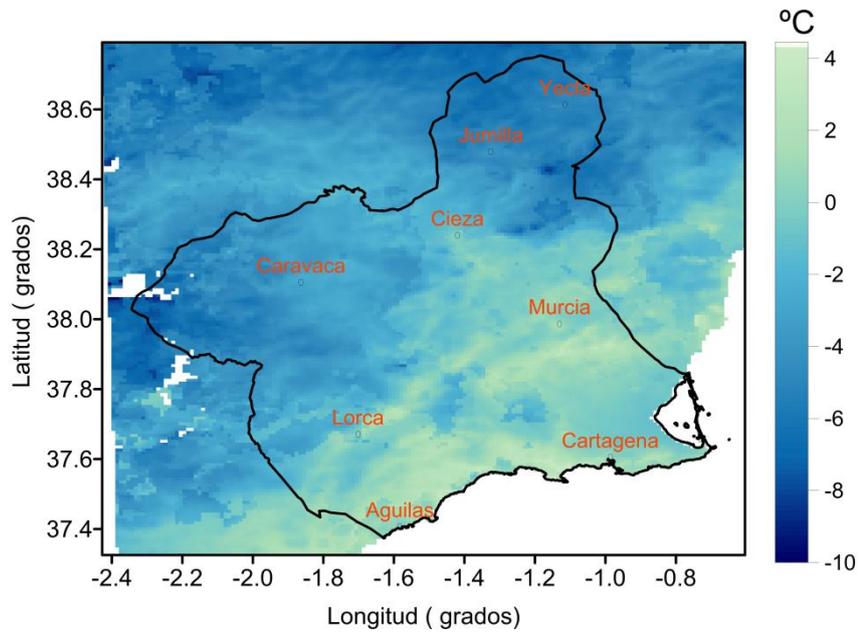
Elaboración propia

Otras de las heladas tardías, que trajeron pérdidas millonarias al campo murciano, fueron en 2005 y 2019 y que, por su importancia, vamos a graficar en este manuscrito.

También el día 9 de febrero de 2012, uno de los nueve días fríos de la primera quincena, cuando una inusual situación sinóptica que más tarde veremos, afectó a toda la Península Ibérica, en especial, a la RM.

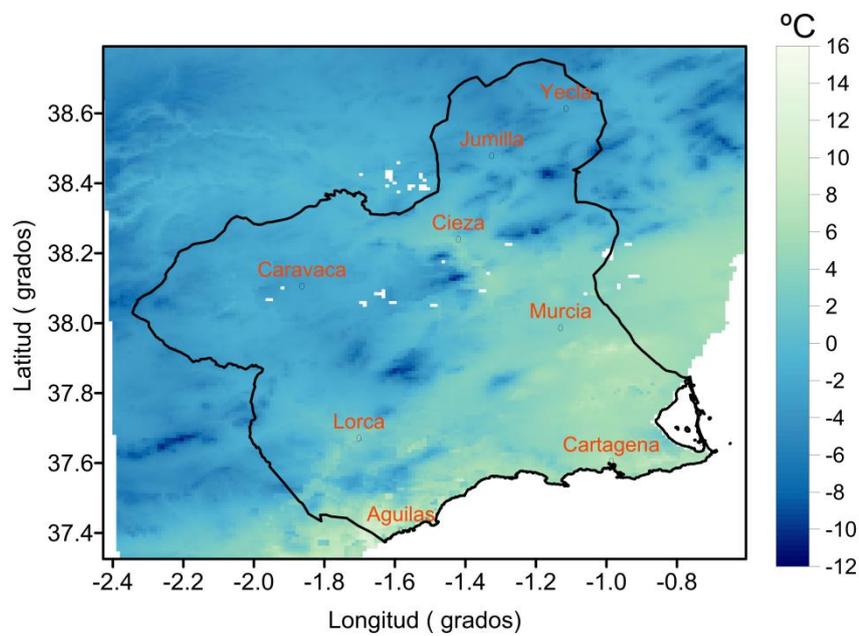
Todas estas “fotos” son parte de la rejilla de temperaturas mínimas que son Objetivos Específicos de esta Tesis Doctoral y que caracterizan la RM a lo largo del período 2000-2019.

Figura 30. Temperatura mínima del día 9 de marzo de 2005



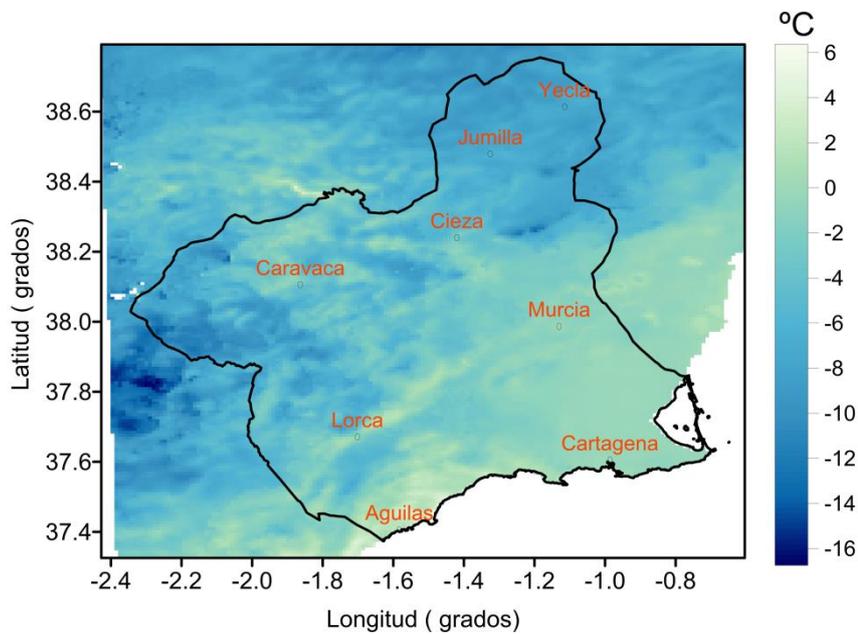
Elaboración propia

Figura 29. Temperatura mínima del día 28 de marzo de 2019



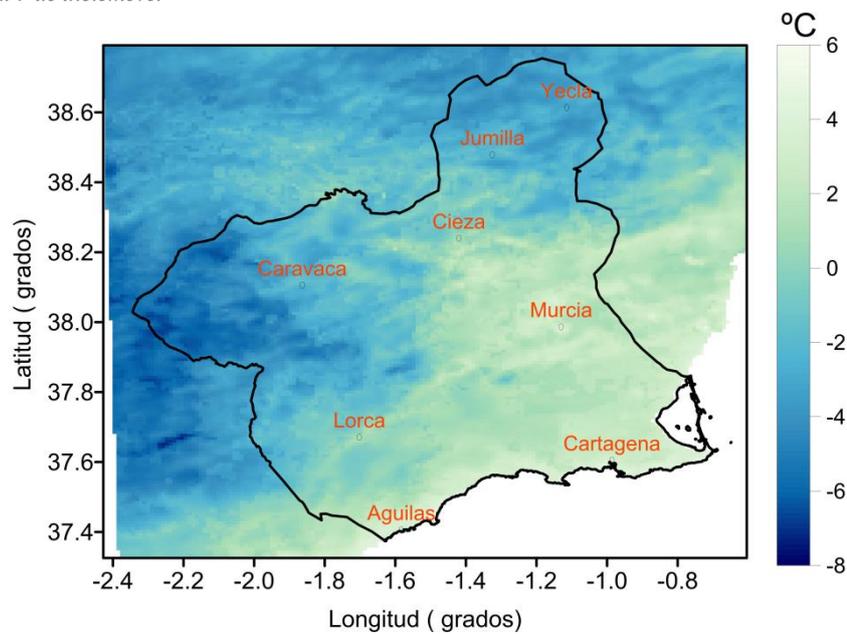
Elaboración propia

Figura 32. Mapa de temperatura mínima del día 9 de febrero de 2012



Elaboración propia

Figura 31. Mapa de temperatura mínima del 3 de diciembre de 2017, previo a la Ola de Frío de los días 4 al 7 de diciembre.



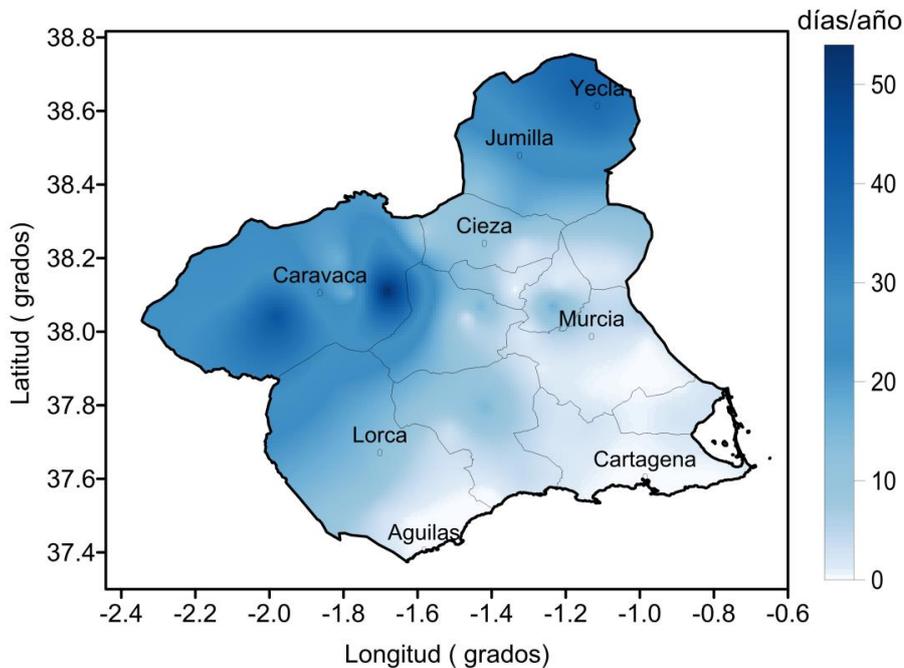
Elaboración propia

## 4.7. CARACTERIZACIÓN DEL RÉGIMEN DE HELADAS 2000-2019

## 4.7.1. Días con heladas

A partir de los datos horarios hacemos un recuento de los días al año con heladas mayores de una hora. Los valores medios de las heladas por año, o días con helada al año, son los que podemos visualizar en la Figura 32. El Altiplano, de Yecla y Jumilla y el Noroeste, con Caravaca y Moratalla son las zonas con más días de helada anuales.

Figura 33. Días con helada al año.



Elaboración propia

Como podemos ver, tenemos estaciones como CR32 (Cehegín) con una media de 54 días de helada al año, seguido de CR12 (Caravaca) con 44, las estaciones más cercanas a Yecla, JU42 y JU52 con más de 35 días de helada al año.

En el lado opuesto, observamos claramente la franja litoral y el Campo de Cartagena, junto a parte de la Vega Media, donde apenas hay registros de helada.

#### 4.7.2. Distribución de heladas anuales

A continuación presentamos en las Tablas 4 y 5 el número de heladas anuales registradas en cada una de las estaciones meteorológicas y el número total a lo largo del período de estudio.

Tabla 4. Heladas anuales registradas en las EMAs

	00	01	02	03	04	05	06	07	08	09	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
AL31	0	1	0	1	3	12	3	0	2	3	6	3	6	3	2	1	1	4	4	3
AL41	17	8	5	7	20	34	7	20	17	8	16	14	28	18	10	18	5	14	7	24
AL62	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
CA12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	4	2	0	0	2	0	0	0	0
CA21	0	0	0	0	0	4	1	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	1	0	0
CA42	1	2	0	1	2	18	1	0	0	2	8	3	6	0	2	3	1	2	1	3
CA52	0	0	0	0	0	3	0	0	0	2	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0
CA73	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	t	0	0	0
CA91	0	0	0	0	3	12	1	0	0	2	6	2	5	1	1	1	0	0	0	0
CI22	2	3	0	4	2	12	2	1	0	2	2	2	5	1	0	2	0	2	1	0
CI32	2	2	0	5	3	15	4	2	1	4	6	2	7	2	2	2	0	2	1	2
CI42	13	5	1	13	15	42	11	11	13	7	12	6	21	20	6	11	2	11	8	10
CI52	36	19	20	24	32	59	30	35	38	27	20	23	45	35	24	28	10	32	17	34
CI71	6	5	0	4	8	19	3	4	3	3	7	2	10	8	3	5	2	9	4	8
CR12	53	45	26	43	43	79	47	47	46	39	41	37	60	47	29	41	28	49	33	51
CR32	53	34	33	43	51	75	45	62	56	48	42	53	83	66	52	54	39	66	65	79
CR42	23	8	8	17	20	43	15	16	16	16	17	9	27	24	13	17	3	16	9	22
CR52	25	10	11	21	18	47	17	11	13	13	20	12	30	20	8	16	5	16	11	16
CR61	26	26	16	31	27	59	28	13	20	26	34	17	26	34	17	19	12	29	24	20
JU12	15	8	5	15	17	34	15	13	10	10	14	8	22	18	4	10	2	14	8	9
JU42	34	29	30	40	41	75	38	40	41	36	35	35	58	43	25	36	20	43	33	40
JU52	46	36	28	31	34	67	32	35	32	21	26	33	53	35	21	36	24	43	30	40
JU71	26	10	5	17	22	42	18	16	16	10	17	23	37	29	15	21	7	34	19	18
JU81	26	12	9	19	21	42	17	17	11	11	17	20	30	25	11	17	3	21	12	13
LO11	2	1	0	3	5	14	4	2	3	4	9	3	11	6	2	4	1	3	2	6
LO21	0	1	0	4	4	15	2	0	0	3	9	3	9	2	2	1	1	2	0	2
LO31	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LO41	20	9	8	21	24	49	22	17	26	22	28	23	36	28	14	17	8	23	19	32

	00	01	02	03	04	05	06	07	08	09	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
LO51	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
LO61	16	8	4	13	19	33	5	10	10	4	12	9	27	18	4	11	2	9	7	14
ML12	29	9	12	14	19	42	21	21	13	6	14	10	22	20	8	14	3	11	10	15
ML21	0	2	0	1	1	9	1	1	0	1	3	2	3	3	3	3	1	3	2	2
MO12	0	1	0	1	0	6	1	0	0	1	4	2	2	0	0	0	0	2	0	0
MO22	0	0	0	0	0	8	2	0	0	1	4	2	5	1	1	0	0	1	1	1
MO31	24	16	12	19	26	48	17	15	14	9	14	11	31	16	6	20	2	16	9	17
MO41	0	1	0	0	1	9	1	0	0	2	8	1	6	0	0	0	0	0	0	0
MO51	0	0	0	0	1	3	2	0	0	1	3	1	3	0	0	0	0	1	0	0
MO62	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MU21	2	3	2	8	13	20	5	7	3	2	13	4	15	3	2	6	1	6	2	7
MU31	0	0	0	0	1	5	1	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	2	0	0
MU52	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	2	1	1	0	0	0	0	1	0	0
MU62	1	1	0	1	1	6	2	0	0	1	4	2	4	1	2	1	0	1	0	1
TP22	4	1	0	1	2	11	2	1	0	1	9	2	4	0	2	3	0	3	0	1
TP42	0	1	2	2	5	15	2	0	0	1	4	2	5	1	2	3	1	2	0	1
TP52	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	1	0	0	0	0	0	0	1
TP73	0	0	0	0	1	2	1	0	0	0	5	0	0	0	1	0	0	1	0	1
TP91	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	4	1	1	0	2	0	0	1	0	0

Tabla 5. Número de heladas registradas en cada estación en el período de estudio (2000-2019)

Estación	Nº HELADAS	Estación	Nº HELADAS	Estación	Nº HELADAS
AL31	58	CR42	339	MO12	20
AL41	297	CR52	340	MO22	27
AL62	1	CR61	504	MO31	342
CA12	13	JU12	251	MO41	29
CA21	9	JU42	772	MO51	15
CA42	56	JU52	703	MO62	0
CA52	8	JU71	402	MU21	124
CA73	0	JU81	354	MU31	11
CA91	34	LO11	85	MU52	6
CI22	43	LO21	60	MU62	29
CI32	64	LO31	1	TP22	47
CI42	238	LO41	446	TP42	49
CI52	588	LO51	4	TP52	5
CI71	113	LO61	235	TP73	12
CR12	884	ML12	313	TP91	11
CR32	1099	ML21	41		

### 4.7.3. Distribución de heladas mensuales

En la Tabla 5 podemos ver el número de heladas totales registradas en cada una de las estaciones, para cada uno de los meses del año durante el período de estudio 2000-2019. También es interesante, y podemos calcularlo, el porcentaje total que representan las heladas registradas en cada mes del año durante para una mejor visualización..

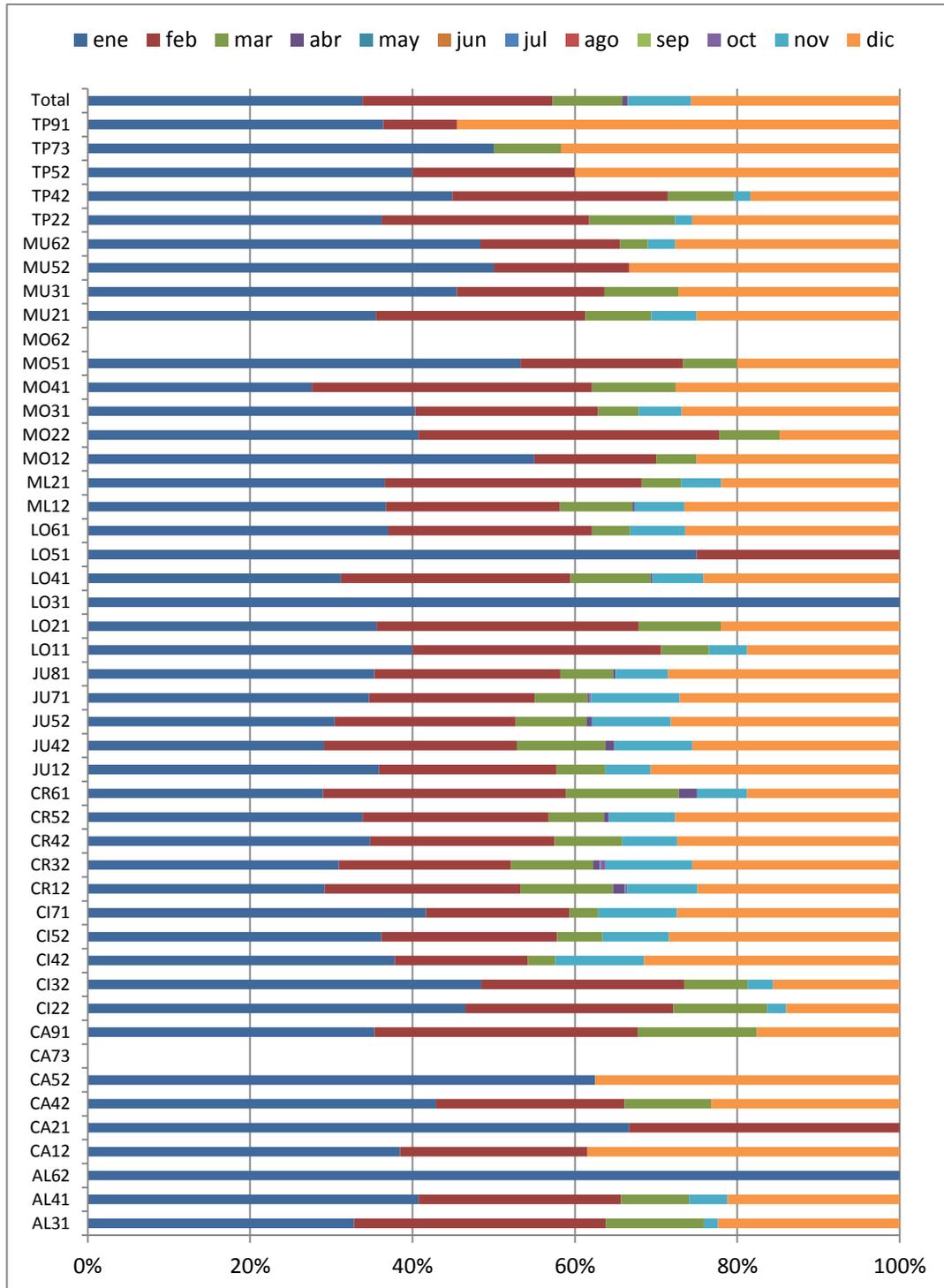
Tabla 6. Heladas registradas por mes de ocurrencia.

	ene	feb	mar	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct	nov	dic	total
AL31	19	18	7	0	0	0	0	0	0	0	1	13	58
AL41	121	74	25	0	0	0	0	0	0	0	14	63	297
AL62	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
CA12	5	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	13
CA21	6	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9
CA42	24	13	6	0	0	0	0	0	0	0	0	13	56
CA52	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	8
CA73	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
CA91	12	11	5	0	0	0	0	0	0	0	0	6	34
CI22	20	11	5	0	0	0	0	0	0	0	1	6	43
CI32	31	16	5	0	0	0	0	0	0	0	2	10	64
CI42	90	39	8	0	0	0	0	0	0	0	26	75	238
CI52	213	127	33	0	0	0	0	0	0	0	48	167	588
CI71	47	20	4	0	0	0	0	0	0	0	11	31	113
CR12	258	213	101	12	1	0	0	0	0	2	77	220	884
CR32	340	233	111	9	1	0	0	0	0	7	118	280	1099
CR42	118	77	28	0	0	0	0	0	0	0	23	93	339
CR52	115	78	23	2	0	0	0	0	0	0	28	94	340
CR61	146	151	70	11	0	0	0	0	0	0	31	95	504
JU12	90	55	15	0	0	0	0	0	0	0	14	77	251
JU42	225	183	84	8	0	0	0	0	0	1	74	197	772
JU52	214	157	61	5	0	0	0	0	0	0	68	198	703
JU71	139	82	26	1	0	0	0	0	0	1	44	109	402
JU81	125	81	23	1	0	0	0	0	0	0	23	101	354

	ene	feb	mar	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct	nov	dic	total
LO11	34	26	5	0	0	0	0	0	0	0	4	16	85
LO21	21	19	6	0	0	0	0	0	0	0	0	13	59
LO31	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
LO41	139	126	44	1	0	0	0	0	0	0	28	108	446
LO51	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4
LO61	87	59	11	0	0	0	0	0	0	0	16	62	235
ML12	115	67	28	1	0	0	0	0	0	0	19	83	313
ML21	15	13	2	0	0	0	0	0	0	0	2	9	41
MO12	11	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	5	20
MO22	11	10	2	0	0	0	0	0	0	0	0	4	27
MO31	138	77	17	0	0	0	0	0	0	0	18	92	342
MO41	8	10	3	0	0	0	0	0	0	0	0	8	29
MO51	8	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	3	15
MO62	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MU21	44	32	10	0	0	0	0	0	0	0	7	31	124
MU31	5	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	3	11
MU52	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	6
MU62	14	5	1	0	0	0	0	0	0	0	1	8	29
TP22	17	12	5	0	0	0	0	0	0	0	1	12	47
TP42	22	13	4	0	0	0	0	0	0	0	1	9	49
TP52	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	5
TP73	6	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	5	12
TP91	4	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	11
Total	3072	2126	782	51	2	0	0	0	0	11	700	2337	9081

. En la Figura 33, hemos representado los datos de la Tabla 6 con el porcentaje correspondiente y así, poder cuantificar el mes o los meses del año con mayor registro de heladas a lo largo del período de estudio y que servirá como referencia para caracterizar el comportamiento del frío en la Región de Murcia y detectar las posibles señales de cambio climático.

Figura 34. Porcentaje mensual de heladas registradas



Elaboración propia

#### 4.7.4. Distribución de heladas semanales

Es también una información importante conocer el número de heladas registradas en cada una de las semanas del año. En las Tablas 7 y 8 se puede ver cómo se distribuyen las heladas desde el mes de Noviembre a Enero en las distintas estaciones meteorológicas a lo largo del período de estudio 2000-2019.

Tabla 7. Heladas por semana de los meses Noviembre, Diciembre y Enero.

	NOVIEMBRE				DICIEMBRE				ENERO			
	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 30	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 31	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 31
AL31	0	0	0	1	3	0	6	4	0	8	4	7
AL41	0	1	9	4	9	12	19	23	30	45	21	25
AL62	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
CA12	0	0	0	0	1	1	1	2	0	1	3	1
CA21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	5
CA42	0	0	0	0	2	2	5	4	1	11	5	7
CA52	0	0	0	0	1	0	2	0	0	1	1	3
CA73	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
CA91	0	0	0	0	0	0	2	4	0	3	2	7
CI22	0	0	1	0	1	1	4	0	1	8	4	7
CI32	0	0	1	1	2	1	4	3	3	14	5	9
CI42	1	3	12	10	18	14	19	24	28	31	13	18
CI52	0	4	25	19	32	36	45	54	53	71	48	41
CI71	0	2	5	4	8	7	7	9	10	19	9	9
CR12	2	11	30	34	39	47	58	76	51	77	62	68
CR32	8	26	46	38	56	70	69	85	82	95	91	72
CR42	0	2	8	13	19	20	24	30	30	39	27	22
CR52	0	6	11	11	20	20	28	26	21	41	29	24
CR61	0	6	8	17	18	25	31	21	18	40	42	46
JU12	0	1	7	6	13	19	20	25	22	35	14	19
JU42	2	13	27	32	32	46	54	65	48	74	53	50
JU52	1	9	28	30	30	49	53	66	50	72	43	49
JU71	2	7	22	13	19	23	29	38	37	51	27	24
JU81	0	4	10	9	20	20	27	34	33	41	25	26

Tabla 8. Heladas por semana de los meses Noviembre, Diciembre y Enero.

	NOVIEMBRE				DICIEMBRE				ENERO			
	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 30	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 31	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 31
LO11	0	0	0	4	1	1	4	10	3	15	6	10
LO21	0	0	0	0	2	2	5	4	1	10	4	6
LO31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
LO41	0	3	13	12	24	26	25	33	26	46	35	32
LO51	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3
LO61	0	0	9	7	12	14	14	22	20	34	17	16
ML12	1	2	10	6	12	21	22	28	28	43	22	22
ML21	0	0	1	1	2	0	4	3	0	5	5	5
MO12	0	0	0	0	1	0	3	1	0	3	3	5
MO22	0	0	0	0	0	0	3	1	0	2	3	6
MO31	0	2	10	6	19	23	21	29	39	48	27	24
MO41	0	0	0	0	1	0	4	3	0	2	1	5
MO51	0	0	0	0	0	0	2	1	0	1	2	5
MO62	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MU21	0	1	5	1	5	4	11	11	7	21	6	10
MU31	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1	4
MU52	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	2	1
MU62	0	0	0	1	2	0	3	3	0	4	3	7
TP22	0	0	1	0	3	0	5	4	3	6	2	6
TP42	0	0	1	0	3	0	2	4	2	9	5	6
TP52	0	0	0	0	0	0	1	1	0	2	0	0
TP73	0	0	0	0	0	0	2	3	0	2	1	3
TP91	0	0	0	0	2	0	1	3	0	2	1	1

Para los meses de Febrero, Marzo y Abril, tenemos también disponible la distribución semanal de heladas registradas. Lo podemos ver en las Tablas 9 y 10 que se muestran a continuación:

Tabla 9. Heladas por semana de los meses Febrero, Marzo y Abril.

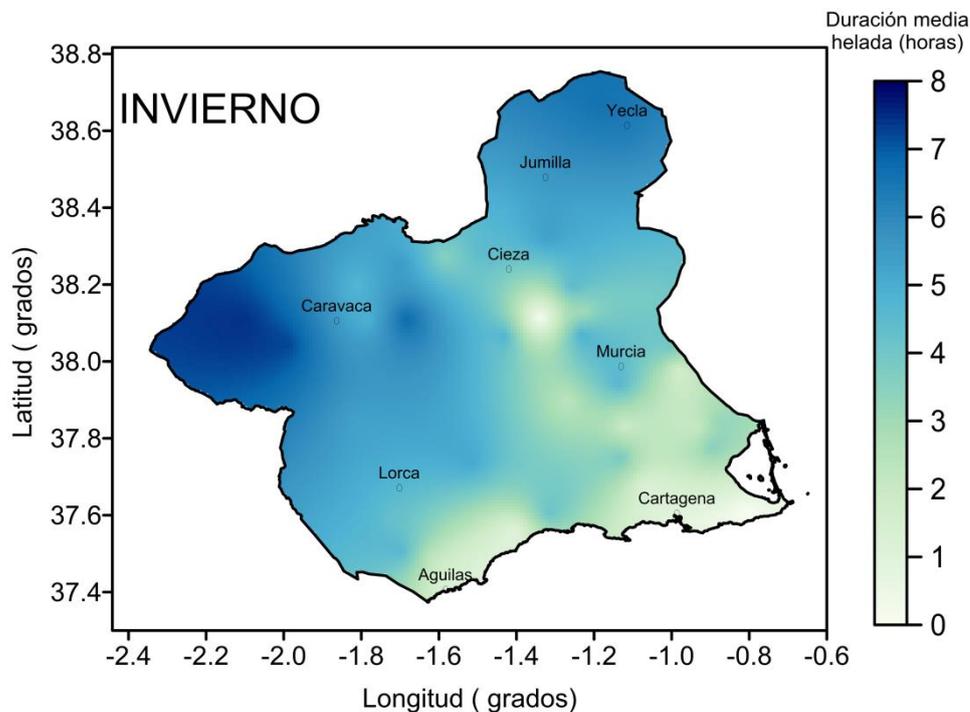
	FEBRERO				MARZO				ABRIL			
	1 al 7	8 al 14	15 al 21	22 al 28	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 31	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 30
AL31	3	7	2	6	6	1	0	0	0	0	0	0
AL41	21	20	16	17	9	13	2	1	0	0	0	0
AL62	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
CA12	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
CA21	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
CA42	2	6	4	1	2	4	0	0	0	0	0	0
CA52	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
CA73	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
CA91	2	4	3	2	3	2	0	0	0	0	0	0
CI22	3	3	2	3	2	3	0	0	0	0	0	0
CI32	4	5	3	4	2	3	0	0	0	0	0	0
CI42	10	12	8	9	4	4	0	0	0	0	0	0
CI52	35	32	25	35	12	16	2	3	0	0	0	0
CI71	4	6	5	5	1	3	0	0	0	0	0	0
CR12	61	54	48	50	27	37	26	11	8	3	0	1
CR32	68	56	50	59	34	39	25	13	9	0	0	0
CR42	20	20	19	18	12	12	1	3	0	0	0	0
CR52	23	18	18	19	10	8	3	2	2	0	0	0
CR61	41	37	41	32	26	19	16	9	5	3	1	2
JU12	13	12	15	15	9	5	1	0	0	0	0	0
JU42	55	48	40	40	24	29	22	9	5	2	1	0
JU52	46	39	33	39	20	24	9	8	4	0	1	0
JU71	22	19	19	22	13	9	1	3	1	0	0	0
JU81	20	19	21	21	10	10	2	1	1	0	0	0



#### 4.7.5. Duración de las heladas registradas

La intensidad de las heladas depende, además del registro térmico, de la duración de las mismas. Por eso es importante conocer el tiempo que una helada se está dejando sentir para poder conocer su verdadero alcance. A partir de los datos horarios se ha podido contabilizar la duración de todas las heladas del periodo 2000-2019 y representarla en los mapas siguientes. En primer lugar, la Figura 34, expresa la duración media de las heladas en los meses de Invierno (ene-feb-mar).

Figura 35. Duración media de la helada en Invierno (enero-febrero-marzo)



Elaboración propia

En la Figura 35, vemos la duración media de las heladas en los meses de Otoño (octubre-noviembre-diciembre). Ya en la Figura 36 podemos observar la duración en los meses de primavera (abril y mayo). También, por su importancia gráfica de cara a visualizar la magnitud de las heladas que se producen en la zona, hemos considerado necesario aportar la duración media de las heladas por meses, lo que nos proporciona una información necesaria para los agricultores.

Figura 36. Duración media de la helada en Otoño ( oct-nov-dic)

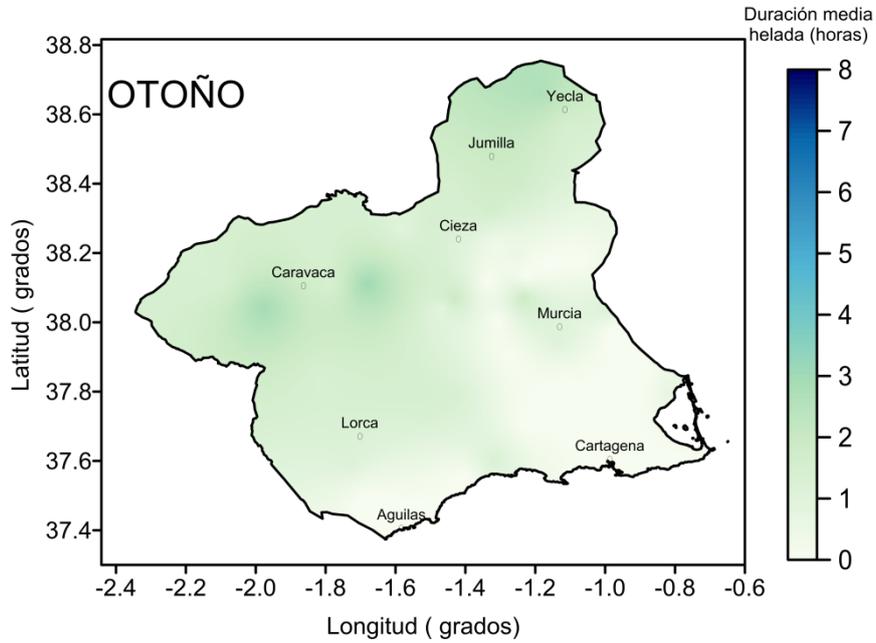
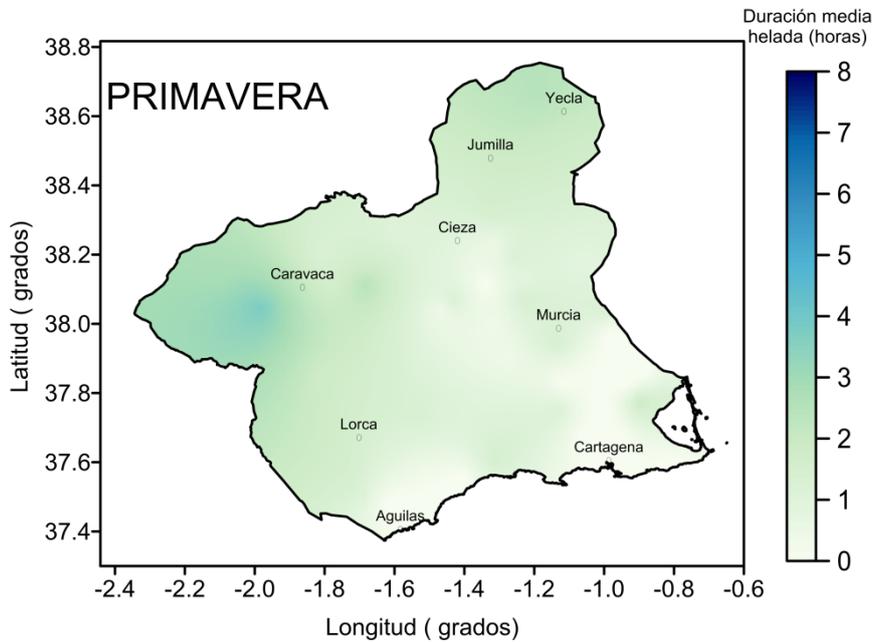
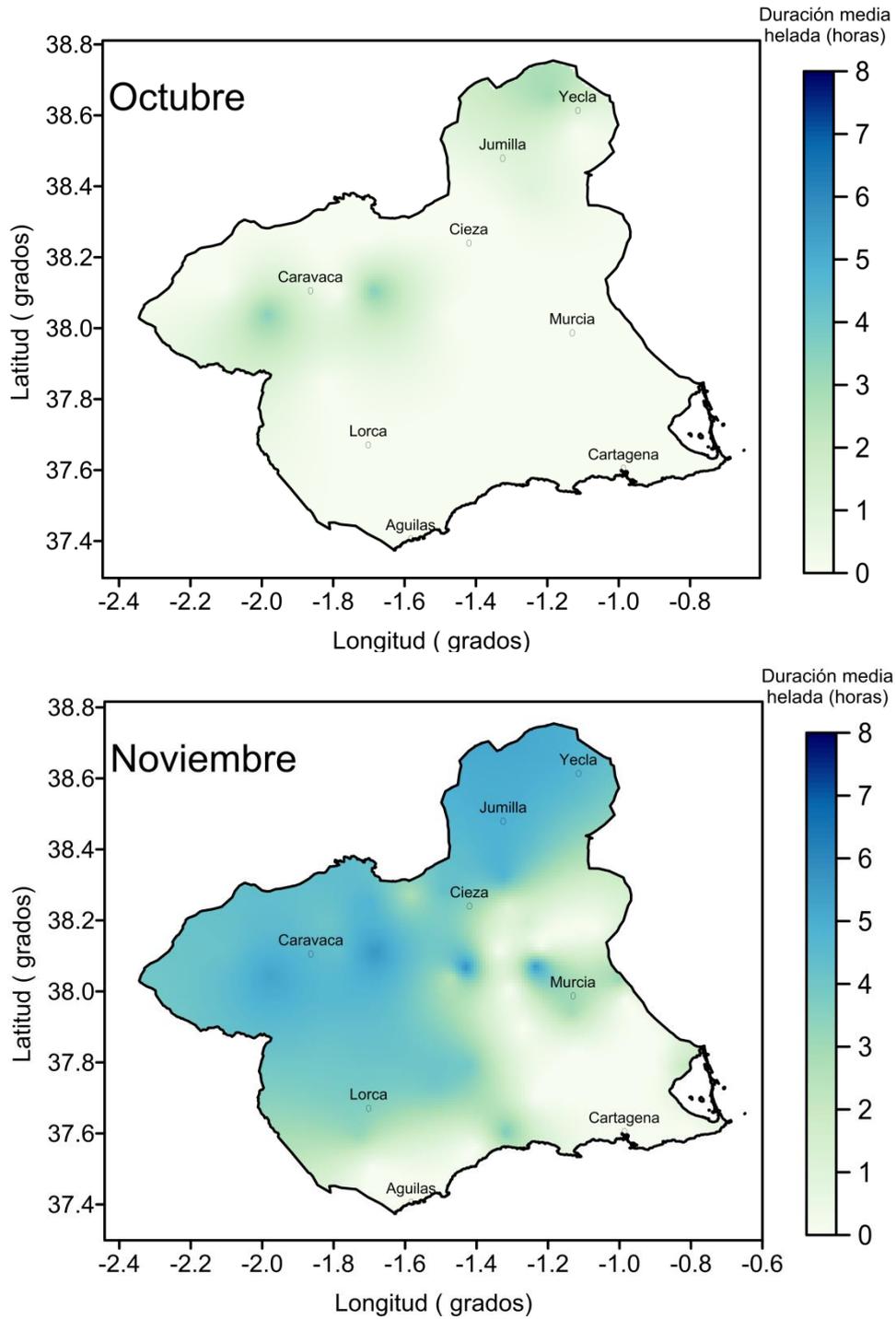


Figura 37. Duración media de la helada en Primavera ( abril y mayo)



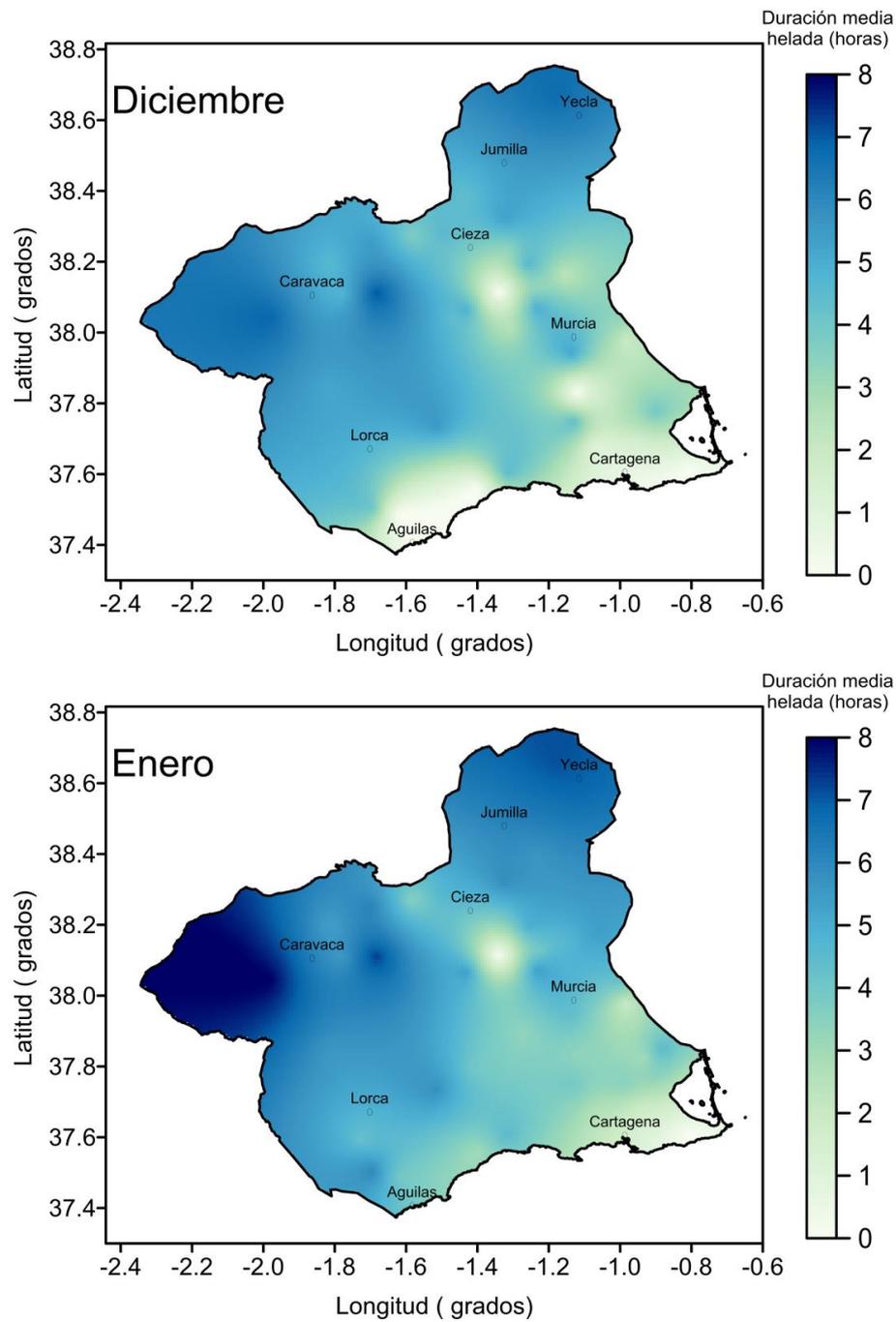
Elaboración propia

Figura 38. Duración media de la helada en los meses de Octubre y Noviembre



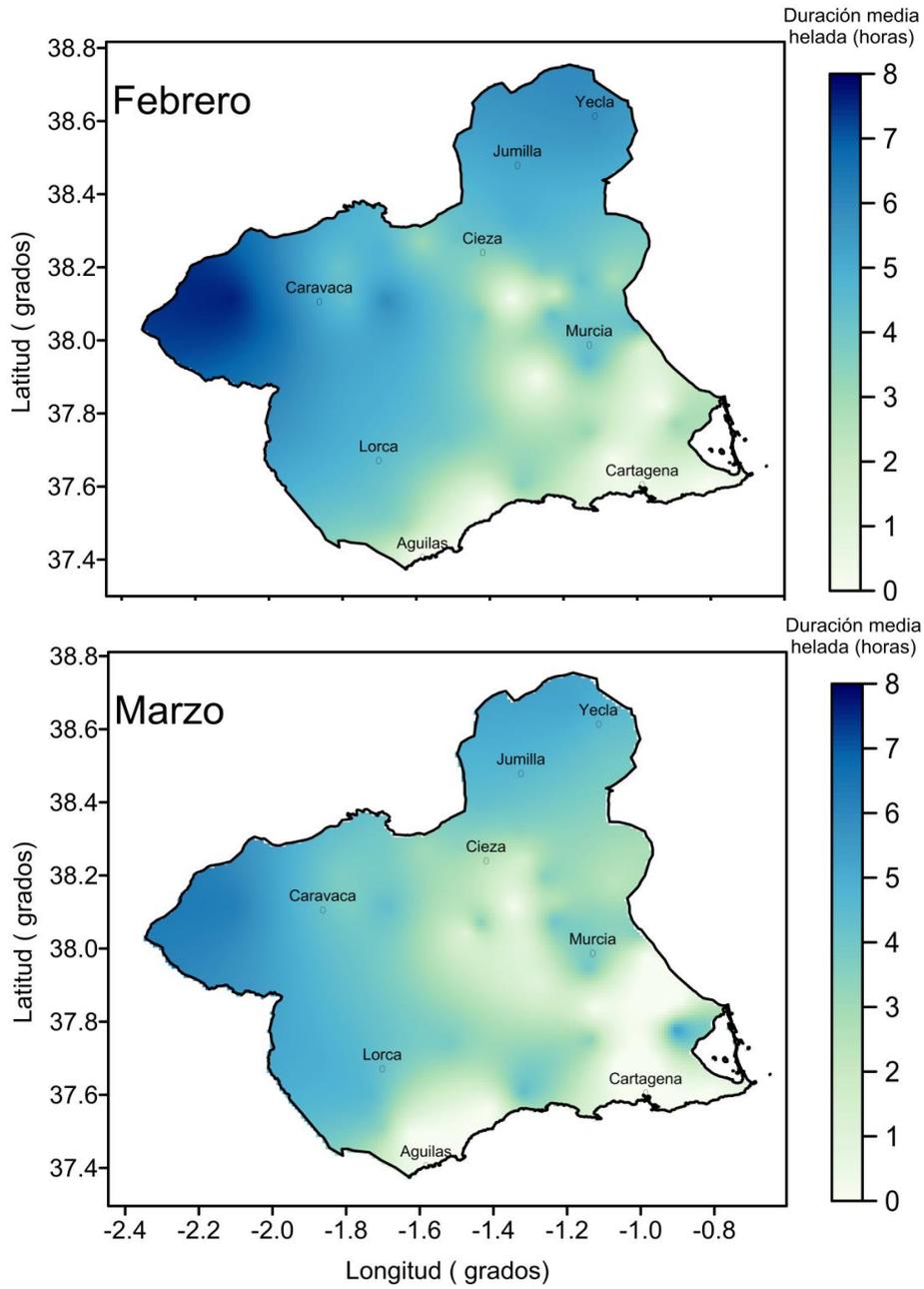
Elaboración propia

Figura 39. Duración media de la helada en los meses de Diciembre y Enero



Elaboración propia

Figura 40. Duración media de la helada en los meses de Febrero y Marzo



Elaboración propia

#### 4.7.6. Intensidad de las heladas registradas

El criterio de Da Motta establece seis categorías de heladas en función de la temperatura alcanzada. Presentamos en la siguiente tabla la distribución de las heladas registradas en el período de estudio 2000-2019 según la intensidad de la helada.

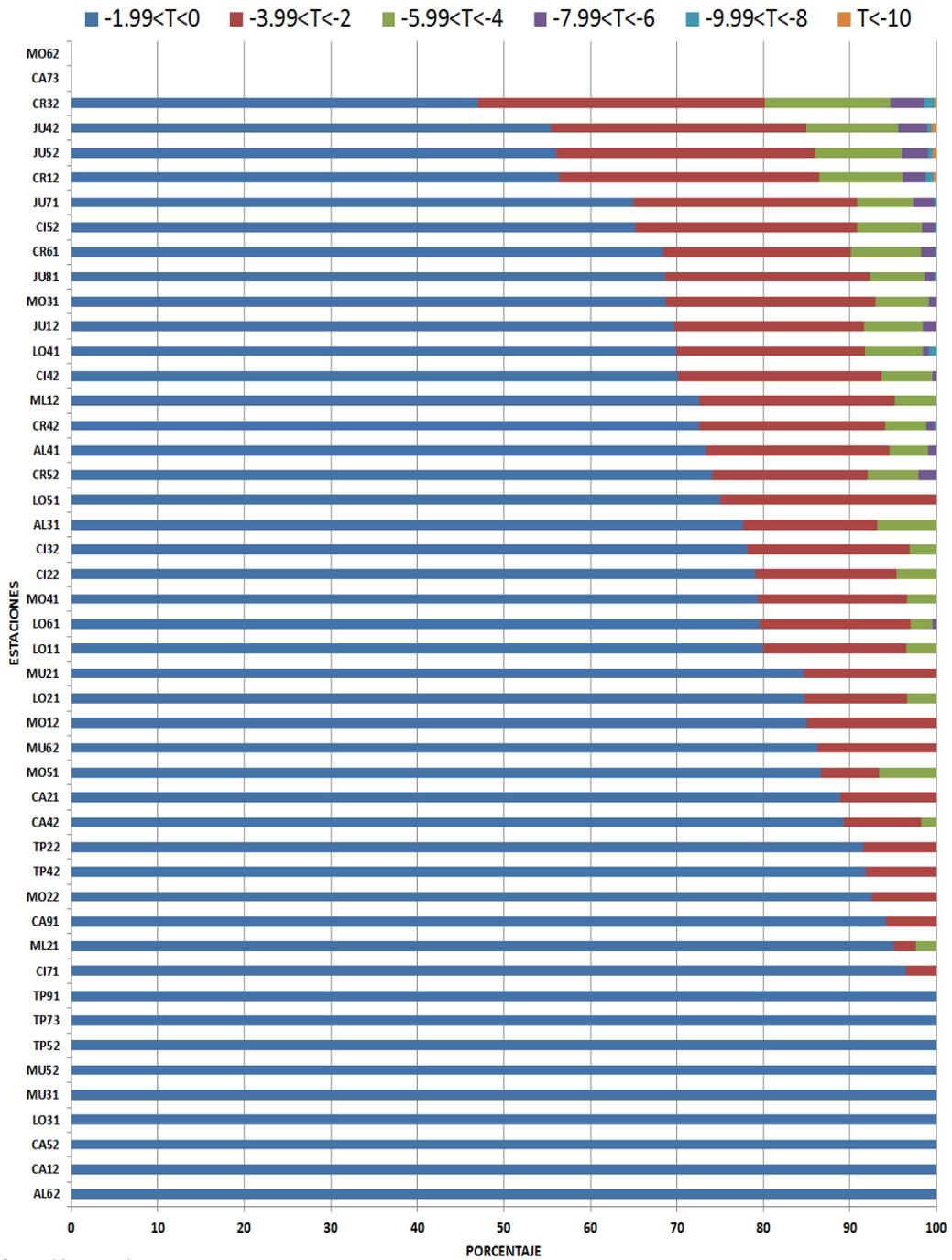
Tabla 11. Heladas registradas según la temperatura

	-1.99<T<0	-2<T<-3.99	-4<T<-5.99	-6<T<-7.99	-8<T<-9.99	T<-10	total
AL31	45	9	4	0	0	0	58
AL41	218	63	13	3	0	0	297
AL62	1	0	0	0	0	0	1
CA12	13	0	0	0	0	0	13
CA21	8	1	0	0	0	0	9
CA42	50	5	1	0	0	0	56
CA52	8	0	0	0	0	0	8
CA73	0	0	0	0	0	0	0
CA91	32	2	0	0	0	0	34
CI22	34	7	2	0	0	0	43
CI32	50	12	2	0	0	0	64
CI42	167	56	14	1	0	0	238
CI52	383	151	44	9	1	0	588
CI71	109	4	0	0	0	0	113
CR12	498	266	85	24	8	3	884
CR32	517	364	159	43	13	3	1099
CR42	246	73	16	3	1	0	339
CR52	252	61	20	7	0	0	340
CR61	345	109	41	8	1	0	504
JU12	175	55	17	4	0	0	251
JU42	428	228	82	26	4	4	772
JU52	394	210	71	21	4	3	703
JU71	261	104	26	10	1	0	402
JU81	243	84	22	4	1	0	354

	-1.99<T<0	-2<T<-3.99	-4<T<-5.99	-6<T<-7.99	-8<T<-9.99	T<-10	total
LO11	68	14	3	0	0	0	85
LO21	50	7	2	0	0	0	59
LO31	1	0	0	0	0	0	1
LO41	312	97	30	3	4	0	446
LO51	3	1	0	0	0	0	4
LO61	187	41	6	1	0	0	235
ML12	227	71	15	0	0	0	313
ML21	39	1	1	0	0	0	41
MO12	17	3	0	0	0	0	20
MO22	25	2	0	0	0	0	27
MO31	235	83	21	3	0	0	342
MO41	23	5	1	0	0	0	29
MO51	13	1	1	0	0	0	15
MO62	0	0	0	0	0	0	0
MU21	105	19	0	0	0	0	124
MU31	11	0	0	0	0	0	11
MU52	6	0	0	0	0	0	6
MU62	25	4	0	0	0	0	29
TP22	43	4	0	0	0	0	47
TP42	45	4	0	0	0	0	49
TP52	5	0	0	0	0	0	5
TP73	12	0	0	0	0	0	12
TP91	11	0	0	0	0	0	11

La imagen de la página siguiente, la Figura 40, representa el porcentaje total de cada tipo de helada registrada según el criterio de Da Motta, lo que da una visión general de la cantidad de heladas y la intensidad registrada de las mismas en cada una de las estaciones meteorológicas. La planilla Excel, a partir de la cual, se han obtenido los resultados de este apartado, está disponible en el reservorio de datos para su consulta. Por su simplicidad hemos preferido poner la imagen a una tabla con el porcentaje representativo de cada una de las categorías de helada.

Figura 41. Distribución porcentual de heladas según criterio de Da Motta ( 1961).

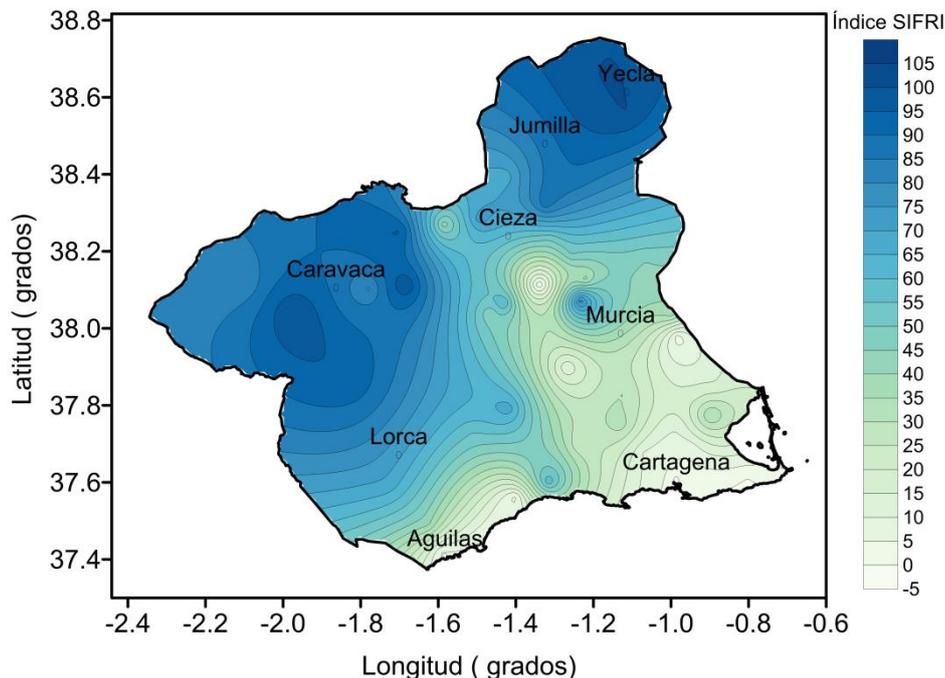


Elaboración propia.

#### 4.7.7. Índice SiFRI

Representamos los valores máximos del índice SiFRI en la Figura 42, lo que nos da una idea de la peligrosidad de la helada máxima registrada en cada una de las estaciones.

Figura 42. Valor máximo del Índice SiFRI registrado en cada una de las EMAs.



Elaboración propia

#### 4.7.8. Fecha de la primera y última helada

Comenzamos a contar los días a partir del 1 de septiembre (inicio del año agroclimatológico) para así poder obtener los valores medios de la primera y la última helada. En la tabla resumen de la página siguiente (Tabla 12) se explicitan los valores medios de la primera y última helada, así como los valores extremos de la primera y última helada de cada una de las estaciones, lo que también nos lleva a conocer el período medio con heladas, que será el punto de partida para calcular el Período Libre de Heladas (PLH). La planilla Excel con todos los datos anuales también se encuentra disponible en el reservorio de datos habilitado para

que los agricultores de la Región de Murcia puedan tener acceso a información útil de cara a la planificación agrícola, el gran motivo por el que se ha realizado esta Tesis Doctoral.

*Tabla 12. Días de primera y última helada contados a partir del 1 de septiembre*

<b>ESTACION</b>	<b>1ª Helada Extrema</b>	<b>Última Helada Extrema</b>	<b>1ª helada media</b>	<b>Última helada media</b>	<b>PCH (días)</b>
AL31	87	189	132	158	26
AL41	76	206	102	183	81
AL62	149	149	149	149	0
CA12	95	162	117	154	37
CA21	140	165	149	152	3
CA42	95	192	127	149	22
CA52	95	150	122	134	13
CA73					
CA91	107	191	143	164	21
CI22	78	192	129	152	23
CI32	78	192	124	151	28
CI42	68	192	98	163	65
CI52	71	211	89	189	100
CI71	75	192	110	154	44
CR12	56	243	79	209	130
CR32	49	244	70	204	133
CR42	76	211	95	186	91
CR52	71	217	92	183	91
CR61	70	241	93	205	113
JU12	76	201	98	172	73
JU42	59	230	82	204	122
JU52	65	234	83	198	115
JU71	59	216	86	184	98
JU81	71	216	95	178	82

ESTACION	1ª Helada Extrema	Última Helada Extrema	1ª helada media	Última helada media	PCH (días)
LO11	87	190	124	158	33
LO21	95	192	132	154	22
LO31	149	149	149	149	0
LO41	76	234	93	194	100
LO51	148	157	153	154	1
LO61	77	193	103	170	67
ML12	68	217	99	186	87
ML21	78	189	133	151	18
MO12	96	192	127	143	16
MO22	107	192	143	162	20
MO31	76	202	99	177	78
MO41	95	195	136	158	23
MO51	108	184	143	153	9
MO62					
MU21	76	197	114	159	45
MU31	96	185	138	144	6
MU52	108	157	139	148	9
MU62	91	185	127	140	13
TP22	77	192	125	154	29
TP42	77	191	122	151	29
TP52	108	165	135	137	3
TP73	107	185	140	144	4
TP91	95	166	127	137	10

Por su valor informativo, se traducen los días julianos a los días del calendario, entre otras cosas, porque esta Tesis Doctoral tiene el objetivo de simplificar, al máximo, el lenguaje utilizado y así facilitar la lectura a cualquier lector o usuario.

Tabla 13. Fechas de la primera y última helada

ESTACION	1ª Helada Extrema	Última Helada Extrema	1ª helada media	Última helada media	PCH (días)
AL31	26-nov	8-mar	9-ene	5-feb	26
AL41	15-nov	25-mar	10-dic	2-mar	81
AL62	27-ene	27-ene	27-ene	27-ene	0
CA12	4-dic	9-feb	25-dic	1-feb	37
CA21	18-ene	12-feb	26-ene	30-ene	4
CA42	4-dic	11-mar	4-ene	26-ene	22
CA52	4-dic	28-ene	30-dic	12-ene	13
CA73					
CA91	16-dic	10-mar	21-ene	11-feb	21
CI22	17-nov	11-mar	6-ene	29-ene	23
CI32	17-nov	11-mar	1-ene	29-ene	28
CI42	7-nov	11-mar	7-dic	10-feb	65
CI52	10-nov	30-mar	28-nov	7-mar	100
CI71	14-nov	11-mar	18-dic	1-feb	44
CR12	26-oct	1-may	18-nov	28-mar	130
CR32	19-oct	2-may	9-nov	22-mar	133
CR42	15-nov	30-mar	4-dic	5-mar	91
CR52	10-nov	5-abr	30-nov	2-mar	91
CR61	9-nov	29-abr	1-dic	24-mar	113
JU12	15-nov	20-mar	7-dic	18-feb	73
JU42	29-oct	18-abr	21-nov	22-mar	122
JU52	4-nov	22-abr	22-nov	17-mar	115
JU71	29-oct	4-abr	25-nov	3-mar	98
JU81	10-nov	4-abr	4-dic	24-feb	82
LO11	26-nov	9-mar	2-ene	4-feb	33
LO21	4-dic	11-mar	9-ene	31-ene	22
LO31	27-ene	27-ene	27-ene	27-ene	0
LO41	15-nov	22-abr	2-dic	12-mar	100
LO51	26-ene	4-feb	30-ene	31-ene	1

ESTACION	1ª Helada Extrema	Última Helada Extrema	1ª helada media	Última helada media	PCH (días)
LO61	16-nov	12-mar	11-dic	16-feb	67
ML12	7-nov	5-abr	7-dic	5-mar	87
ML21	17-nov	8-mar	11-ene	29-ene	18
MO12	5-dic	11-mar	5-ene	21-ene	16
MO22	16-dic	11-mar	20-ene	9-feb	20
MO31	15-nov	21-mar	8-dic	23-feb	78
MO41	4-dic	14-mar	13-ene	5-feb	23
MO51	17-dic	3-mar	21-ene	30-ene	9
MO62					
MU21	15-nov	16-mar	22-dic	5-feb	45
MU31	5-dic	4-mar	16-ene	22-ene	6
MU52	17-dic	4-feb	17-ene	26-ene	9
MU62	30-nov	4-mar	5-ene	18-ene	13
TP22	16-nov	11-mar	2-ene	31-ene	29
TP42	16-nov	10-mar	31-dic	29-ene	29
TP52	17-dic	12-feb	12-ene	15-ene	3
TP73	16-dic	4-mar	18-ene	22-ene	4
TP91	4-dic	13-feb	5-ene	15-ene	10

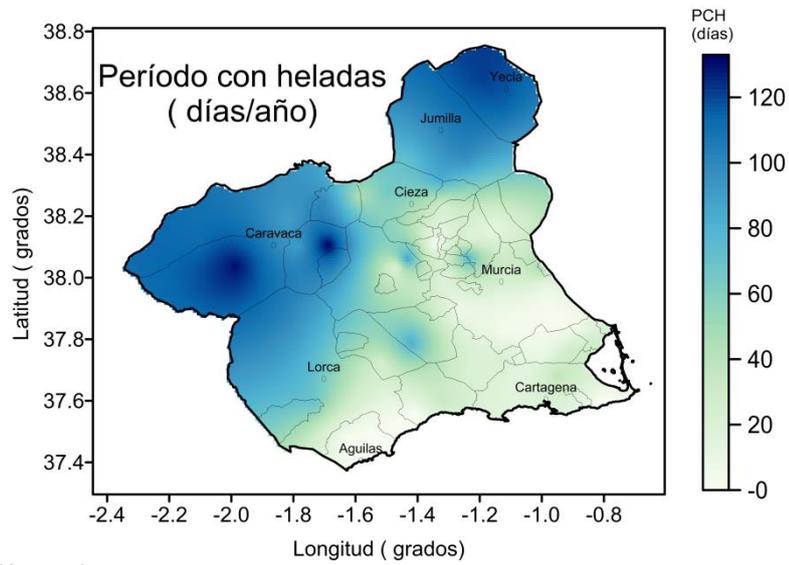
Se representa también el número de días con helada (PCH) para poder hacernos una idea de cómo se distribuyen, geográficamente, esos períodos en los que es más que probable que se sucedan días con heladas.

Como se puede comprobar las estaciones CA73 y MO62 no han registrado ninguna helada durante el período de estudio 2000-2019.

Las estaciones de Mazarrón y Águilas, AL62 y LO31 sólo han registrado una helada en los veinte años del estudio y, por eso, el PCH es de cero días.

En cualquier caso, la representación en el mapa del PCH de la RM queda reflejada en la Figura 43:

Figura 43. Período con heladas al año

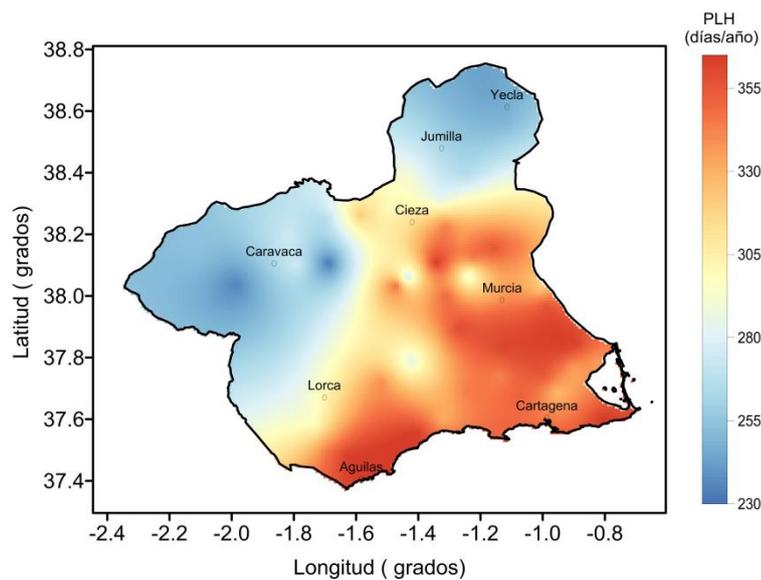


Elaboración propia

#### 4.7.9. Período libre de heladas (PLH)

El mapa contrario al del PCH es el del Período Libre de Heladas ( PLH):

Figura 44. Período Libre de Heladas



Elaboración propia

**4.7.10. Periodo de retorno de heladas catastróficas**

Comenzamos con la tabla que expresa los períodos de retorno, en años, para heladas Moderadas, Severas y Muy Severas, acorde con la clasificación de Da Motta (1961) y calculadas por el método de Weibull. Los huecos en blanco corresponden a estaciones en las cuales no se han producido durante período de estudio (2000-2019) heladas de esas magnitudes.

*Tabla 14. Período de retorno de heladas según intensidad*

EST.	Tmin 00-19 (°C)	Período retorno <-4°C (años) Helada Fuerte	Período retorno <-8°C (años) Helada Severa	Período retorno <-10°C (años) Helada Muy Severa
AL31	-5.97	10.5		
AL41	-8	1.8		
AL62	-1.06			
CA12	-2.56			
CA21	-2.66			
CA42	-4.57	21.0		
CA52	-1.57			
CA73	-2.34			
CA91	-3.2			
CI22	-5.4	21.0		
CI32	-4.73	21.0		
CI42	-7.6	1.9		
CI52	-10.1	1.2	21.0	21.0
CI71	-8.65	1.3	21.0	
CR12	-12.3	1.1	3.5	10.5
CR32	-12.2	1.1	2.1	4.2
CR42	-8.97	1.5	21.0	
CR52	-8.7	1.6	21.0	
CR61	-8.9	1.4	21.0	
JU12	-7.3	1.6		

<b>EST.</b>	<b>Tmin 00-19 (°C)</b>	<b>Período retorno &lt;-4°C (años) Helada Fuerte</b>	<b>Período retorno &lt;-8°C (años) Helada Severa</b>	<b>Período retorno &lt;-10°C (años) Helada Muy Severa</b>
JU42	-16.9	1.1	5.3	10.5
JU52	-17.9	1.1	7.0	10.5
JU71	-9.6	1.2	10.5	
JU81	-9	1.4	21.0	
LO11	-8.01	5.3	21.0	
LO21	-4.77	21.0		
LO31	-0.5			
LO41	-9.36	1.3	7.0	
LO51	-4			
LO61	-7.5	3.0		
ML12	-6.8	2.3		
ML21	-4.8	21.0		
MO12	-2.76			
MO22	-3.3			
MO31	-8.5	1.9	21.0	
MO41	-4.6	10.5		
MO51	-4.31	21.0		
MO62	-5.42	10.5		
MU21	-3.47			
MU31	-1.61			
MU52	-1.95			
MU62	-3.33			
TP22	-3.3			
TP42	-3.6			
TP52	-2.4			
TP73	-2.2			
TP91	-2.66			

A continuación, presentamos la tabla con los períodos de retorno en función de la duración de las heladas. En la segunda columna está recogida el valor de la helada histórica (2000-2019) de máxima duración.

Tabla 15. Período de retorno de heladas según duración

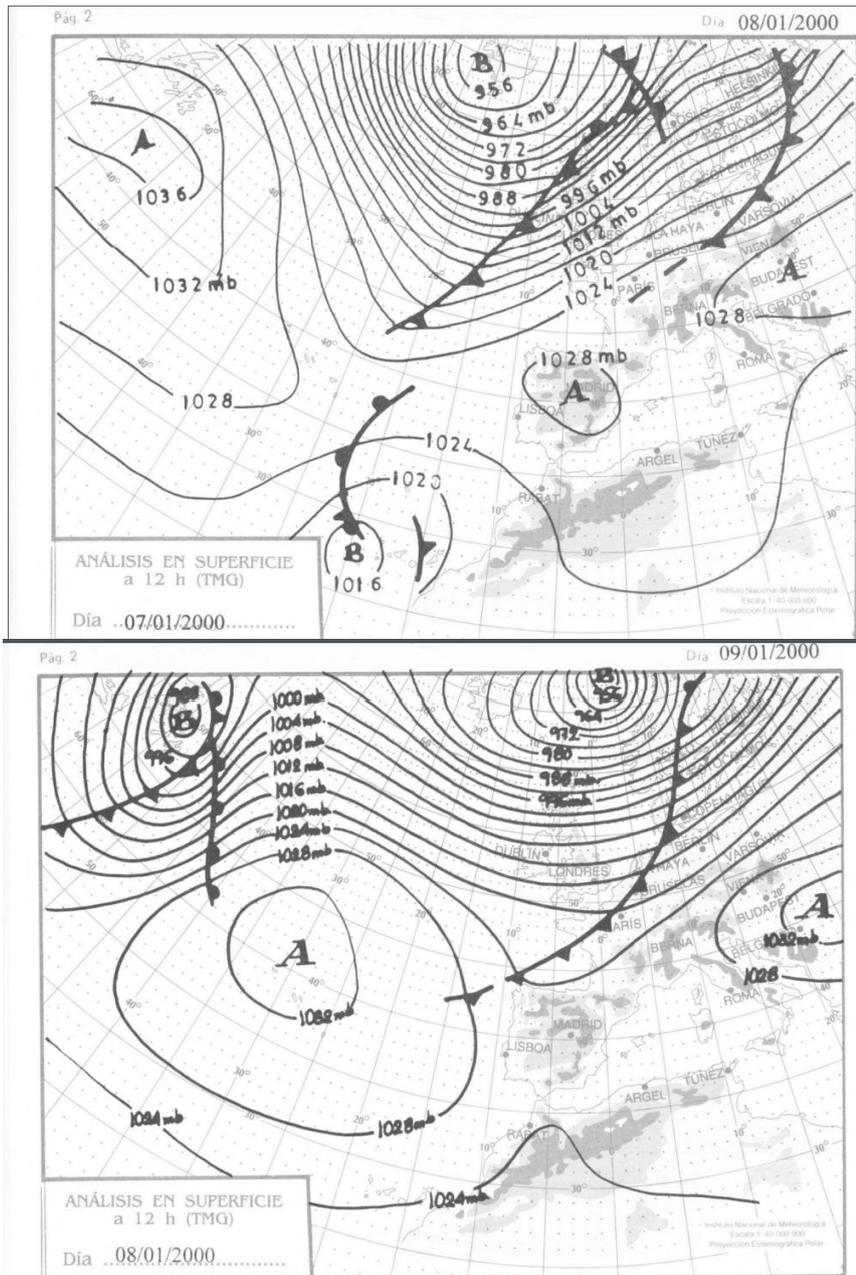
EST.	Duración máxima (horas) 00-19	Período retorno >8 horas (años)	Período retorno >12 horas (años)	Período retorno >18 horas (años)	Período retorno >24 horas (años)
AL31	14	3.5	21.0		
AL41	13	1.6	21.0		
AL62	3				
CA12	3				
CA21	9	21.0			
CA42	11	21.0			
CA52	6				
CA73	0				
CA91	12	10.5			
CI22	11	10.5			
CI32	16	3.5	10.5		
CI42	16	1.5	5.3		
CI52	16	1.1	2.3		
CI71	10	10.5			
CR12	24	1.1	1.2	3.0	4.2
CR32	23	1.1	1.2	21.0	
CR42	22	1.3	2.1	21.0	
CR52	20	1.3	3.0	21.0	
CR61	24	1.1	1.2	1.6	2.3
JU12	20	1.3	3.0	21.0	
JU42	24	1.1	1.2	5.3	10.5
JU52	24	1.1	1.6	21.0	21.0
JU71	17	1.2	3.5		

<b>EST.</b>	<b>Duración máxima (horas) 00-19</b>	<b>Período retorno &gt;8 horas (años)</b>	<b>Período retorno &gt;12 horas (años)</b>	<b>Período retorno &gt;18 horas (años)</b>	<b>Período retorno &gt;24 horas (años)</b>
JU81	17	1.2	3.5		
LO11	15	2.6	21.0		
LO21	14	7.0	21.0		
LO31	4				
LO41	23	1.2	1.6	10.5	
LO51	9	21.0			
LO61	13	1.8	21.0		
ML12	14	1.5	7.0		
ML21	11	21.0			
MO12	10	21.0			
MO22	11	21.0			
MO31	12	1.4			
MO41	11	21.0			
MO51	12	21.0			
MO62	0				
MU21	14	7.0	21.0		
MU31	6				
MU52	2				
MU62	9	10.5			
TP22	7				
TP42	10	10.5			
TP52	7				
TP73	7				
TP91	7				

4.7.11. Situaciones sinópticas relevantes

Los días 7, 8 y 9 de enero de 2000 se produjeron heladas de radiación.

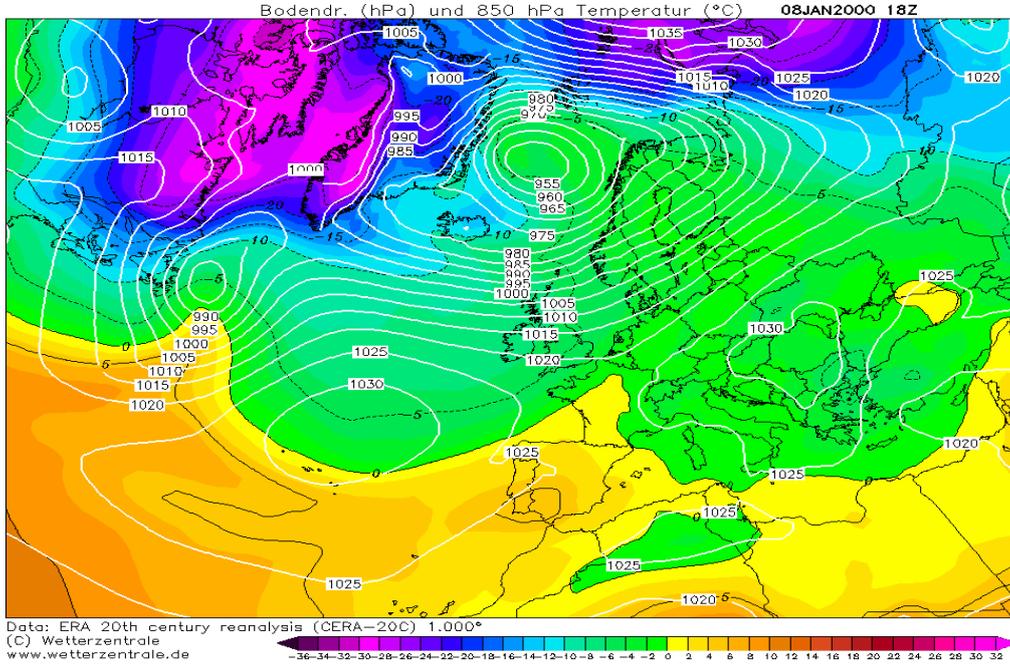
Figura 45. Situación sinóptica en superficie de los días 7 y 8 de enero de 2000. Fuente: AEMET.



Fuente:

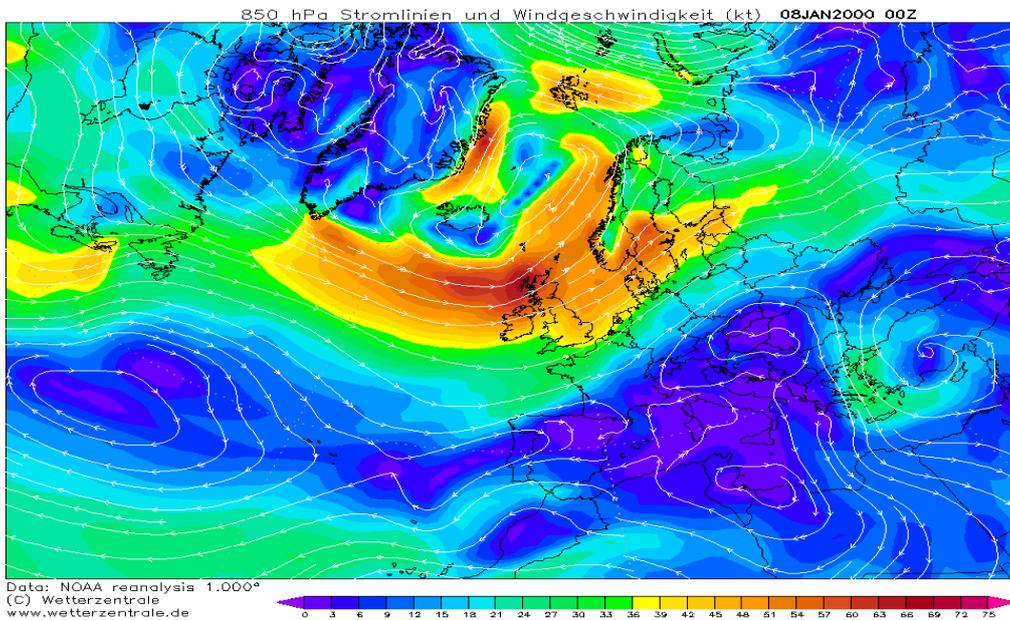
AEMET

Figura 47. Mapa de temperatura a 850 hPa del día 8 de enero de 2000.



Fuente: Wetterzentrale.

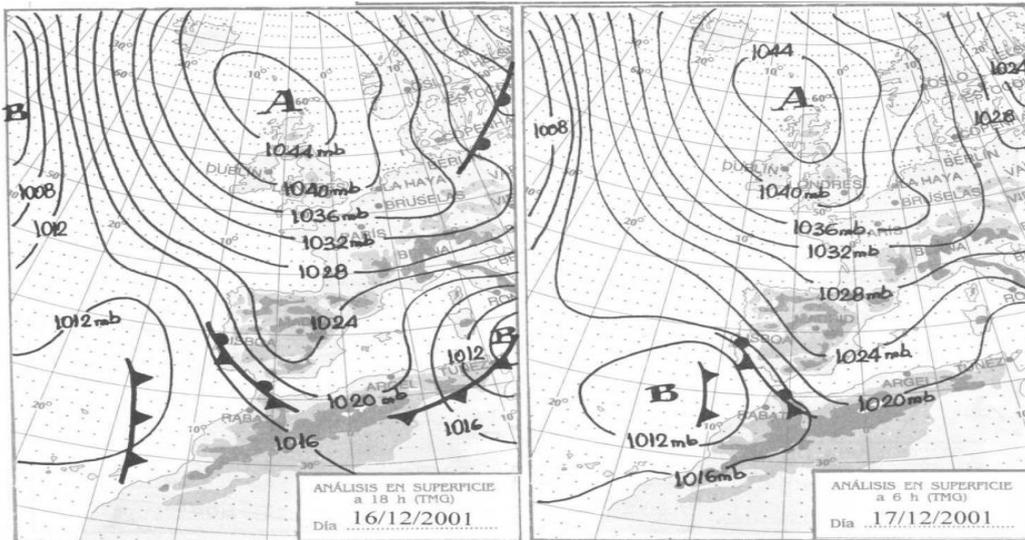
Figura 46. Mapa de velocidad del viento a 850 hPa del día 8 de enero de 2000.



Fuente: Wetterzentrale.

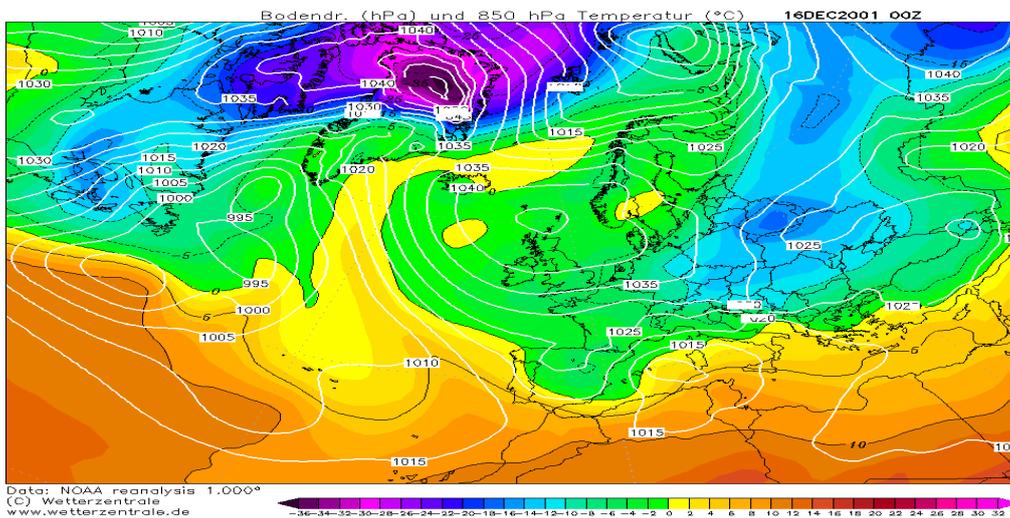
Los días 16 y 17 de diciembre de 2001, en la RM se registraron temperaturas más bajas de lo normal. La situación sinóptica era la siguiente:

Figura 48. Situación sinóptica de la atmósfera los días 16 y 17 de diciembre de 2001.



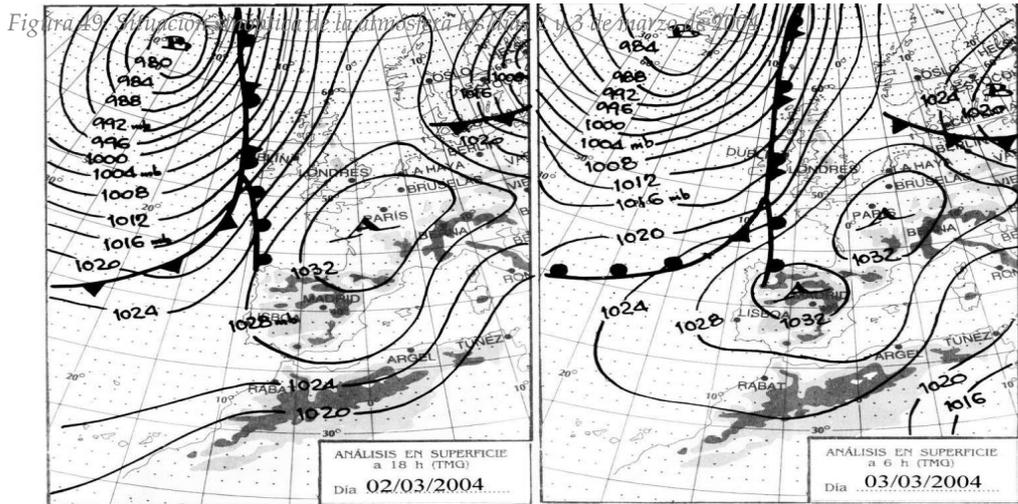
Fuente: AEMET

Figura 48. Mapa de temperatura a 850 hPa del día 16 de diciembre de 2001.



Fuente: Wetterzentrale

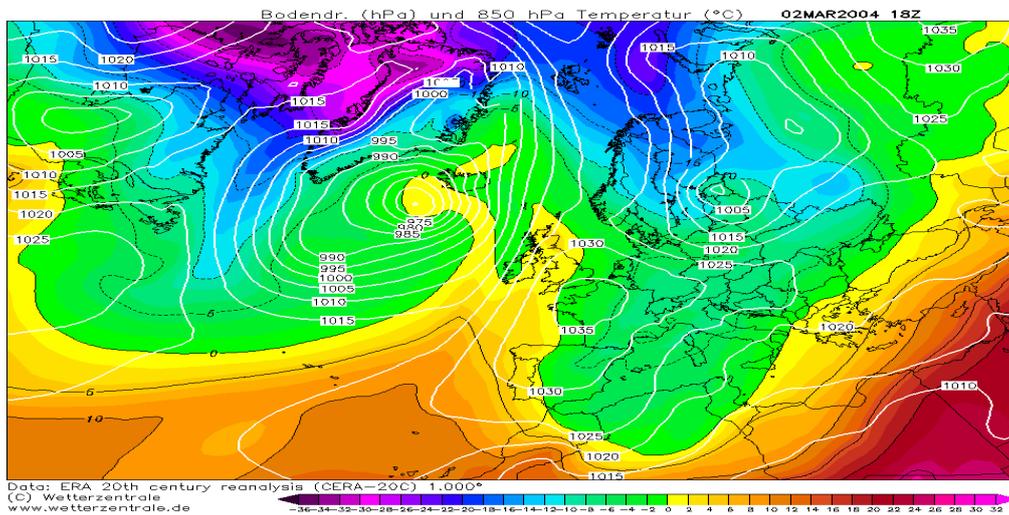
Las heladas del 2 y 3 de marzo de 2004 se caracterizaron por la siguiente situación sinóptica que será comentada, como todas las situaciones aquí expuestas, en el capítulo V de esta Tesis Doctoral:



Ministerio de Medio Ambiente

Fuente: AEMET

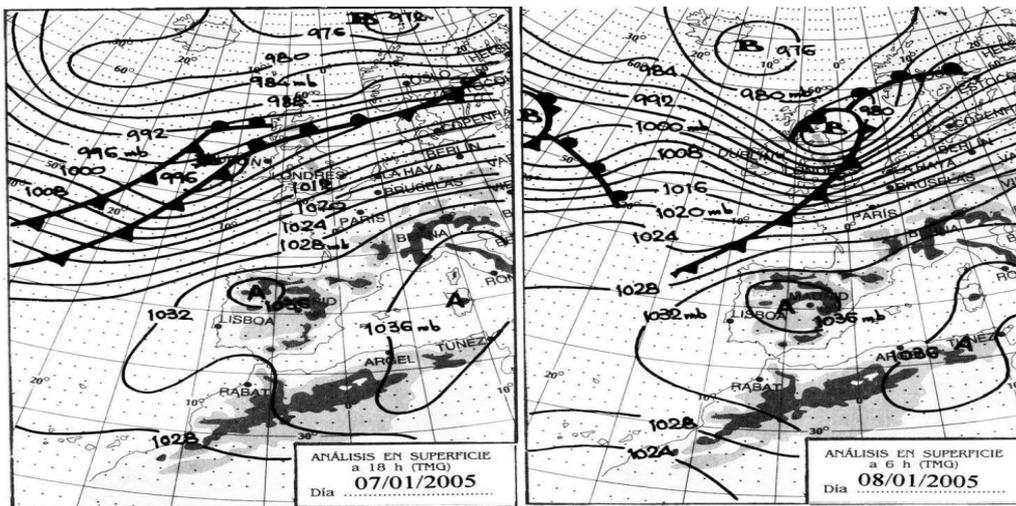
Figura 50. Mapa de temperatura a 850 hPa del día 2 de marzo de 2004



Fuente: Wetterzentrale

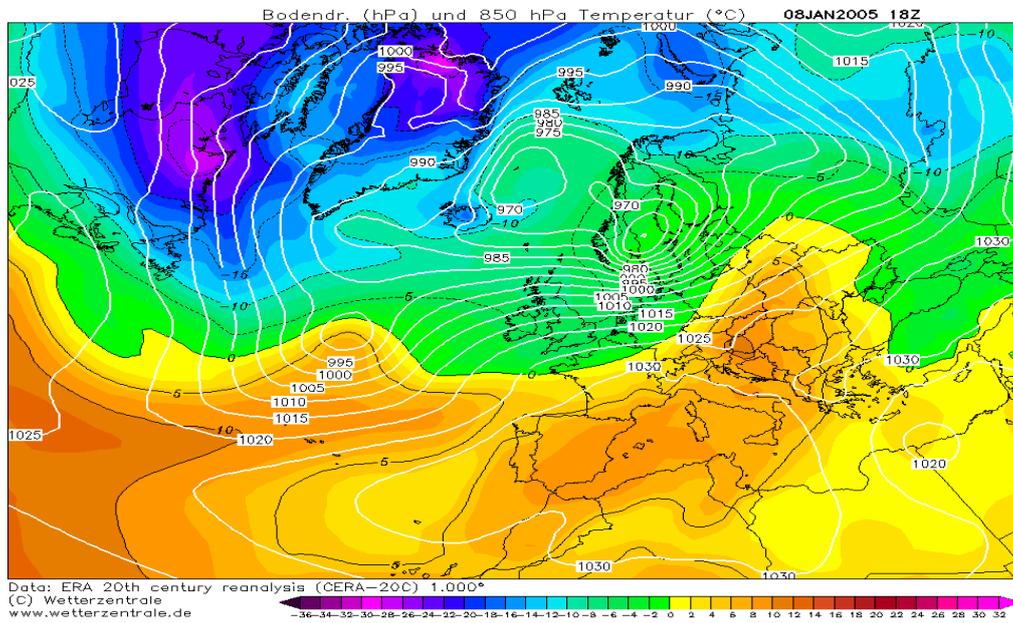
El año 2005 estuvo caracterizado por tener varios episodios fríos relevantes y de interés para su estudio.

Figura 51. Situación sinóptica de la atmósfera los días 7 y 8 de enero de 2005.



Fuente: AEMET

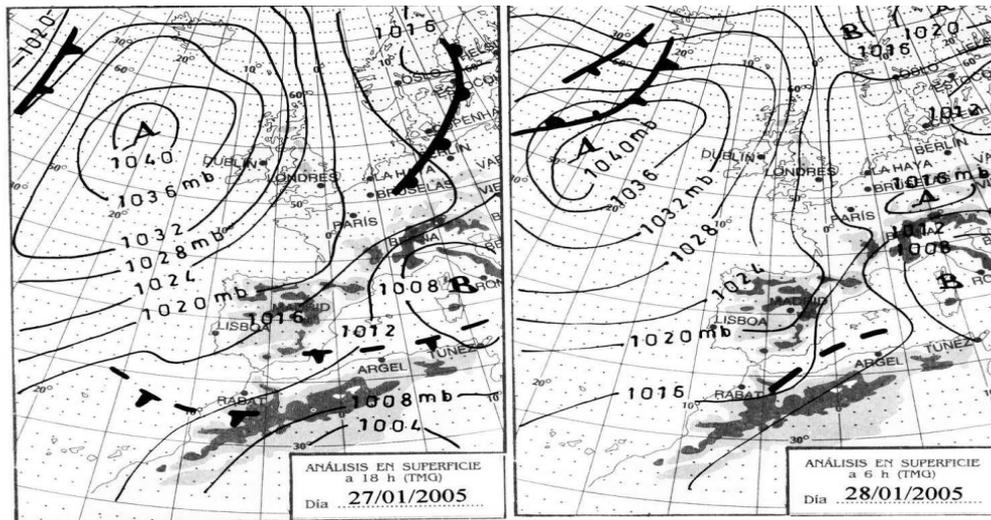
Figura 52. Mapa de temperatura a 850 hPa del día 8 de enero de 2005.



Fuente: Wetterzentrale

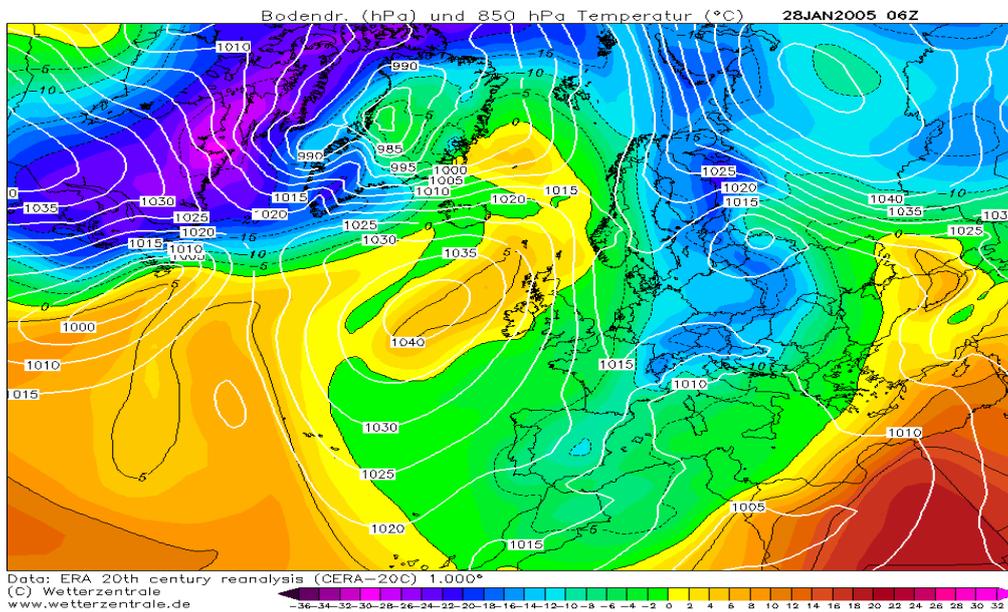
Merece especial atención el episodio del 25 de enero al 2 de febrero, siendo el día más frío el 28 de enero. La situación sinóptica fue la siguiente:

Figura 53. Situación sinóptica de la atmósfera los días 27 y 28 de enero de 2005.



Fuente: AEMET

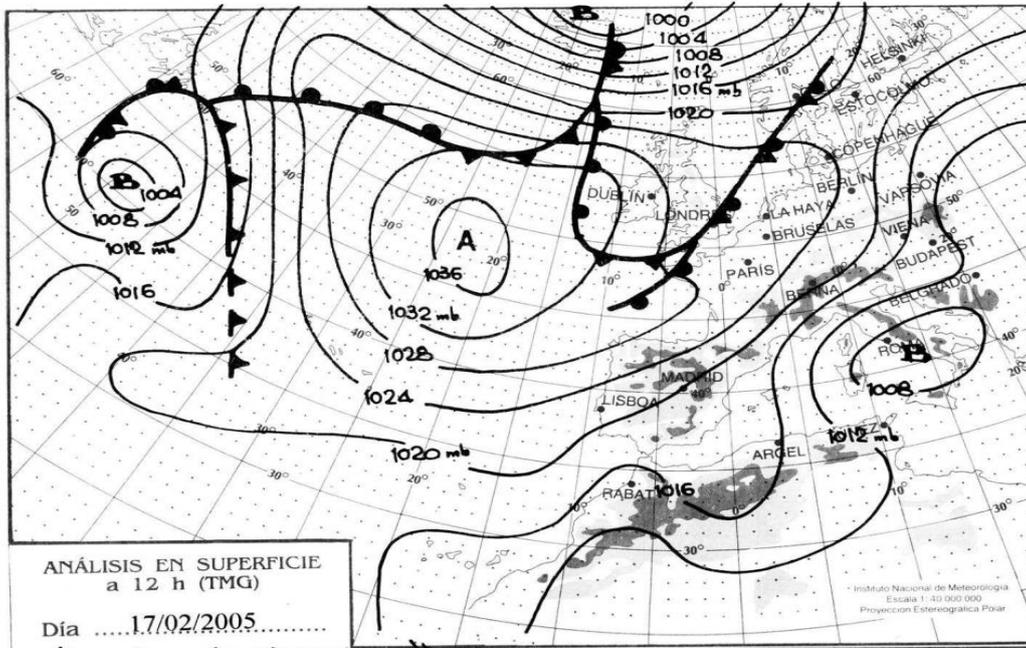
Figura 54. Mapa de temperatura a 850 hPa del día 28 de enero de 2005.



Fuente: Wetterzentrale

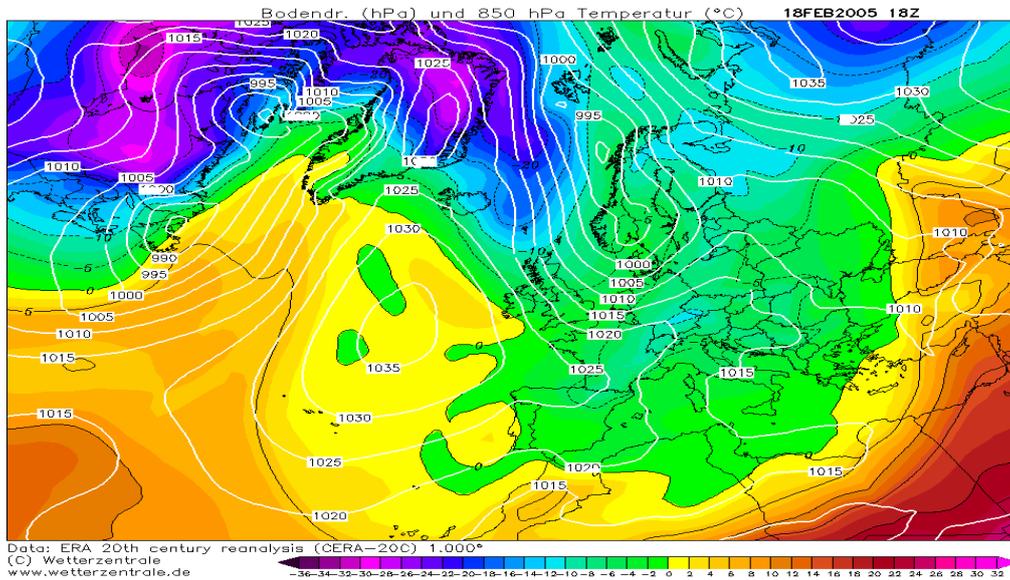
El tercero de los episodios de frío del año 2005 comenzó el día 17 de febrero.

Figura 55. Situación sinóptica de la atmósfera el 17 de febrero de 2005



Fuente: AEMET

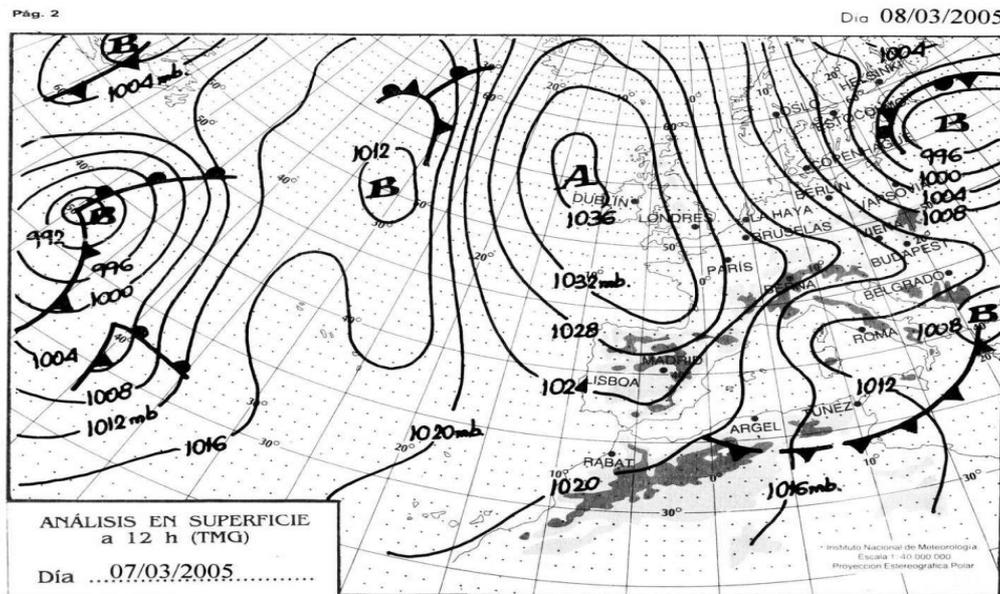
Figura 56. Mapa de temperatura a 850 hPa el día 18 de febrero de 2005



Fuente: Wetterzentrale

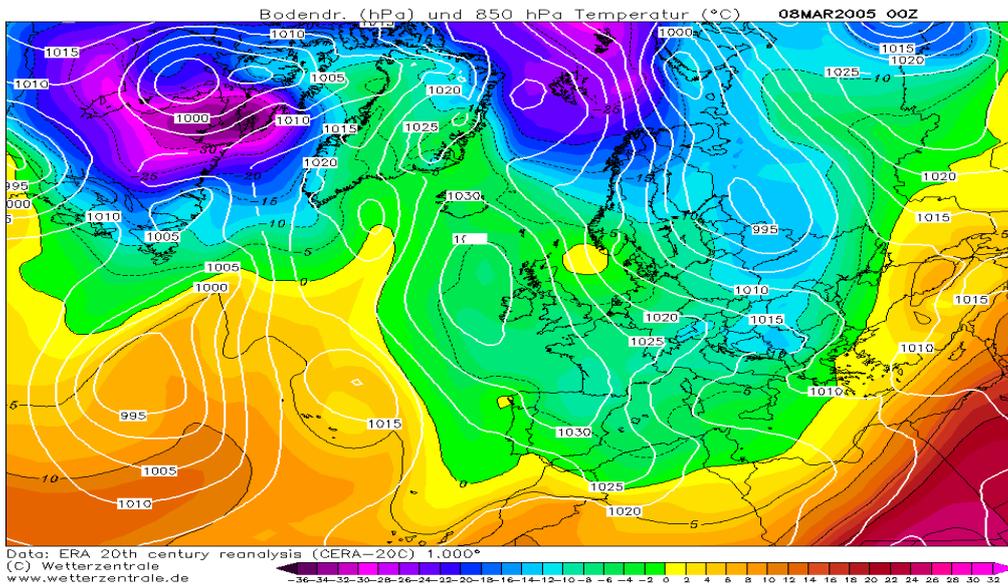
Del 7 al 10 de marzo de 2005, la Región de Murcia vivió el cuarto episodio de frío, éste más peligroso por ser en el mes de marzo.

Figura 58. Situación sinóptica de la atmósfera el 7 de marzo de 2005.



Fuente: AEMET

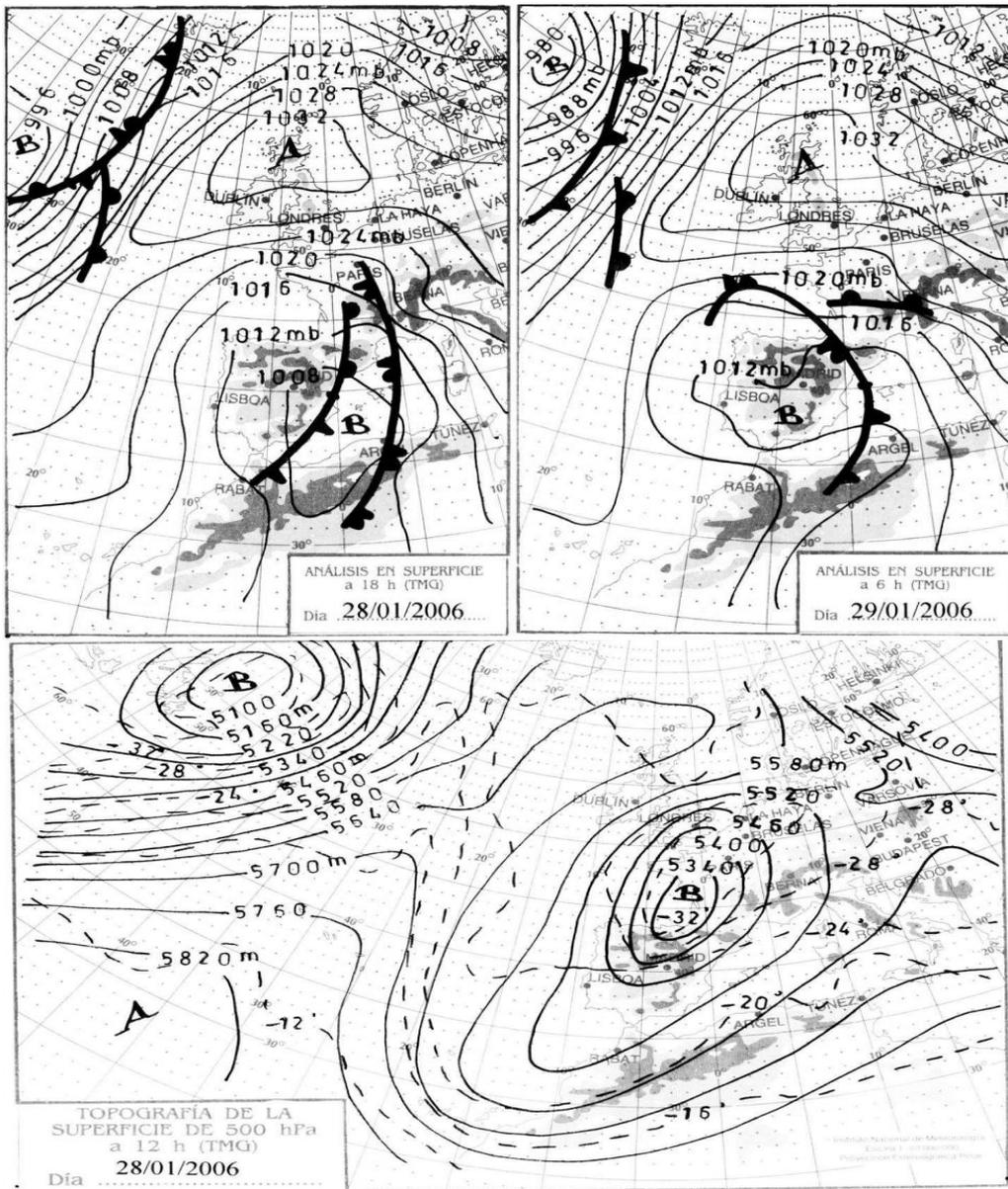
Figura 57. Mapa de temperatura a 850 hPa el día 7 de marzo de 2005.



Fuente: Wetterzentrale

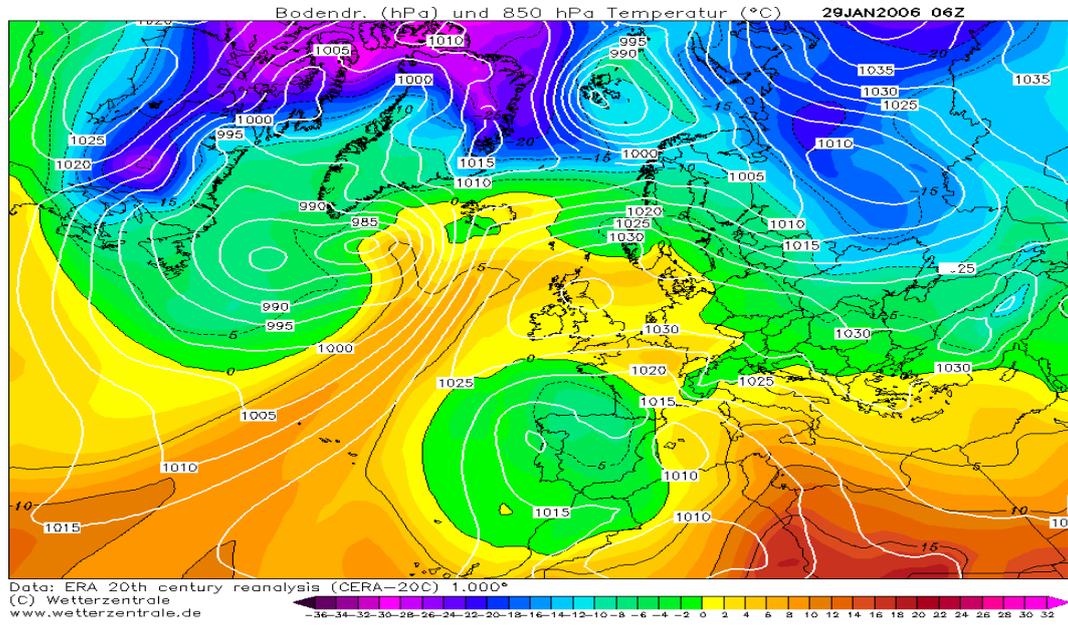
El 29 de enero de 2006 se registraron las temperaturas más bajas de todo el período de estudio. Se alcanzaron los  $-17.83^{\circ}\text{C}$  en la estación JU52, en el Altiplano. La situación sinóptica que nos encontramos esos días fue la que sigue:

Figura 59. Situación sinóptica de la atmósfera los días 28 y 29 de enero de 2006.



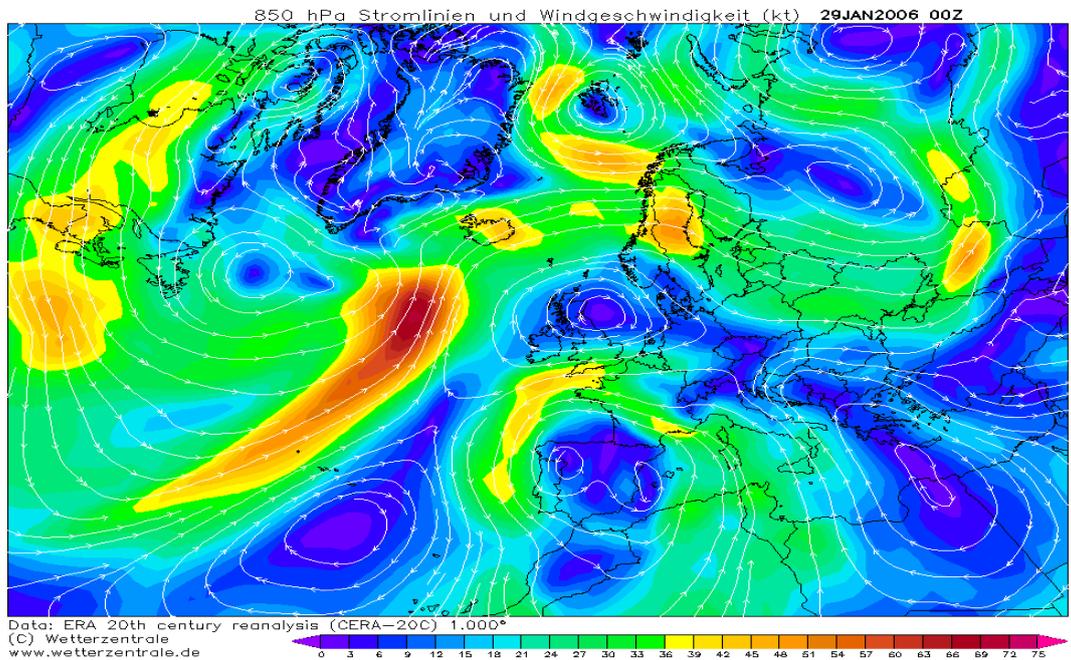
Fuente: AEMET

Figura 61. Mapa de temperatura a 850 hPa el 29 de enero de 2006.



Fuente: Wetterzentrale

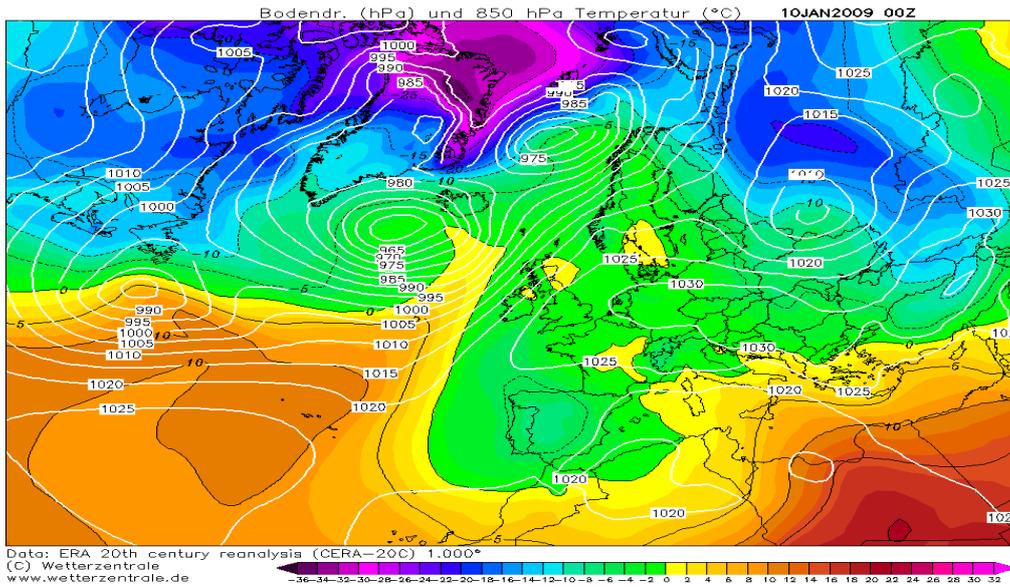
Figura 60. Mapa de velocidad del viento a 850 hPa el 29 de enero de 2006.



Fuente: Wetterzentrale

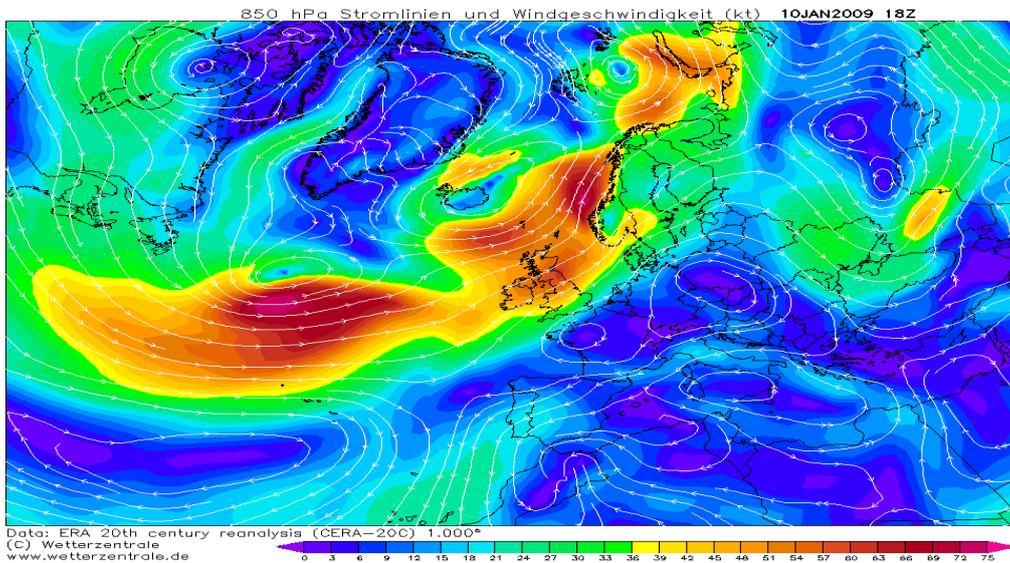
Los mapas sinópticos, que emitía el INM todos los días, dejaron de publicarse el 31 de diciembre de 2007 y, a partir de esa fecha, no se dispone de mapas sinópticos gratuitos.

Figura 62. Mapa de temperatura a 850 hPa el 10 de enero de 2009.



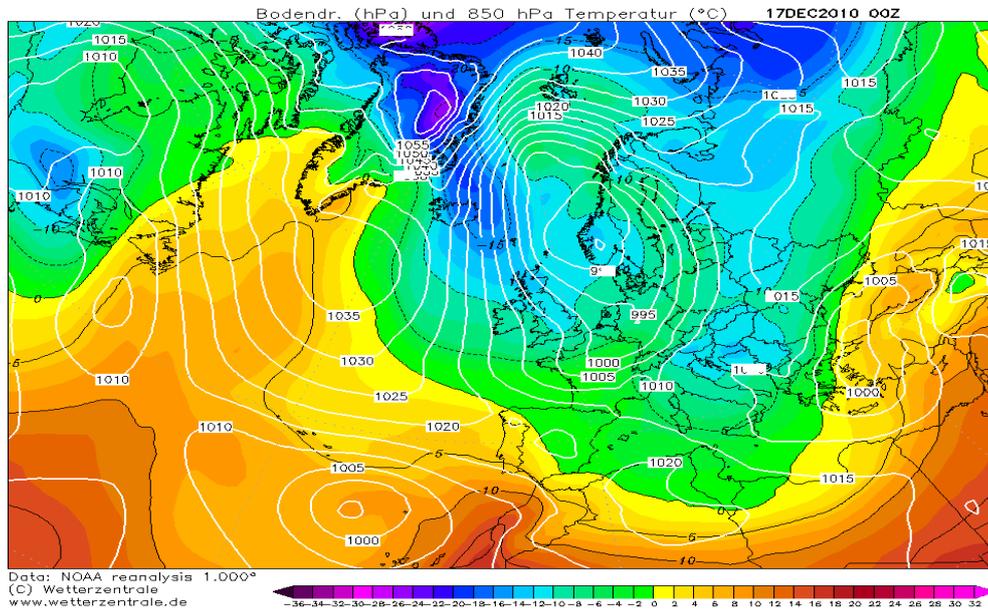
Fuente: Wetterzentrale

Figura 63. Mapa de velocidad del viento a 850 hPa el día 10 de enero de 2009.



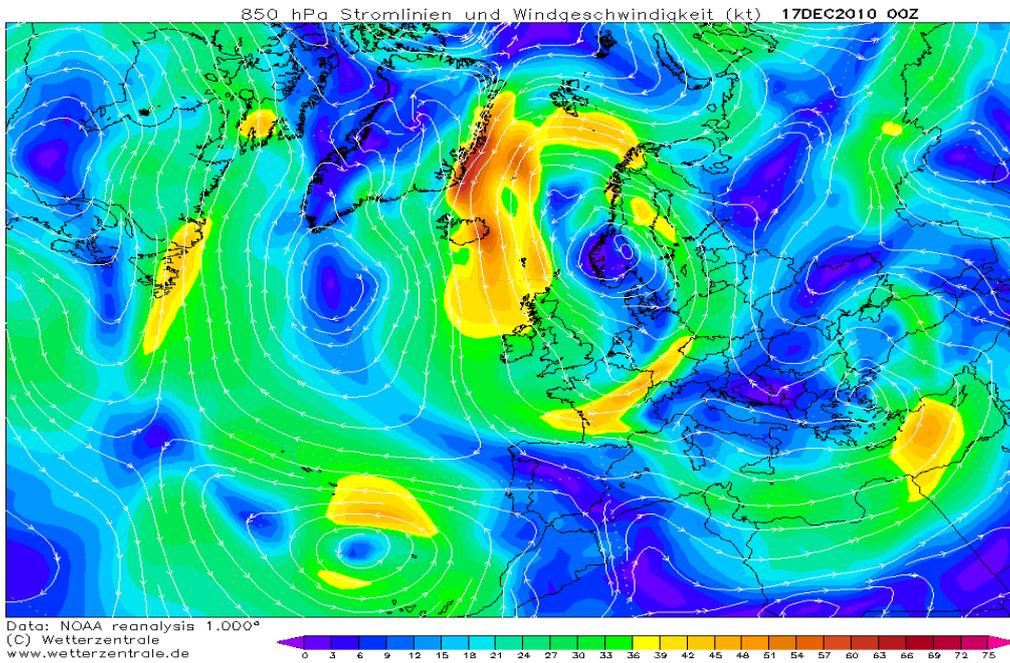
Fuente: Wetterzentrale

Figura 65. Mapa de temperatura a 850 hPa el día 17 de diciembre de 2010.



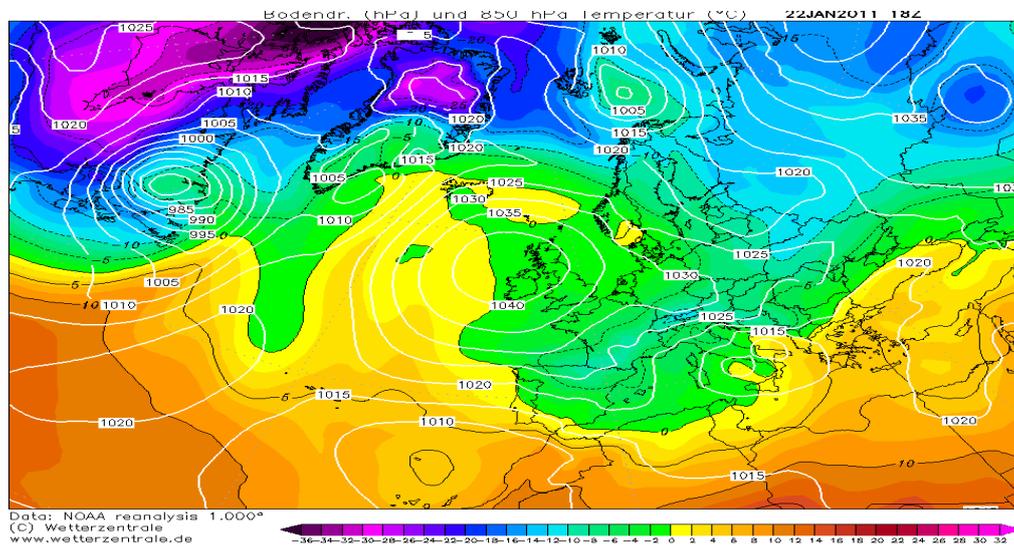
Fuente: Wetterzentrale

Figura 64. Velocidad del viento a 850 hPa el día 17 de diciembre de 2010.



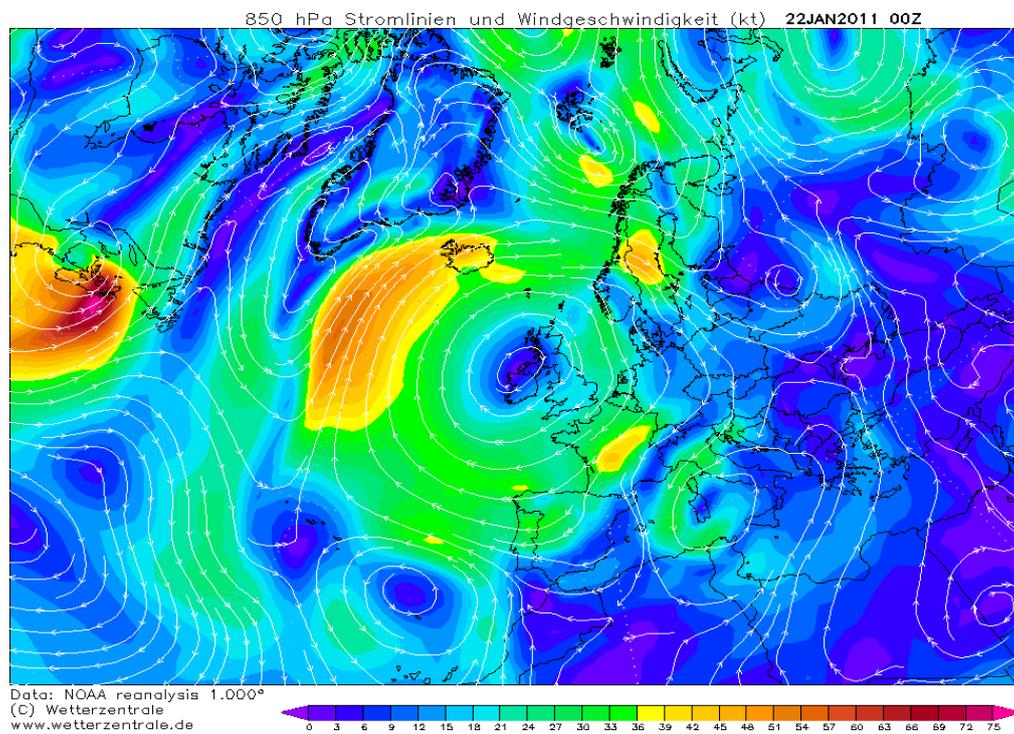
Fuente: Wetterzentrale

Figura 66. Mapa de temperatura a 850 hPa el día 22 de enero de 2011.



Fuente: Wetterzentrale

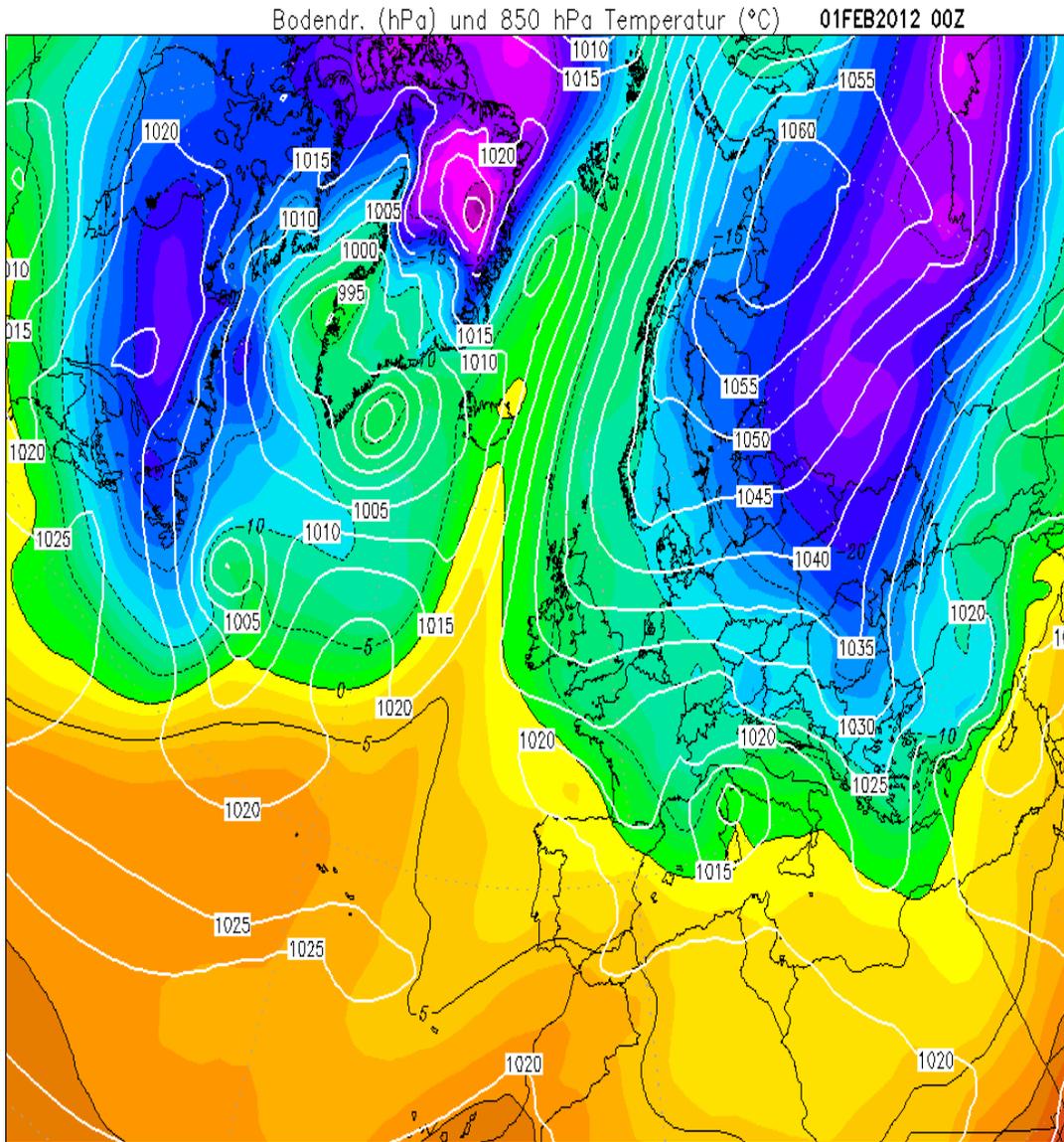
Figura 67. Velocidad del viento a 850 hPa el día 22 de enero de 2011.



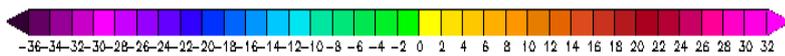
Fuente: Wetterzentrale

Uno de los episodios de frío más interesantes del período de estudio 2000-2019 es el de febrero de 2012. Veamos también las situaciones sinópticas creadas.

Figura 68. Situación sinóptica de la atmósfera del 1 de febrero de 2012 previa a la Ola de Frío



Data: NOAA reanalysis 1.000°  
 (C) Wetterzentrale  
 www.wetterzentrale.de



Fuente: Wetterzentrale

Figura 69. Temperatura del aire a 850 hPa el 12 de febrero de 2012.

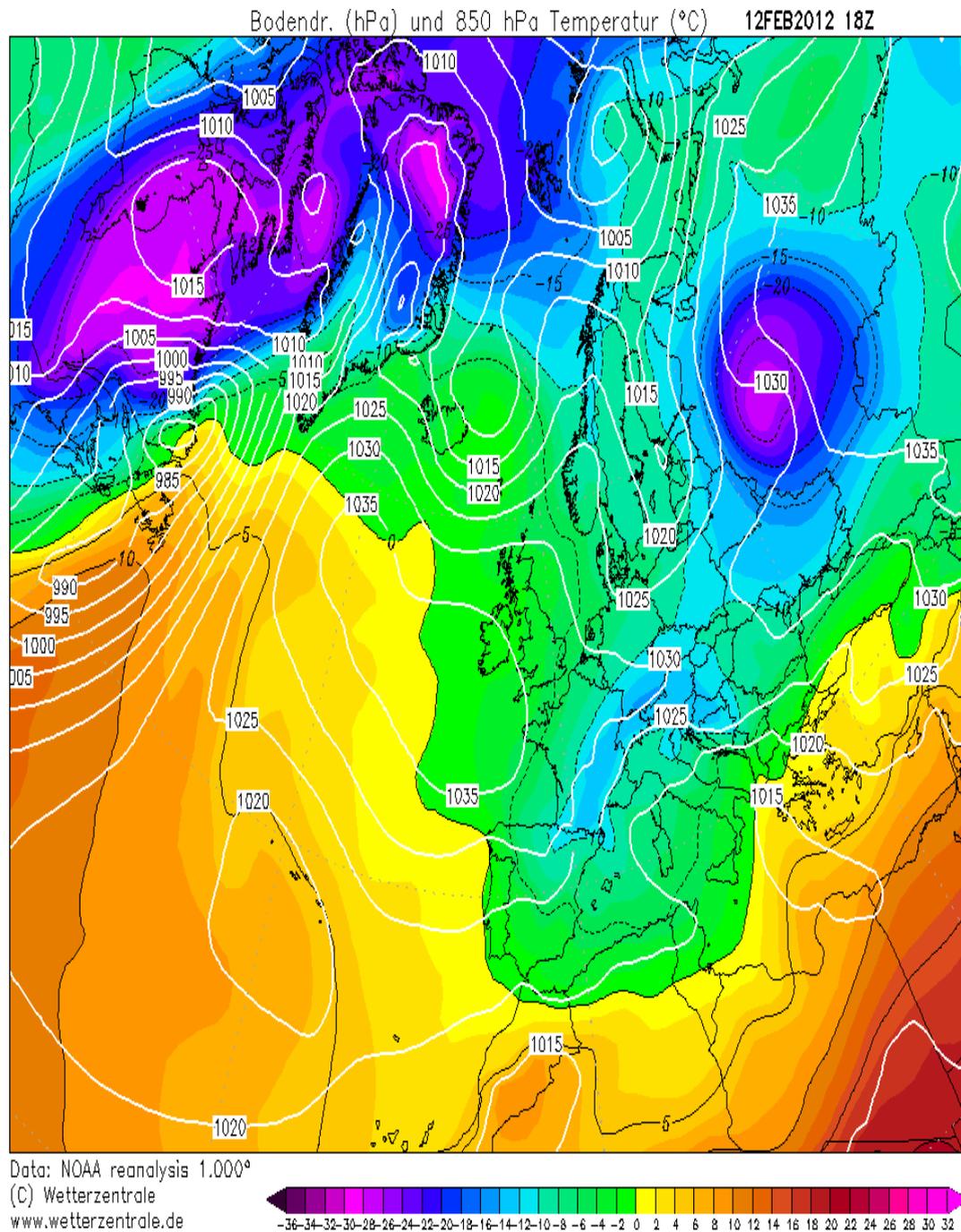
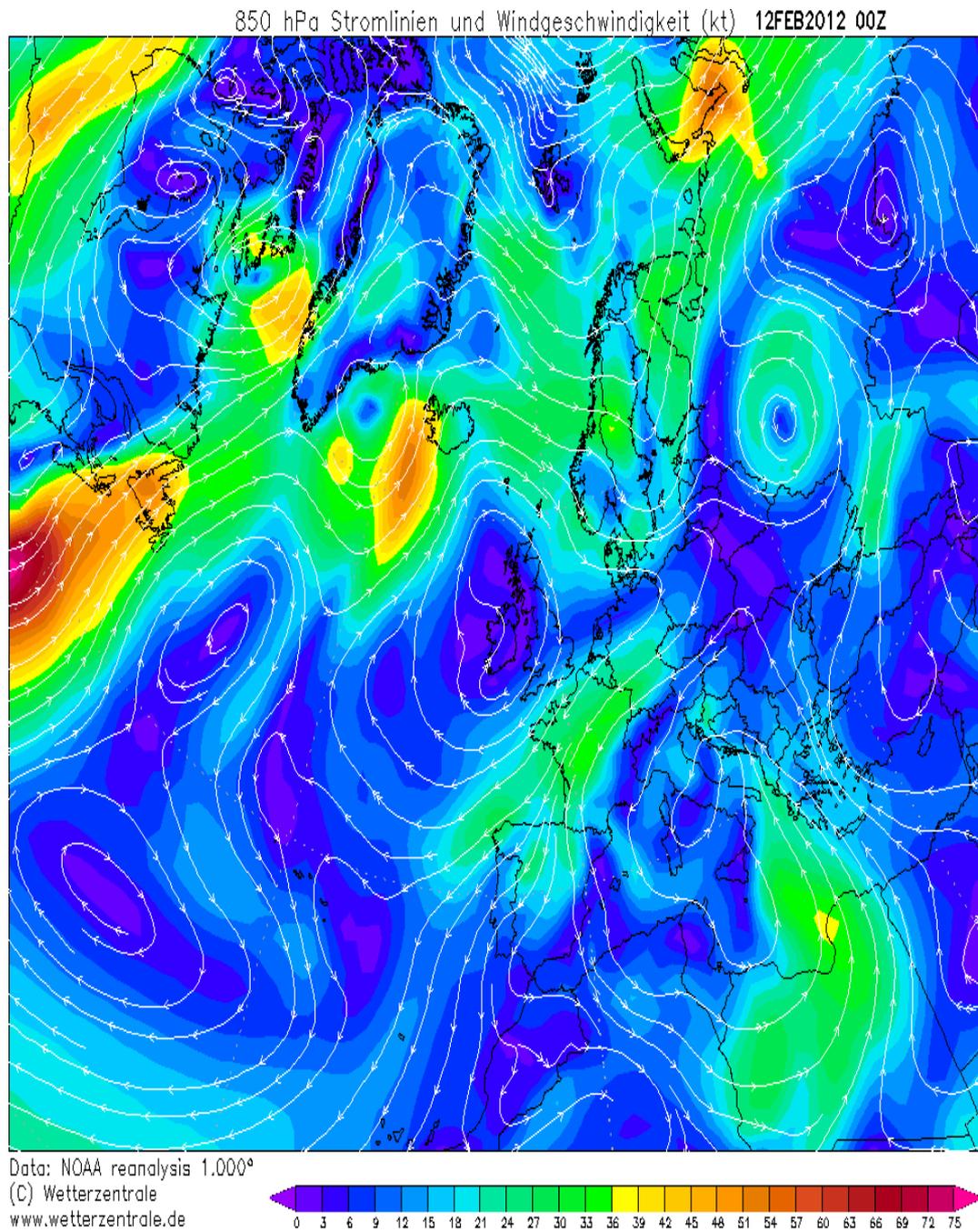
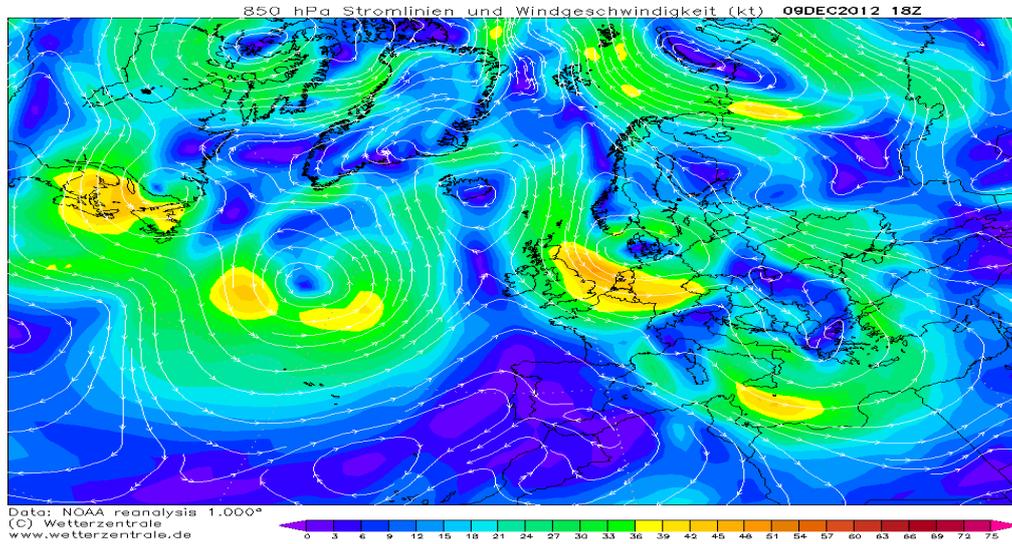


Figura 70. Velocidad del viento a 850 hPa el día 12 de febrero de 2012.



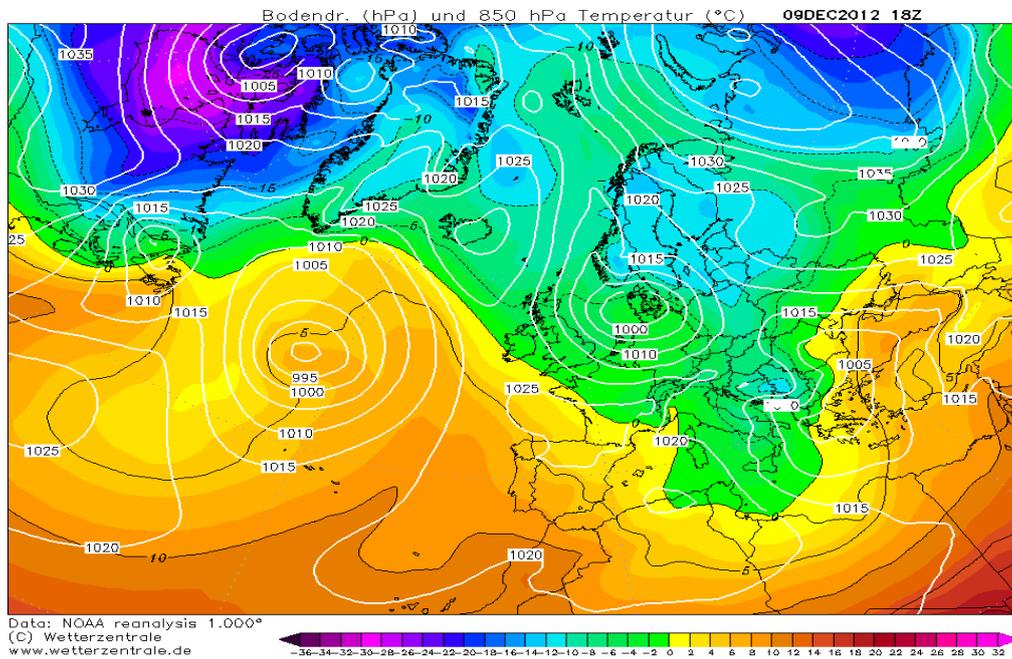
A continuación la situación atmosférica del 9 de diciembre de 2012:

Figura 71. Velocidad del viento a 850 hPa el 9 de diciembre de 2012.



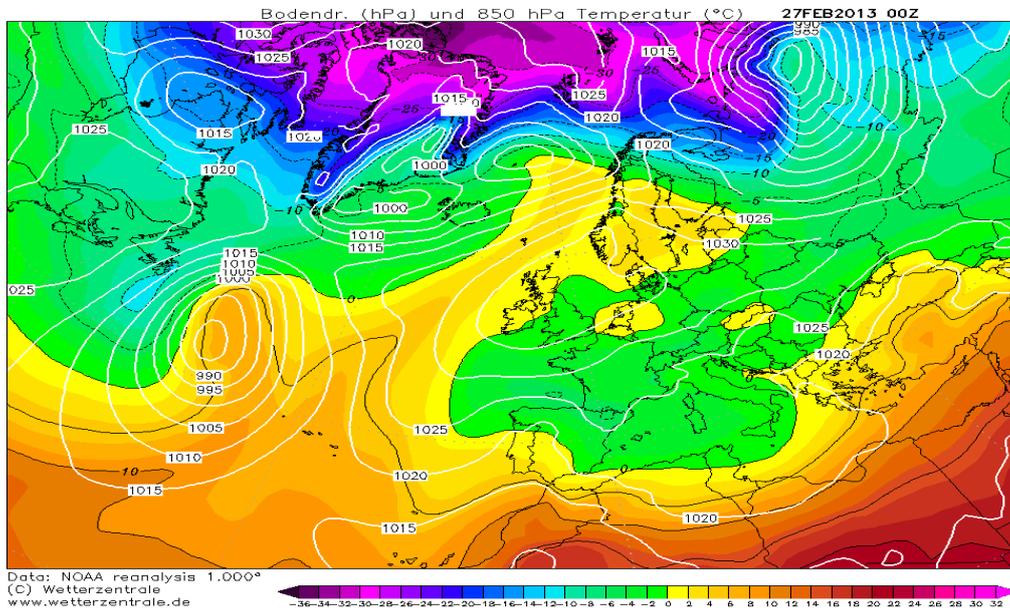
Fuente: Wetterzentrale

Figura 72. Temperatura del aire a 850 hPa el día 9 de diciembre de 2012.



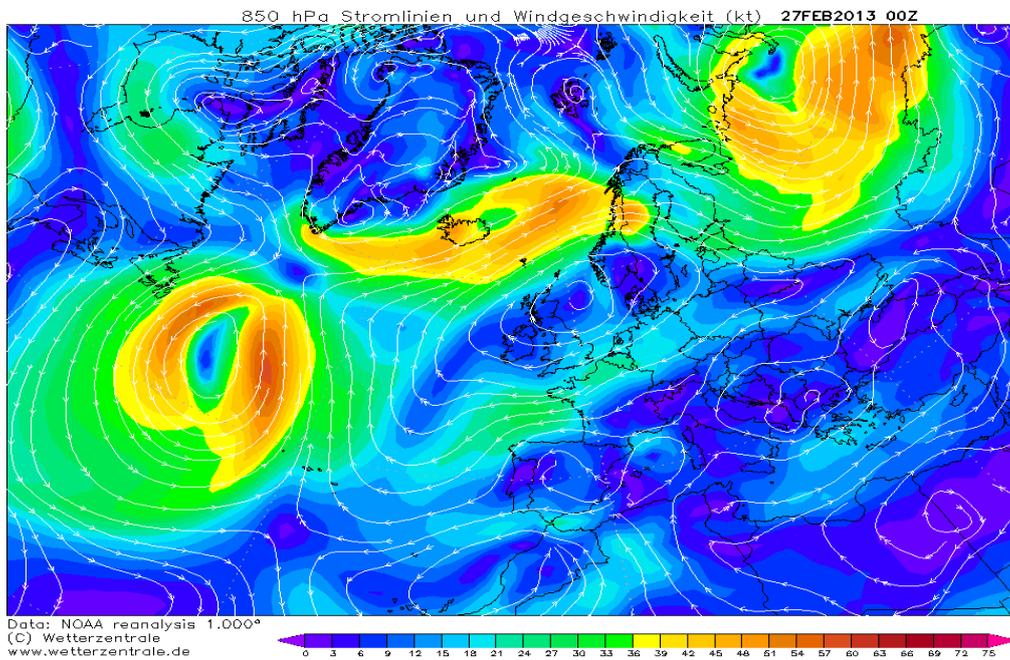
Fuente: Wetterzentrale

Figura 74. Temperatura del aire a 850 hPa el día 27 de febrero de 2013.



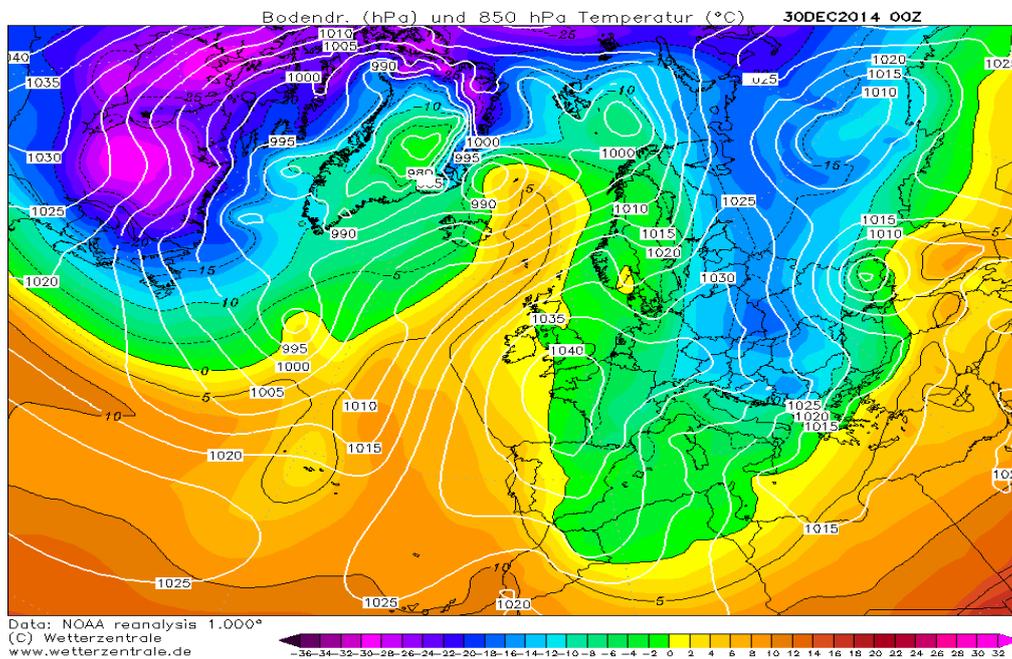
Fuente: Wetterzentrale

Figura 73. Velocidad del viento a 850 hPa el 27 de febrero de 2013.



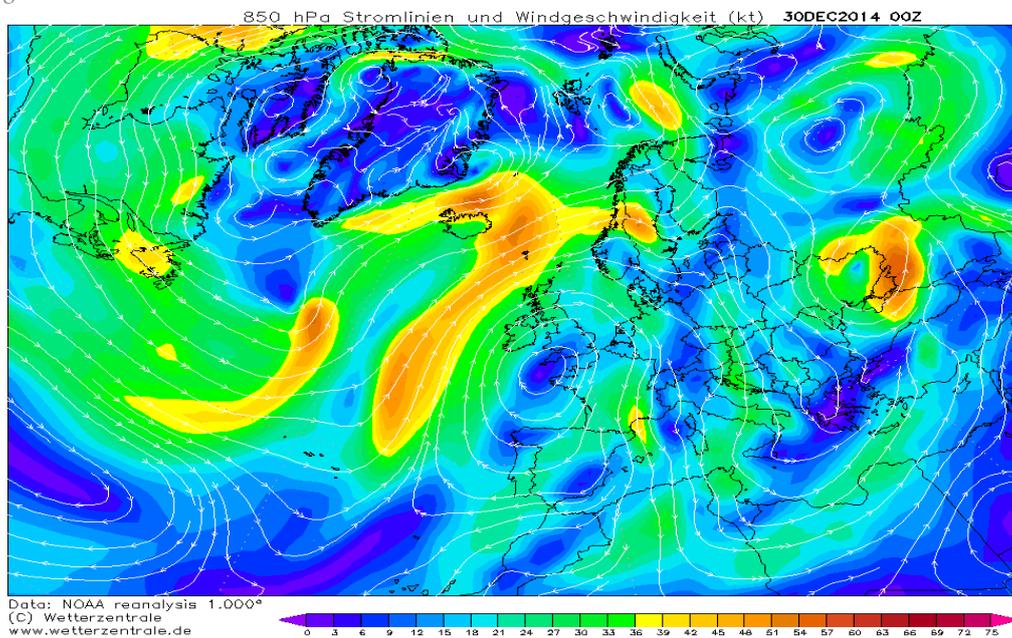
Fuente: Wetterzentrale

Figura 76. Temperatura del aire a 850 hPa el día 30 de diciembre de 2014.



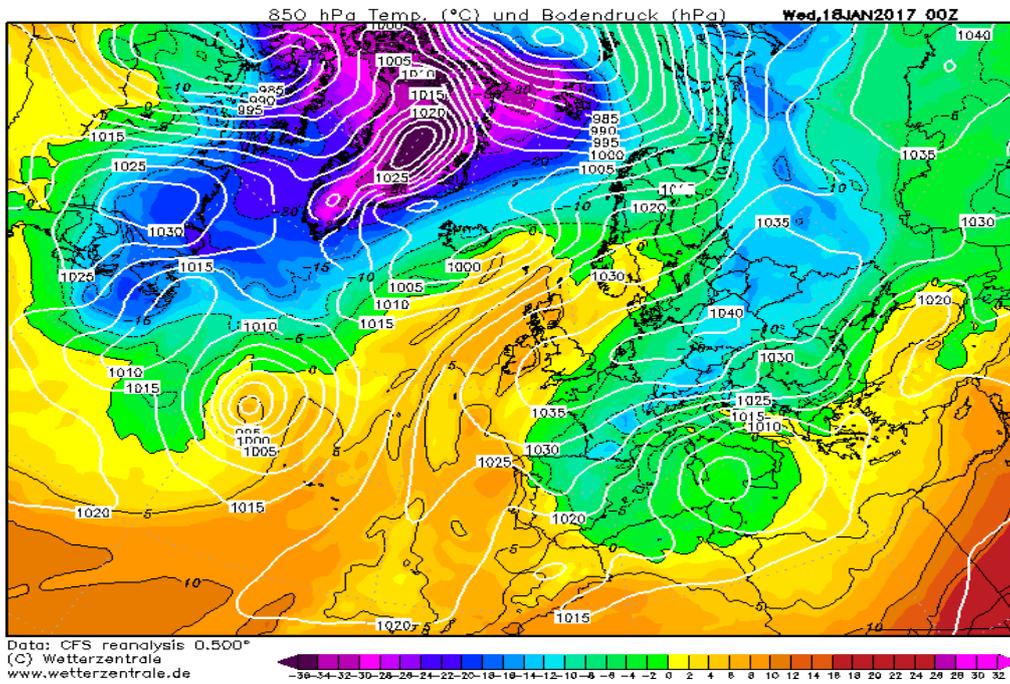
Fuente: Wetterzentrale

Figura 75. Velocidad del viento a 850 hPa el día 30 de diciembre de 2014.



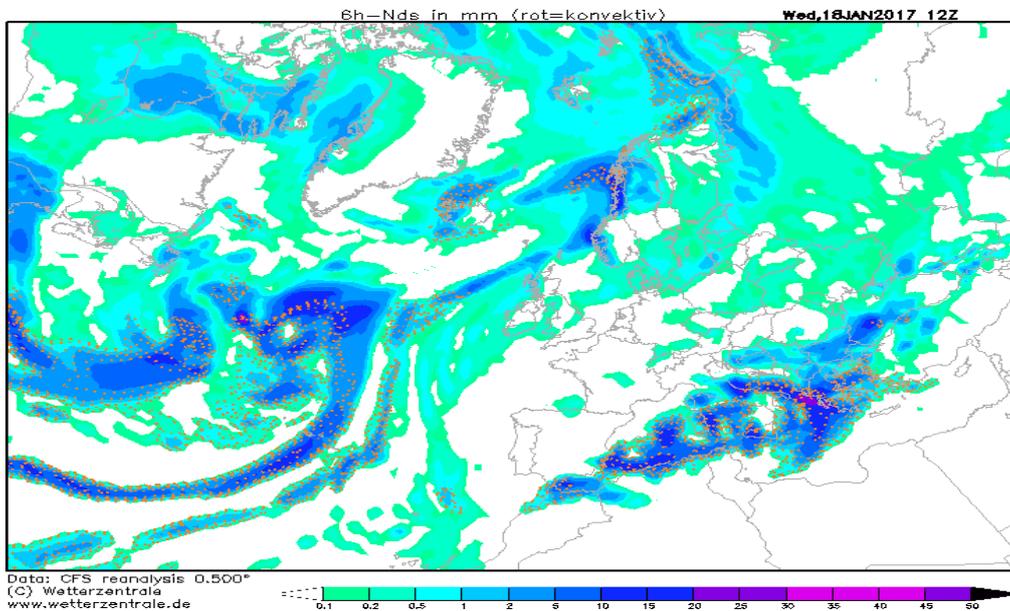
Fuente: Wetterzentrale

Figura 77. Temperatura del aire a 850 hPa el día de la nevada en Murcia, el 18 de enero de 2017.



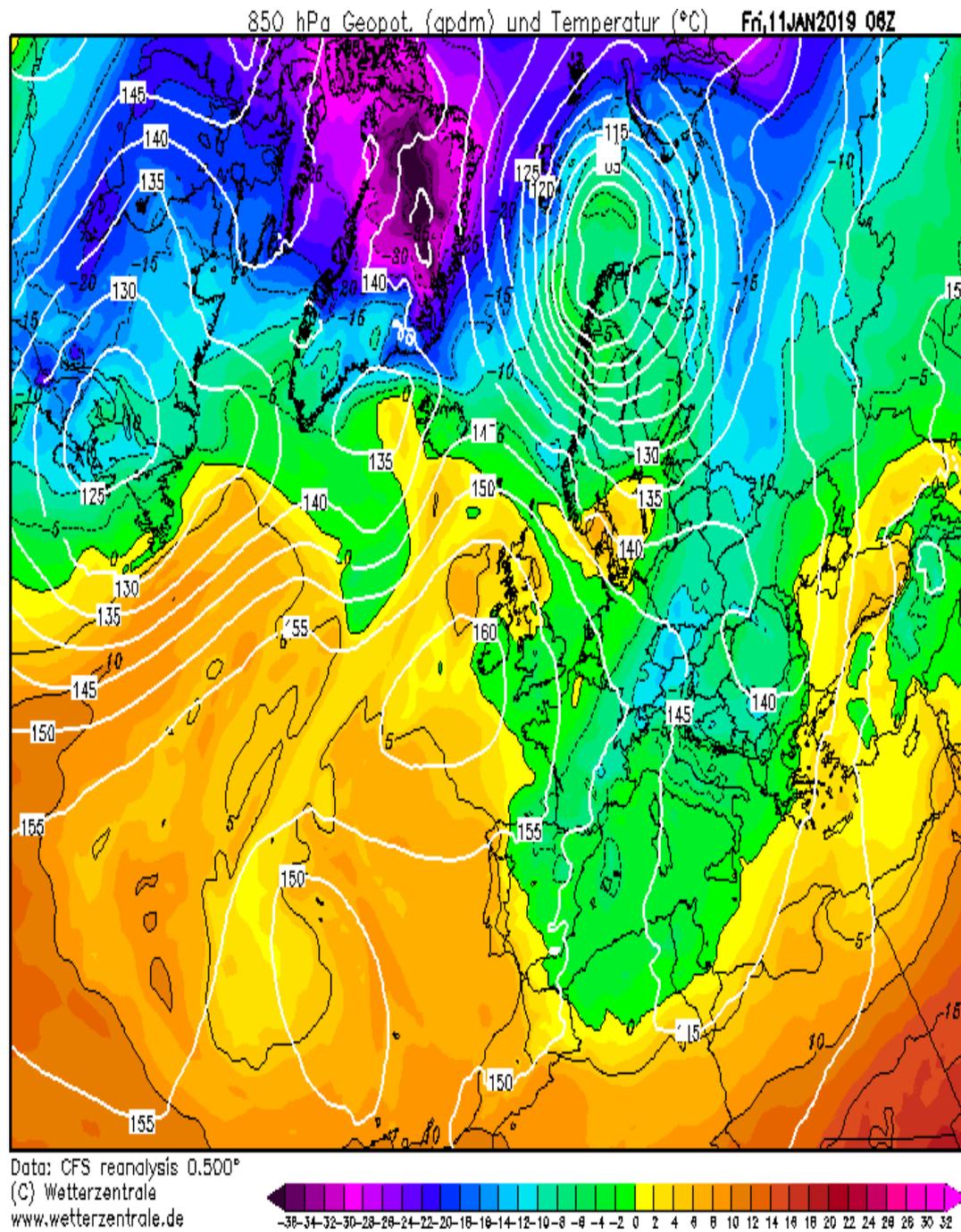
Fuente: Wetterzentrale

Figura 78. Precipitación el día 18 de enero de 2017



Fuente: Wetterzentrale

Figura 79. Mapa de temperatura del aire a 850 hPa el día 11 de enero de 2019.



Fuente: Wetterzentrale

## 4.8. PROBABILIDAD DE HELADA

## 4.8.1. Probabilidad mensual de heladas

A partir de la distribución mensual de heladas, se obtiene el climatológico de la probabilidad mensual de heladas.

Tabla 16. Probabilidad mensual de heladas.

%	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEPT.	OCT.	NOV.	DIC.
AL31	3.1	3.2	1.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.2	2.1
AL41	18.1	12.4	4.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	2.2	9.5
AL62	0.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
CA12	0.8	0.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.6
CA21	1.0	0.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
CA42	3.9	2.3	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.9
CA52	0.8	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.5
CA73	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
CA91	1.9	1.6	0.6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0
CI22	3.2	1.9	0.6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.2	1.0
CI32	5.0	2.8	0.8	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.3	1.6
CI42	13.5	6.3	1.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	3.8	11.3
CI52	32.9	21.0	5.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	7.3	26.1
CI71	7.6	3.5	0.6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.8	5.0
CR12	41.1	36.6	15.2	2.0	0.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.3	12.2	35.2
CR32	54.4	39.3	17.7	1.3	0.2	0.0	0.0	0.0	0.0	1.1	19.2	44.8
CR42	19.0	13.6	4.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	3.7	15.0
CR52	17.3	12.9	3.5	0.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	3.8	13.9
CR61	22.3	26.2	10.6	1.7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	4.2	14.5
JU12	14.0	9.4	2.3	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	2.3	11.9
JU42	36.3	32.4	13.5	1.3	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.2	12.2	31.6
JU52	33.7	26.9	9.7	0.8	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	11.2	31.6



#### 4.8.2. Probabilidad semanal de heladas

La probabilidad semanal climatológica de heladas es otro de los objetivos de esta Tesis Doctoral. Se presentan ahora las siguientes tablas con los valores observados a lo largo del período de estudio.

Tabla 17. Probabilidad semanal de heladas (nov-dic-ene)

	NOVIEMBRE				DICIEMBRE				ENERO			
	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 30	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 31	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 31
AL31	0.0	0.0	0.0	0.7	2.1	0.0	3.8	2.5	0.0	5.0	2.5	4.4
AL41	0.0	0.6	5.0	2.9	6.4	6.9	11.3	13.1	19.3	27.5	11.3	14.4
AL62	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.6
CA12	0.0	0.0	0.0	0.0	0.7	0.0	0.6	1.3	0.0	0.6	1.9	0.6
CA21	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.6	3.1
CA42	0.0	0.0	0.0	0.0	1.4	1.3	2.5	2.5	0.7	6.9	3.1	4.4
CA52	0.0	0.0	0.0	0.0	0.7	0.0	1.3	0.0	0.0	0.6	0.6	1.9
CA73	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
CA91	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.3	2.5	0.0	1.9	1.3	4.4
CI22	0.0	0.0	0.6	0.0	0.7	0.6	2.5	0.0	0.7	5.0	2.5	4.4
CI32	0.0	0.0	0.6	0.7	1.4	0.6	2.5	1.9	2.1	8.8	3.1	5.6
CI42	0.0	1.9	6.9	6.4	11.4	8.8	10.6	14.4	18.6	18.1	8.1	10.0
CI52	0.0	1.9	15.0	12.1	22.9	22.5	25.6	33.1	37.9	42.5	27.5	24.4
CI71	0.0	1.3	3.1	2.9	5.7	4.4	4.4	5.6	7.1	11.9	5.6	5.6
CR12	1.4	6.9	17.5	22.9	27.1	29.4	36.3	46.9	36.4	48.1	38.8	40.6
CR32	5.7	15.6	28.8	25.7	40.0	43.1	42.5	53.1	58.6	59.4	55.6	44.4
CR42	0.0	1.3	5.0	8.6	13.6	12.5	15.0	18.8	21.4	24.4	16.9	13.8
CR52	0.0	2.5	6.3	6.4	13.6	11.9	15.0	15.0	13.6	25.6	16.3	13.1
CR61	0.0	3.8	4.4	8.6	12.1	15.0	18.1	12.5	12.9	23.8	24.4	26.9
JU12	0.0	0.6	4.4	4.3	9.3	10.6	12.5	15.0	15.0	21.3	8.1	11.9
JU42	1.4	7.5	16.9	22.9	22.9	28.8	33.8	40.0	34.3	46.3	33.1	31.3
JU52	0.7	5.6	17.5	20.7	21.4	30.0	32.5	41.3	35.0	45.0	26.3	28.8
JU71	1.4	4.4	13.1	9.3	12.9	14.4	16.3	23.8	25.7	31.9	15.0	13.8
JU81	0.0	2.5	6.3	6.4	13.6	11.3	14.4	20.6	22.1	25.0	13.8	14.4

Tabla 18. Probabilidad semanal de heladas (nov-dic-ene)

	NOVIEMBRE				DICIEMBRE				ENERO			
	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 30	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 31	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 31
LO11	0.0	0.0	0.0	2.9	0.7	0.6	2.5	6.3	2.1	9.4	3.8	6.3
LO21	0.0	0.0	0.0	0.0	1.4	1.3	3.1	2.5	0.7	6.3	2.5	3.8
LO31	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.6
LO41	0.0	1.9	7.5	8.6	17.1	16.3	15.6	20.0	18.6	28.1	21.3	19.4
LO51	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.9
LO61	0.0	0.0	5.0	4.3	7.9	8.1	8.1	13.8	13.6	21.3	10.6	9.4
ML12	0.0	1.3	6.3	3.6	7.1	10.6	13.1	16.3	18.6	25.0	11.9	13.8
ML21	0.0	0.0	0.6	0.7	1.4	0.0	1.9	1.9	0.0	3.1	2.5	3.1
MO12	0.0	0.0	0.0	0.0	0.7	0.0	1.9	0.6	0.0	1.9	1.9	3.1
MO22	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.9	0.6	0.0	1.3	1.9	3.8
MO31	0.0	1.3	5.6	4.3	13.6	14.4	13.1	18.1	27.9	30.0	16.3	15.0
MO41	0.0	0.0	0.0	0.0	0.7	0.0	2.5	1.9	0.0	1.3	0.6	3.1
MO51	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.3	0.6	0.0	0.6	1.3	3.1
MO62	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
MU21	0.0	0.6	3.1	0.7	3.6	2.5	6.9	6.9	5.0	13.1	3.1	6.3
MU31	0.0	0.0	0.0	0.0	0.7	0.0	0.6	0.6	0.0	0.0	0.6	1.3
MU52	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.6	0.6	0.0	0.0	1.3	0.0
MU62	0.0	0.0	0.0	0.7	1.4	0.0	1.9	1.9	0.0	2.5	1.9	4.4
TP22	0.0	0.0	0.6	0.0	2.1	0.0	1.9	2.5	1.4	2.5	1.3	2.5
TP42	0.0	0.0	0.0	0.0	2.1	0.0	1.3	2.5	0.0	5.6	2.5	3.8
TP52	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.6	0.6	0.0	1.3	0.0	0.0
TP73	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.3	1.9	0.0	1.3	0.6	1.9
TP91	0.0	0.0	0.0	0.0	1.4	0.0	0.6	1.9	0.0	1.3	0.6	0.6

Tabla 19. Probabilidad semanal de heladas (feb-mar-abr)

	FEBRERO				MARZO				ABRIL			
	1 al 7	8 al 14	15 al 21	22 al 28	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 31	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 30
AL31	2.1	5.0	1.4	4.3	4.3	0.6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
AL41	13.6	14.3	10.7	11.2	6.4	8.1	1.3	0.6	0.0	0.0	0.0	0.0
AL62	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
CA12	0.0	2.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
CA21	1.4	0.7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
CA42	1.4	4.3	2.9	0.7	1.4	2.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
CA52	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
CA73	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
CA91	1.4	2.9	0.7	1.4	2.1	0.6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
CI22	2.1	2.1	1.4	2.1	1.4	1.3	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
CI32	2.9	3.6	2.1	2.9	1.4	1.9	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
CI42	7.1	8.6	4.3	5.5	2.9	1.9	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
CI52	22.9	22.9	16.4	22.4	8.6	10.0	0.6	1.9	0.0	0.0	0.0	0.0
CI71	2.9	4.3	3.6	3.5	0.7	1.9	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
CR12	42.9	37.1	32.9	33.8	16.4	22.5	15.0	6.9	5.7	1.9	0.0	0.7
CR32	45.7	37.1	35.0	39.5	24.3	23.8	15.6	8.1	5.7	0.0	0.0	0.0
CR42	14.3	14.3	13.6	12.6	8.6	7.5	0.6	1.9	0.0	0.0	0.0	0.0
CR52	15.7	12.1	12.1	11.9	7.1	5.0	1.3	1.3	0.7	0.0	0.0	0.0
CR61	29.3	25.0	28.6	22.2	17.9	10.6	9.4	5.6	2.9	1.9	0.6	1.4
JU12	9.3	8.6	10.0	9.7	6.4	3.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
JU42	39.3	34.3	28.6	27.8	17.1	18.1	13.8	5.6	3.6	1.3	0.6	0.0
JU52	31.4	27.1	23.6	25.7	13.6	15.0	5.6	5.0	2.9	0.0	0.6	0.0
JU71	15.0	13.6	12.9	14.6	8.6	5.6	0.6	1.9	0.7	0.0	0.0	0.0
JU81	12.1	12.9	12.9	13.8	7.1	6.3	1.3	0.6	0.7	0.0	0.0	0.0

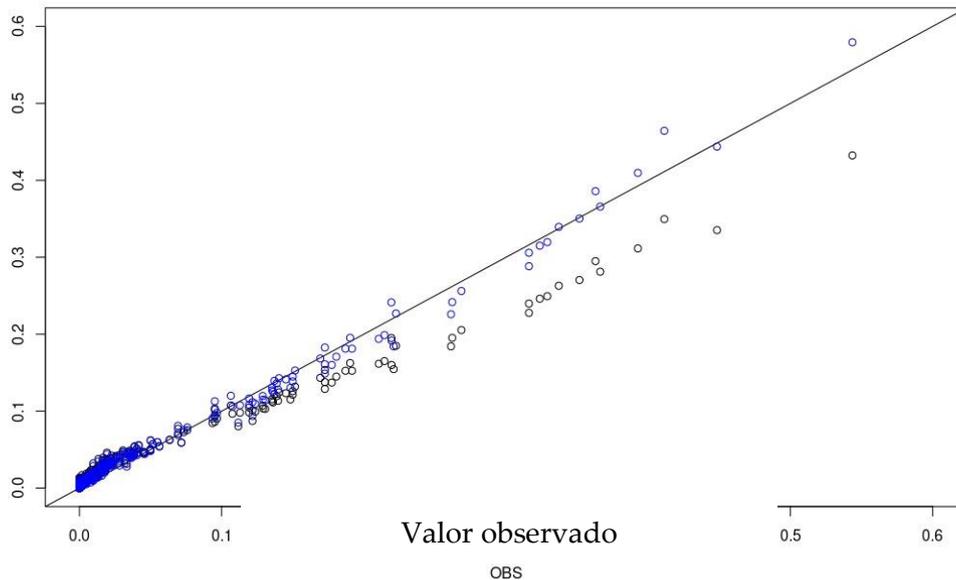


### 4.8.3. Ecuación de Haan de probabilidad de heladas.

Los resultados de la validación del modelo parametrizado de probabilidad de heladas según Haan (1979), son  $\alpha = \sigma/1.528262$  y  $\beta = Tn + 0.1536477 * \alpha$

En la Figura 44, en color negro, se aprecia la validación del modelo sin calibrar, mientras que en color azul se aprecia la validación del modelo calibrado.

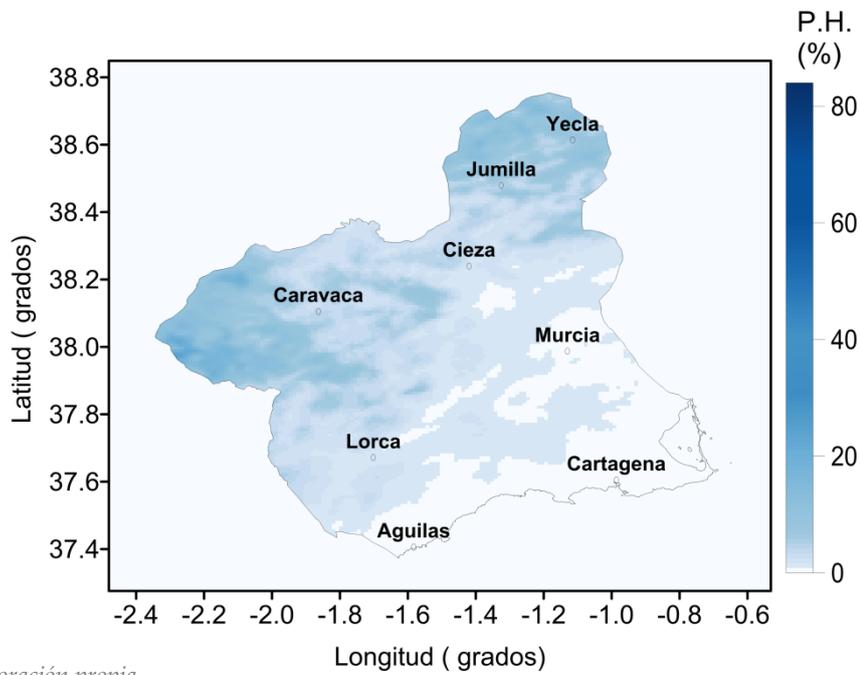
Figura 80. Validación método de Haan para probabilidad de heladas.



$$P(T < T_c) = 1 - e^{-e^{\left(\frac{T_c - \beta}{\alpha}\right)}} \quad (\text{ec. 12})$$

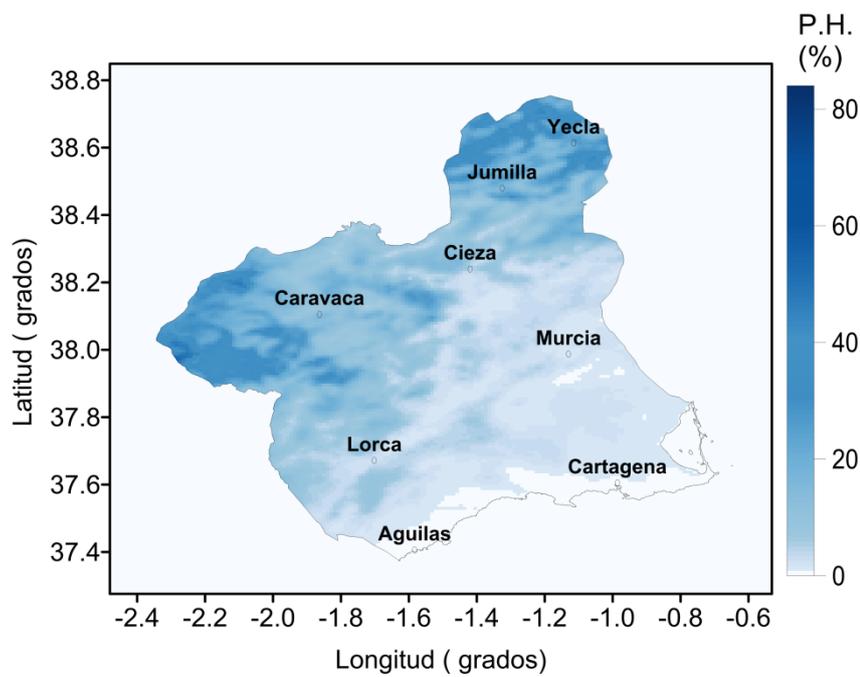
Una vez calibrados los coeficientes alfa y beta de la ecuación de Haan (ec. 12), se procedió a calcular la probabilidad mensual de heladas, sustituyendo la  $T_c$  por  $0^\circ\text{C}$ , en cada una de las estaciones y después, se han espacializado los resultados, que podemos ver en las siguientes figuras. Para conocer la probabilidad de helada de una parcela concreta, tenemos que ir al repositorio de imágenes y abrir, con QGIS, por ejemplo, cada una de ellas y obtener la probabilidad de helada seleccionando el pixel que queremos.

Figura 81. Probabilidad de helada en Noviembre



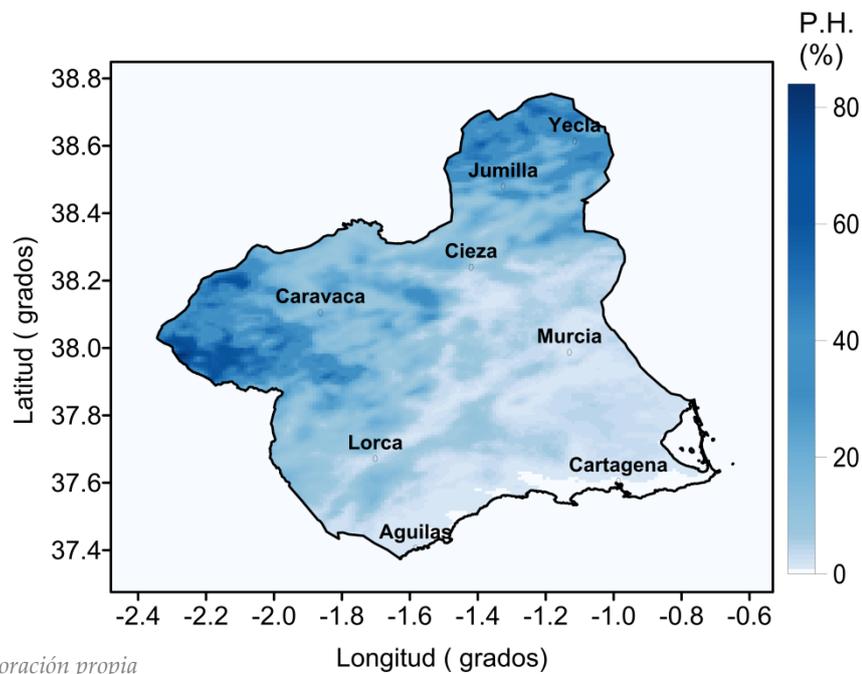
Elaboración propia

Figura 82. Probabilidad de helada en Diciembre



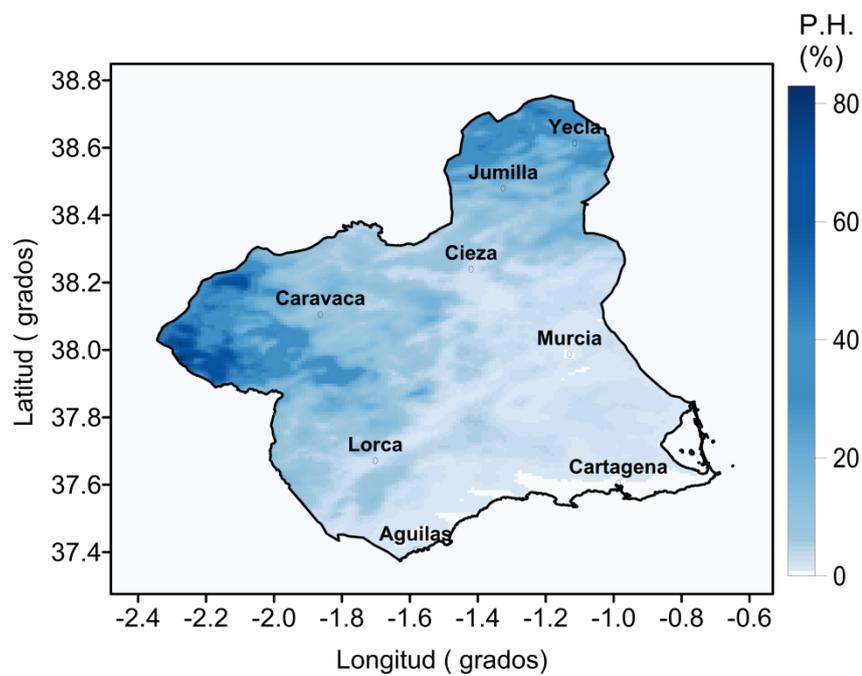
Elaboración propia

Figura 83. Probabilidad de helada en Enero



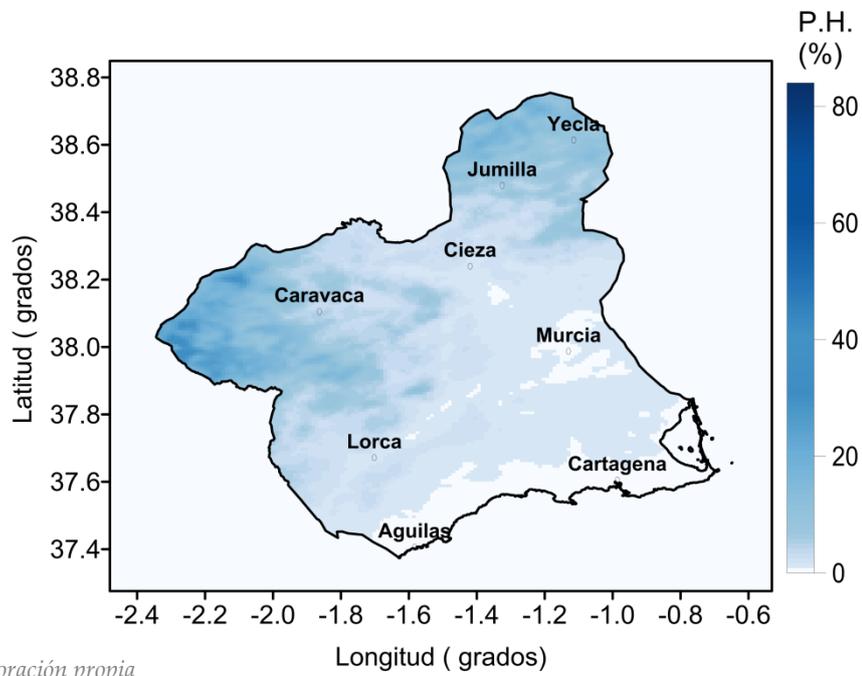
Elaboración propia

Figura 84. Probabilidad de helada en Febrero



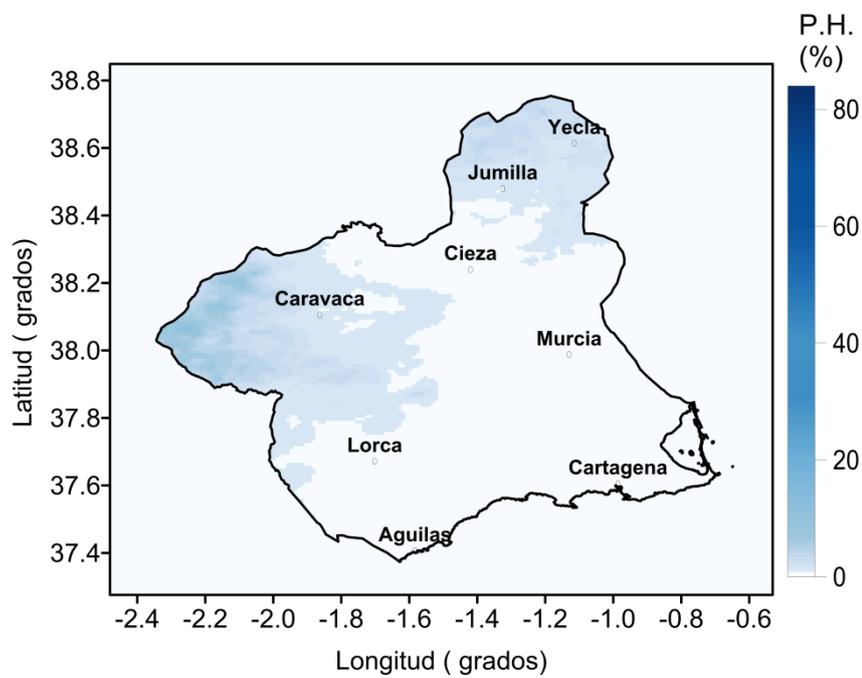
Elaboración propia

Figura 85. Probabilidad de helada en Marzo



Elaboración propia

Figura 86. Probabilidad de helada en Abril



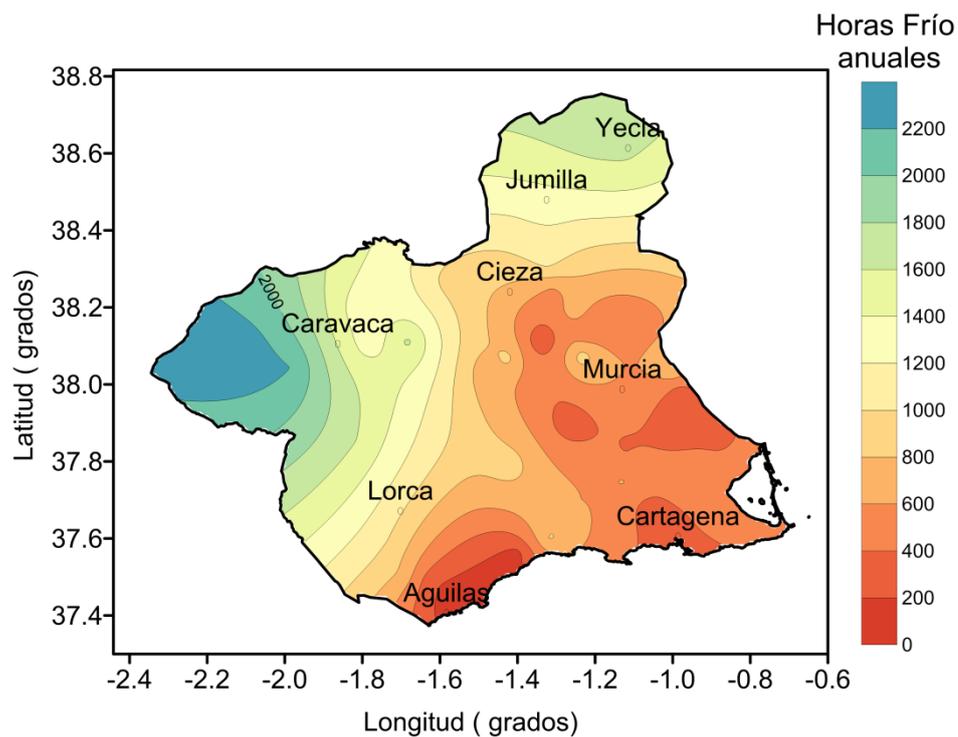
Elaboración propia

#### 4.9. HORAS DE FRÍO

##### 4.9.1. Horas-Frío reales

A partir de la base de datos de temperatura horaria, en la que disponemos de 24 registros diarios de temperatura, contamos las horas en las que la temperatura es igual o inferior a  $7^{\circ}\text{C}$ , obteniendo así el número de horas-frío diarias. El resultado es otra base de datos con las horas-frío diarias a lo largo del período de estudio. Se presentan ahora los resultados más importantes derivados de la base de datos de HF:

Figura 87. Media anual de HF reales durante el período 2000-2019



En la siguiente tabla, los valores de la estación CA73 no se tienen en cuenta ya que los valores reales no superan el 15% de los datos de la estación, el 85% de los datos han sido calculados con SVM en el llenado de datos faltantes.

Tabla 21. Resumen estadístico del número de HF reales durante el período 2000-2019.

	HF /AÑO	MAX HF	MIN HF	DESV. ESTAN	MEDIANA
AL31	727	1228	387	185	702
AL41	898	1213	656	159	892
AL62	144	413	3	118	102
CA12	423	860	178	200	402
CA21	389	841	131	162	383
CA42	614	1050	371	158	591
CA52	341	735	114	133	316
CA73	27	97	0	30	16
CA91	603	1062	292	172	575
CI22	515	972	247	161	502
CI32	693	1153	370	180	680
CI42	885	1396	518	193	860
CI52	1259	1644	957	170	1262
CI71	935	1425	581	185	924
CR12	2195	2636	1790	173	2187
CR32	1639	1957	1323	187	1655
CR42	1284	1733	943	185	1272
CR52	1277	1712	906	183	1280
CR61	2277	2851	1755	317	2179
JU12	1100	1535	733	186	1076
JU42	1746	2085	1425	176	1751
JU52	1567	1897	1160	176	1591
JU71	1108	1460	798	183	1100
JU81	1089	1472	782	181	1088
LO11	822	1313	380	199	818
LO21	740	1277	390	192	737
LO31	132	471	16	101	99
LO41	1608	1971	1226	177	1598
LO51	257	707	62	147	231

	HF /AÑO	MAX HF	MIN HF	DESV. ESTAN	MEDIANA
LO61	968	1323	620	162	959
ML12	886	1420	515	199	867
ML21	593	945	304	175	559
MO12	420	889	161	165	397
MO22	484	955	225	164	449
MO31	907	1421	538	188	878
MO41	512	1026	205	177	485
MO51	401	903	125	167	388
MO62	240	562	107	106	230
MU21	754	1230	448	171	730
MU31	287	581	115	117	257
MU52	278	656	92	152	259
MU62	503	933	207	153	492
TP22	489	839	300	131	466
TP42	554	1043	283	180	530
TP52	344	665	170	134	327
TP73	416	705	236	129	420
TP91	461	923	127	205	481

Tabla 22. Promedio mensual de horas-frío reales

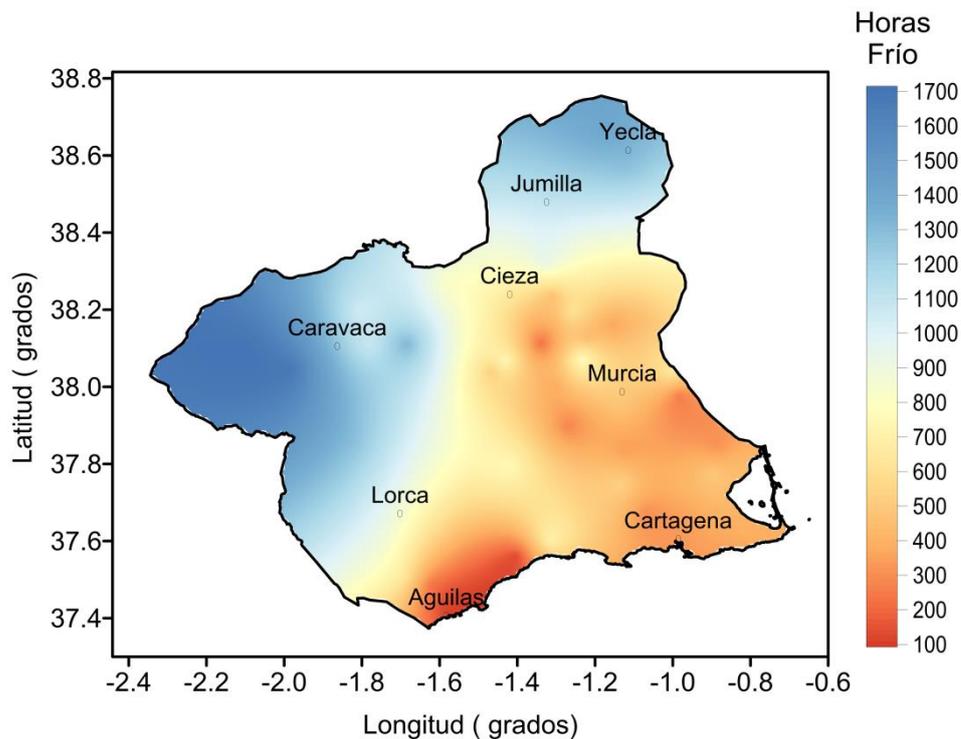
	ene	feb	mar	abr	may	jun	jul	ago	sept	oct	nov	dic
<b>AL31</b>	235	158	81	15	2	0	0	0	0	2	56	182
<b>AL41</b>	260	179	110	37	6	0	0	0	0	6	94	216
<b>AL62</b>	56	41	17	0	0	0	0	0	0	0	5	28
<b>CA12</b>	145	98	48	3	0	0	0	0	0	1	25	105
<b>CA21</b>	133	110	47	4	0	0	0	0	0	0	17	80
<b>CA42</b>	198	138	71	12	1	0	0	0	0	1	45	150
<b>CA52</b>	126	93	38	3	0	0	0	0	0	0	12	70
<b>CA73</b>	10	10	2	0	0	0	0	0	0	0	0	5
<b>CA91</b>	198	144	75	12	1	0	0	0	0	1	42	142
<b>CI22</b>	166	120	56	6	1	0	0	0	0	1	42	133
<b>CI32</b>	220	150	73	10	1	0	0	0	0	2	64	175

	ene	feb	mar	abr	may	jun	jul	ago	sept	oct	nov	dic
CI42	260	174	88	19	3	0	0	0	0	10	111	231
CI52	344	243	147	48	8	0	0	0	0	15	161	306
CI71	276	187	96	20	3	0	0	0	0	6	108	240
CR12	484	413	313	163	51	2	0	0	2	48	280	457
CR32	397	296	208	98	27	1	0	0	1	39	221	363
CR42	349	258	158	57	12	0	0	0	0	11	139	303
CR52	347	260	156	55	10	0	0	0	0	13	154	302
CR61	484	455	348	198	48	1	0	0	1	33	289	447
JU12	307	233	131	38	5	0	0	0	0	8	123	264
JU42	426	342	226	99	25	0	0	0	1	34	220	375
JU52	388	307	200	82	19	0	0	0	1	30	192	358
JU71	292	225	134	47	10	0	0	0	0	18	137	260
JU81	299	222	131	37	5	0	0	0	0	10	133	265
LO11	255	185	101	21	1	0	0	0	0	2	65	194
LO21	236	170	82	14	1	0	0	0	0	1	60	179
LO31	54	40	13	0	0	0	0	0	0	0	2	23
LO41	402	327	218	92	18	0	0	0	0	17	186	352
LO51	95	78	27	1	0	0	0	0	0	0	12	58
LO61	285	197	114	31	4	0	0	0	0	6	105	241
ML12	244	178	116	41	8	0	0	0	0	10	98	212
ML21	192	132	66	12	2	0	0	0	0	3	55	144
MO12	144	102	40	2	0	0	0	0	0	1	29	104
MO22	165	116	49	5	0	0	0	0	0	2	35	120
MO31	256	182	107	30	4	0	0	0	0	6	105	225
MO41	172	133	57	6	0	0	0	0	0	1	31	120
MO51	138	101	42	3	0	0	0	0	0	1	24	94
MO62	89	62	20	0	0	0	0	0	0	0	13	57
MU21	229	162	93	21	2	0	0	0	0	2	63	184
MU31	110	70	24	1	0	0	0	0	0	0	18	73
MU52	98	75	28	2	3	0	0	0	0	0	14	65
MU62	177	113	42	3	0	0	0	0	0	1	39	136
TP22	166	117	58	10	1	0	0	0	0	1	36	112

	ene	feb	mar	abr	may	jun	jul	ago	sept	oct	nov	dic
<b>TP42</b>	182	133	61	12	1	0	0	0	0	1	38	132
<b>TP52</b>	118	94	40	3	0	0	0	0	0	0	16	74
<b>TP73</b>	145	112	47	4	0	0	0	0	0	0	22	94
<b>TP91</b>	157	113	53	4	0	0	0	0	0	0	26	110

Por su importancia, de cara a poder caracterizar las diversas zonas de la RM, contamos las horas-frío reales acumuladas por los árboles en los meses de otoño e invierno ( de octubre a febrero), que en las zonas frías ( en azul), suponen entre el 75 y el 85% de las horas-frío totales, anuales, que los árboles resisten temperaturas por debajo de los 7°C durante el período de reposo invernal.

Figura 88. Promedio anual de horas-frío acumuladas entre los meses de octubre a febrero.



Elaboración propia

Tabla 23. Número de HF reales semanales. Meses Octubre y Noviembre. (a)

	OCTUBRE				NOVIEMBRE			
	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 31	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 30
AL31	0	0	0	2	2	8	21	25
AL41	0	0	1	4	9	15	35	35
AL62	0	0	0	0	0	1	1	3
CA12	0	0	0	1	0	3	10	12
CA21	0	0	0	0	0	3	5	9
CA42	0	0	0	1	2	5	19	19
CA52	0	0	0	0	0	2	4	6
CA73	0	0	0	0	0	0	0	0
CA91	0	0	0	1	1	6	17	18
CI22	0	0	0	1	2	7	15	19
CI32	0	0	0	2	4	8	24	27
CI42	0	0	3	7	13	21	38	39
CI52	0	1	5	10	20	33	53	55
CI71	0	0	1	5	12	19	38	39
CR12	2	6	12	28	37	72	84	87
CR32	2	4	12	21	31	55	66	70
CR42	0	0	3	7	12	27	47	53
CR52	0	1	4	8	15	35	49	55
CR61	1	4	6	22	39	68	86	96
JU12	0	0	2	6	12	22	42	47
JU42	2	3	9	20	27	55	65	73
JU52	1	2	9	18	22	45	58	67
JU71	0	1	5	12	17	30	44	46
JU81	0	0	3	7	15	26	45	47

Tabla 24. Número de HF reales semanales. Meses Diciembre y Enero (a)

	DICIEMBRE				ENERO			
	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 31	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 31
AL31	33	43	47	59	50	72	56	57
AL41	43	55	55	64	59	78	64	58
AL62	5	5	8	10	10	23	11	13
CA12	19	26	28	32	34	49	30	32
CA21	13	19	21	27	25	44	29	34
CA42	29	37	37	46	45	63	46	44
CA52	12	16	20	23	25	44	26	30
CA73	2	0	1	1	1	4	3	2
CA91	26	34	38	45	43	64	45	46
CI22	22	30	38	44	30	56	38	42
CI32	31	40	47	57	45	69	52	53
CI42	42	53	65	71	57	80	62	60
CI52	61	73	85	87	78	98	87	81
CI71	45	57	67	72	63	83	67	64
CR12	97	118	123	120	99	129	129	126
CR32	72	92	100	98	88	110	102	97
CR42	56	73	87	87	75	100	89	85
CR52	57	76	86	83	72	98	88	89
CR61	95	116	115	122	94	125	131	134
JU12	48	62	75	79	64	90	76	77
JU42	73	96	102	105	88	116	110	112
JU52	68	88	102	100	80	108	100	101
JU71	49	60	72	79	60	87	72	73
JU81	49	64	72	80	66	88	73	71

Tabla 25. Número de HF reales semanales. Meses Febrero y Marzo (a)

	FEBRERO				MARZO			
	1 al 7	8 al 14	15 al 21	22 al 28	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 31
AL31	47	37	37	37	24	27	18	11
AL41	52	44	40	44	31	35	26	18
AL62	11	11	8	11	8	6	2	0
CA12	30	25	20	23	16	19	9	4
CA21	31	27	27	25	16	18	9	4
CA42	42	33	31	33	21	26	15	8
CA52	28	26	20	19	15	15	6	2
CA73	4	4	0	2	1	1	1	0
CA91	43	35	32	33	23	27	16	9
CI22	35	29	30	27	18	17	13	9
CI32	44	35	37	34	22	24	16	11
CI42	53	42	40	39	25	30	19	14
CI52	71	61	55	57	40	45	36	26
CI71	57	45	43	42	27	31	22	16
CR12	106	100	112	95	80	84	81	67
CR32	82	75	71	68	56	59	51	42
CR42	75	64	61	57	42	47	39	30
CR52	72	65	66	57	42	44	40	30
CR61	113	109	128	104	88	88	94	78
JU12	68	58	54	53	37	40	31	23
JU42	94	83	87	77	63	64	56	44
JU52	85	75	77	70	55	57	49	38
JU71	66	55	52	52	37	41	31	24
JU81	65	55	51	52	35	42	31	23

Tabla 26. Número de HF reales semanales. Meses Abril y Mayo (a)

	ABRIL				MAYO			
	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 30	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 31
AL31	7	6	1	1	2	0	0	0
AL41	16	13	4	5	5	0	1	0
AL62	0	0	0	0	0	0	0	0
CA12	1	1	0	0	0	0	0	0
CA21	2	2	0	1	0	0	0	0
CA42	7	4	1	1	1	0	0	0
CA52	2	1	0	0	0	0	0	0
CA73	0	0	0	0	0	0	0	0
CA91	6	5	1	0	1	0	0	0
CI22	3	3	0	1	1	0	0	0
CI32	5	4	1	1	1	0	0	0
CI42	8	7	2	2	2	0	0	0
CI52	18	17	7	5	6	1	1	0
CI71	10	7	2	2	3	0	0	0
CR12	54	54	32	24	26	10	11	3
CR32	32	31	20	15	14	5	7	2
CR42	22	19	9	8	10	1	2	0
CR52	21	19	9	6	8	1	1	0
CR61	64	66	44	23	25	13	9	1
JU12	15	14	5	4	4	0	0	0
JU42	34	36	16	13	16	3	6	1
JU52	29	28	14	11	13	2	4	1
JU71	17	17	7	5	7	1	1	0
JU81	14	15	5	3	4	0	0	0

Tabla 27. Número de HF reales semanales. Meses Octubre y Noviembre (b)

	OCTUBRE				NOVIEMBRE			
	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 31	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 30
LO11	0	0	0	2	3	10	23	30
LO21	0	0	0	1	3	8	21	28
LO31	0	0	0	0	0	0	1	1
LO41	0	1	4	12	21	43	59	63
LO51	0	0	0	0	0	2	4	6
LO61	0	1	1	4	9	19	39	38
ML12	0	0	4	6	11	19	33	35
ML21	0	0	0	2	4	8	22	22
MO12	0	0	0	1	1	4	11	13
MO22	0	0	0	2	1	5	13	16
MO31	0	0	1	5	12	17	39	37
MO41	0	0	0	1	0	4	11	15
MO51	0	0	0	1	0	4	7	13
MO62	0	0	0	0	0	2	6	5
MU21	0	0	0	2	3	8	25	26
MU31	0	0	0	0	0	2	9	8
MU52	0	0	0	0	0	2	5	7
MU62	0	0	0	1	1	4	16	17
TP22	0	0	0	1	2	4	15	14
TP42	0	0	0	1	2	5	15	17
TP52	0	0	0	0	0	2	6	8
TP73	0	0	0	0	0	3	8	10
TP91	0	0	0	0	1	2	11	13

Tabla 28. Número de HF reales semanales. Meses Diciembre y Enero (b)

	DICIEMBRE				ENERO			
	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 31	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 31
LO11	36	46	49	62	50	77	61	67
LO21	32	41	50	56	46	71	57	62
LO31	3	4	7	10	9	20	12	14
LO41	68	89	97	98	82	110	104	107
LO51	10	12	15	20	15	34	23	24
LO61	47	60	63	71	61	86	70	68
ML12	39	50	59	65	53	77	57	58
ML21	27	33	38	46	41	63	46	42
MO12	18	24	29	33	30	48	32	35
MO22	21	27	33	40	35	54	38	38
MO31	44	53	61	67	58	80	62	56
MO41	20	28	35	37	36	56	40	40
MO51	15	21	26	32	26	47	32	33
MO62	9	12	17	19	19	34	17	19
MU21	34	44	50	57	50	74	55	50
MU31	12	17	20	25	25	40	22	24
MU52	11	14	20	20	18	37	18	26
MU62	24	32	38	42	40	59	39	38
TP22	23	27	26	36	37	55	38	37
TP42	28	33	30	41	40	58	43	41
TP52	13	17	20	25	25	41	24	28
TP73	17	22	23	32	31	49	32	34
TP91	20	26	27	38	35	52	32	38

Tabla 29. Número de HF reales semanales para los meses de Febrero y Marzo (b)

	FEBRERO				MARZO			
	1 al 7	8 al 14	15 al 21	22 al 28	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 31
LO11	55	45	41	44	29	31	25	16
LO21	51	43	39	38	25	27	19	11
LO31	12	12	8	8	7	5	1	0
LO41	89	80	84	74	58	62	55	43
LO51	23	21	19	16	13	9	5	0
LO61	58	49	44	46	33	34	28	19
ML12	50	41	45	42	29	38	28	21
ML21	39	32	31	30	19	22	16	9
MO12	30	23	25	24	16	13	8	4
MO22	33	27	28	27	18	17	9	5
MO31	51	43	45	44	28	36	25	18
MO41	38	31	33	31	21	20	11	6
MO51	29	23	25	24	16	14	8	4
MO62	17	15	15	15	9	7	4	1
MU21	48	39	38	38	25	33	22	13
MU31	21	18	15	16	9	8	4	2
MU52	21	18	19	17	12	10	6	1
MU62	36	28	25	25	15	15	8	3
TP22	37	29	24	27	19	25	10	5
TP42	41	33	28	32	22	24	10	5
TP52	29	24	20	21	15	17	7	2
TP73	34	28	24	26	17	19	9	3
TP91	36	26	25	26	18	21	10	4

Tabla 30. Número de HF reales semanales para los meses de Abril y Mayo (b)

	ABRIL				MAYO			
	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 30	1 al 7	8 al 15	16 al 23	24 al 31
LO11	10	8	1	2	1	0	0	0
LO21	7	6	0	1	1	0	0	0
LO31	0	0	0	0	0	0	0	0
LO41	35	31	16	10	12	3	3	0
LO51	0	0	0	0	0	0	0	0
LO61	15	12	3	2	4	0	0	0
ML12	15	14	6	6	6	1	1	0
ML21	7	4	0	1	2	0	0	0
MO12	1	1	0	0	0	0	0	0
MO22	3	1	0	0	0	0	0	0
MO31	12	11	4	3	3	0	0	0
MO41	3	2	0	1	0	0	0	0
MO51	1	2	0	0	0	0	0	0
MO62	0	0	0	0	0	0	0	0
MU21	10	7	2	2	2	0	0	0
MU31	1	0	0	0	0	0	0	0
MU52	0	1	0	1	1	1	1	0
MU62	2	1	0	0	0	0	0	0
TP22	6	3	1	1	1	0	0	0
TP42	7	3	1	1	1	0	0	0
TP52	1	1	0	0	0	0	0	0
TP73	2	2	0	0	0	0	0	0
TP91	2	1	0	0	0	0	0	0

#### 4.9.2. Horas Crossa-Raynaud

A partir de las bases de datos de temperatura mínima y máxima diaria, se calcula otra nueva base de datos de horas-frío Crossa-Raynaud. Trabajando esa planilla Excel podemos obtener el promedio mensual de horas-frío para el período 2000-2019. Los resultados pueden verse en la Tabla 31.

Tabla 31. Promedio mensual de horas Crossa-Raynaud

	ene	feb	mar	abr	may	jun	jul	ago	sept	oct	nov	dic
AL31	186	135	65	11	1	0	0	0	0	2	41	137
AL41	235	173	102	34	6	0	0	0	0	5	81	193
AL62	53	40	14	0	0	0	0	0	0	0	6	26
CA12	146	102	48	5	0	0	0	0	0	1	27	96
CA21	117	97	40	4	0	0	0	0	0	0	15	66
CA42	161	114	53	8	1	0	0	0	0	1	30	113
CA52	108	80	32	2	0	0	0	0	0	0	12	60
CA73	176	142	79	28	3	0	0	0	0	1	41	117
CA91	146	113	55	10	1	0	0	0	0	1	32	103
CI22	170	118	55	7	1	0	0	0	0	1	45	131
CI32	180	125	55	7	0	0	0	0	0	2	46	135
CI42	234	155	75	18	2	0	0	0	0	8	99	198
CI52	300	214	117	35	5	0	0	0	0	10	123	249
CI71	275	194	105	29	4	0	0	0	0	8	115	238
CR12	516	428	303	149	45	2	0	0	1	39	255	462
CR32	378	287	191	84	21	1	0	0	1	28	187	322
CR42	335	242	139	48	9	0	0	0	0	9	117	270
CR52	307	231	129	45	7	0	0	0	0	10	121	250
CR61	682	568	393	181	44	0	0	0	1	36	304	496
JU12	287	214	113	33	5	0	0	0	0	7	107	236
JU42	432	344	213	85	20	0	0	0	1	24	196	362
JU52	383	296	179	71	16	0	0	0	1	24	173	339
JU71	269	203	115	37	7	0	0	0	0	12	117	230
JU81	267	197	106	28	3	0	0	0	0	8	109	226

	ene	feb	mar	abr	may	jun	jul	ago	sept	oct	nov	dic
<b>LO11</b>	219	166	83	18	1	0	0	0	0	3	56	161
<b>LO21</b>	203	151	69	11	1	0	0	0	0	1	49	149
<b>LO31</b>	47	38	12	0	0	0	0	0	0	0	2	20
<b>LO41</b>	384	307	194	79	14	0	0	0	0	14	157	312
<b>LO51</b>	78	65	22	1	0	0	0	0	0	0	9	39
<b>LO61</b>	240	174	93	25	3	0	0	0	0	5	82	195
<b>ML12</b>	229	169	97	31	6	0	0	0	0	8	82	184
<b>ML21</b>	160	111	49	9	1	0	0	0	0	2	44	114
<b>MO12</b>	129	88	32	2	0	0	0	0	0	1	25	86
<b>MO22</b>	132	99	40	5	0	0	0	0	0	2	32	94
<b>MO31</b>	224	158	82	21	3	0	0	0	0	4	82	184
<b>MO41</b>	147	111	47	6	1	0	0	0	0	1	31	104
<b>MO51</b>	110	80	31	2	0	0	0	0	0	1	18	72
<b>MO62</b>	152	106	40	4	0	0	0	0	0	1	36	110
<b>MU21</b>	186	135	72	14	1	0	0	0	0	2	44	141
<b>MU31</b>	87	53	19	1	0	0	0	0	0	0	14	55
<b>MU52</b>	85	61	22	1	2	0	0	0	0	0	13	53
<b>MU62</b>	139	88	31	3	0	0	0	0	0	1	29	101
<b>TP22</b>	133	96	47	9	1	0	0	0	0	1	29	88
<b>TP42</b>	162	120	56	12	1	0	0	0	0	1	33	112
<b>TP52</b>	121	88	36	4	0	0	0	0	0	0	18	74
<b>TP73</b>	114	89	37	4	0	0	0	0	0	0	18	71
<b>TP91</b>	141	101	44	4	0	0	0	0	0	0	22	91

#### 4.9.3. Factor de corrección Ecuación Crossa Raynaud

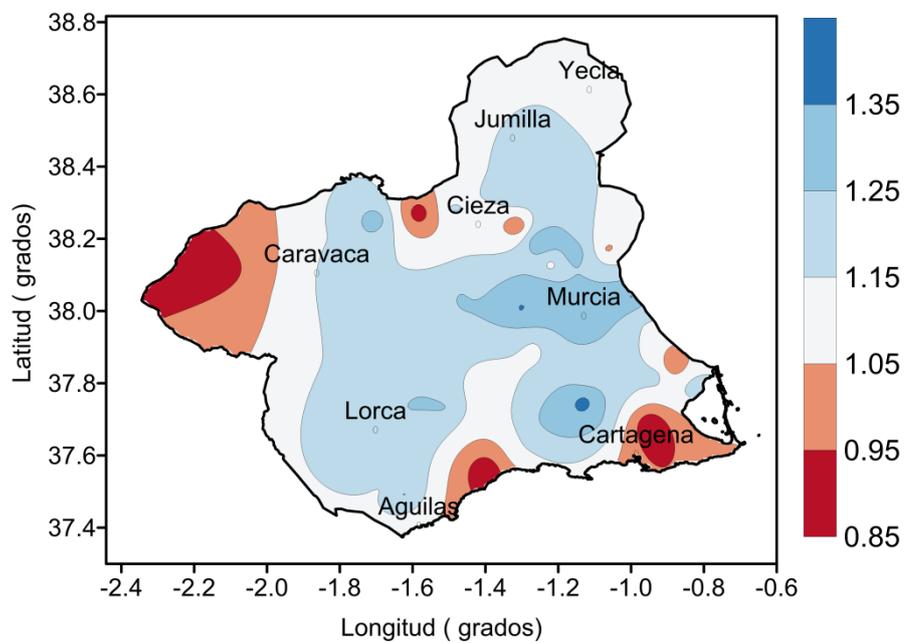
Dividiendo los promedios mensuales de horas-frío reales entre los promedios mensuales de las horas-frío dadas por la fórmula de Crossa-Raynaud, es decir, los valores de las Tablas 22 y 31, obtenemos el factor de corrección mensual por el que habrá que multiplicar los resultados obtenidos tras la aplicación de la ecuación 7, página 48, capítulo II de esta Tesis Doctoral. Así las cosas:

Tabla 32. Factor de corrección mensual para el cálculo de las horas-frío con la Ecuación de Crossa-Raynaud.

	oct	nov	dic	ene	feb	mar	abr	may
AL31	1.2	1.3	1.3	1.3	1.2	1.2	1.3	1.2
AL41	1.0	1.2	1.1	1.1	1.0	1.1	1.1	1.0
AL62	0.2	0.9	1.1	1.1	1.0	1.1	0.6	
CA12	0.6	0.9	1.1	1.0	1.0	1.0	0.6	0.6
CA21	0.8	1.1	1.2	1.1	1.1	1.2	1.1	1.5
CA42	1.3	1.5	1.3	1.2	1.2	1.3	1.6	1.6
CA52		1.0	1.2	1.2	1.2	1.2	1.5	1.3
CA91	1.0	1.3	1.4	1.4	1.3	1.4	1.2	1.2
CI22	0.9	0.9	1.0	1.0	1.0	1.0	0.9	0.9
CI32	1.5	1.4	1.3	1.2	1.2	1.3	1.4	1.5
CI42	1.2	1.1	1.2	1.1	1.1	1.2	1.1	1.3
CI52	1.5	1.3	1.2	1.1	1.1	1.3	1.4	1.4
CI71	0.8	0.9	1.0	1.0	1.0	0.9	0.7	0.7
CR12	1.2	1.1	1.0	0.9	1.0	1.0	1.1	1.1
CR32	1.4	1.2	1.1	1.1	1.0	1.1	1.2	1.3
CR42	1.2	1.2	1.1	1.0	1.1	1.1	1.2	1.4
CR52	1.3	1.3	1.2	1.1	1.1	1.2	1.2	1.4
CR61	0.9	1.0	0.9	0.7	0.8	0.9	1.1	1.1
JU12	1.2	1.2	1.1	1.1	1.1	1.2	1.1	1.0
JU42	1.4	1.1	1.0	1.0	1.0	1.1	1.2	1.3
JU52	1.2	1.1	1.1	1.0	1.0	1.1	1.1	1.2
JU71	1.5	1.2	1.1	1.1	1.1	1.2	1.3	1.4
JU81	1.3	1.2	1.2	1.1	1.1	1.2	1.3	1.5
LO11	0.9	1.2	1.2	1.2	1.1	1.2	1.1	1.0
LO21	0.9	1.2	1.2	1.2	1.1	1.2	1.2	1.2
LO31		1.3	1.2	1.2	1.1	1.1	0.8	
LO41	1.3	1.2	1.1	1.0	1.1	1.1	1.2	1.3
LO51		1.3	1.5	1.2	1.2	1.2	1.2	
LO61	1.3	1.3	1.2	1.2	1.1	1.2	1.2	1.4
ML12	1.3	1.2	1.2	1.1	1.1	1.2	1.3	1.5
ML21	1.1	1.3	1.3	1.2	1.2	1.3	1.3	1.4

	oct	nov	dic	ene	feb	mar	abr	may
<b>MO12</b>	1.3	1.2	1.2	1.1	1.2	1.3	1.2	2.5
<b>MO22</b>	0.9	1.1	1.3	1.3	1.2	1.2	1.1	0.9
<b>MO31</b>	1.4	1.3	1.2	1.1	1.2	1.3	1.4	1.5
<b>MO41</b>	1.0	1.0	1.2	1.2	1.2	1.2	0.9	0.6
<b>MO51</b>	1.1	1.3	1.3	1.2	1.3	1.4	1.5	1.4
<b>MU21</b>	1.1	1.4	1.3	1.2	1.2	1.3	1.4	1.8
<b>MU31</b>	1.3	1.3	1.3	1.3	1.3	1.3	1.1	0.0
<b>MU52</b>	0.0	1.1	1.2	1.2	1.2	1.3	1.4	1.9
<b>MU62</b>	1.6	1.3	1.3	1.3	1.3	1.3	1.1	1.2
<b>TP22</b>	1.4	1.2	1.3	1.3	1.2	1.2	1.2	0.9
<b>TP42</b>	1.4	1.2	1.2	1.1	1.1	1.1	1.0	1.0
<b>TP52</b>	2.0	0.9	1.0	1.0	1.1	1.1	0.6	0.0
<b>TP73</b>	1.4	1.2	1.3	1.3	1.3	1.3	1.1	0.7
<b>TP91</b>	1.2	1.2	1.2	1.1	1.1	1.2	0.8	1.0

Figura 89. Factor de corrección para el cálculo de HF a partir de la ecuación de Crossa-Raynaud.



Elaboración propia

## 4.10. ANOMALÍAS Y TENDENCIAS.

## 4.10.1. Anomalías de horas-frío anuales

A continuación vemos las anomalías de horas-frío para cada uno de los años. En azul las anomalías positivas, que nos indican un año con más frío que los que tienen anomalías negativas que indican un año más cálido.

Tabla 33. Anomalía de horas-frío anuales 2000-2009

	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009
AL31	90	-66	-191	-41	-54	502	-21	-20	-32	24
AL41	86	-129	-190	-140	-111	307	-185	18	57	111
AL62	-108	-77	-141	-38	-100	142	-92	-124	-125	-18
CA12	-236	-236	-245	-109	-86	370	-19	-24	8	95
CA21	23	5	-145	50	-22	453	48	-43	2	137
CA42	131	-58	-112	-68	-18	436	-29	11	7	51
CA52	59	-18	-73	33	9	395	17	-33	-34	54
CA73	-27	-27	-27	-27	-25	3	-10	-17	-14	6
CA91	100	-68	-115	-43	-45	459	-58	8	91	105
CI22	13	5	-184	-41	-63	457	2	-94	-54	51
CI32	74	18	-238	-68	-87	460	-32	-14	30	50
CI42	90	36	-257	-103	-55	511	-131	-1	77	79
CI52	131	3	-152	-118	-100	385	-160	93	13	60
CI71	119	60	-251	-118	-75	490	-116	48	-22	31
CR12	41	-48	-32	63	280	441	-48	0	30	-30
CR32	-29	-214	-316	-213	-116	279	-196	74	83	84
CR42	70	-19	-255	-89	-7	449	-65	99	26	93
CR52	88	13	-204	-8	8	435	-18	113	18	41
CR61	214	192	238	437	538	574	-120	-126	45	-173
JU12	152	89	-188	-43	-48	436	-63	-6	74	39
JU42	-26	23	-195	-50	40	335	-35	74	126	59
JU52	35	49	-278	-150	-19	330	-77	43	44	13
JU71	74	-22	-275	-165	-73	352	-82	-99	2	-18
JU81	153	32	-217	-156	-74	383	-171	-52	-21	-78
LO11	-8	-151	-273	-115	-97	491	-50	1	93	94
LO21	-44	-138	-252	10	-8	537	42	30	94	70
LO31	34	-39	-85	4	26	339	-2	-55	-28	26

	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009
LO41	-52	-30	-172	-40	9	363	-89	66	79	81
LO51	-31	-74	-170	92	-3	450	26	-59	-22	79
LO61	139	-39	-90	-80	-12	355	-148	37	-48	-23
ML12	249	90	-29	-30	-3	534	7	94	-114	-10
ML21	117	-8	-173	-57	-142	352	-111	-135	-176	-147
MO12	39	-24	-150	19	-49	469	19	-42	-19	80
MO22	54	-28	-166	-58	-81	471	-18	-89	4	60
MO31	237	110	-25	-33	82	514	-116	-8	-85	-45
MO41	122	40	-86	-18	-17	514	27	-83	-47	43
MO51	36	-59	-177	15	-1	502	59	-79	-32	58
MO62	41	-25	-103	1	-42	322	21	-50	-61	36
MU21	67	25	-117	-59	-75	476	14	-42	-6	125
MU31	115	-24	-111	-34	-65	294	-27	-40	-75	-4
MU52	-29	-80	-175	27	-27	378	-1	-95	-66	70
MU62	90	-2	-159	-22	-89	430	-6	9	-28	35
TP22	82	-22	-115	-71	-25	350	-45	-16	9	1
TP42	15	-46	-74	33	90	489	38	2	-57	-95
TP52	-107	-132	-174	-19	-51	322	-37	-88	-43	88
TP73	21	-88	-180	-20	-70	289	-85	-132	-72	79
TP91	-334	-309	-304	-160	-96	389	29	10	29	71

Tabla 34. Anomalías de horas-frío anuales 2010-2019

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
AL31	90	-66	-191	-41	-54	502	-21	-20	-32	24
AL41	86	-129	-190	-140	-111	307	-185	18	57	111
AL62	-108	-77	-141	-38	-100	142	-92	-124	-125	-18
CA12	-236	-236	-245	-109	-86	370	-19	-24	8	95
CA21	23	5	-145	50	-22	453	48	-43	2	137
CA42	131	-58	-112	-68	-18	436	-29	11	7	51
CA52	59	-18	-73	33	9	395	17	-33	-34	54
CA73	-27	-27	-27	-27	-25	3	-10	-17	-14	6
CA91	100	-68	-115	-43	-45	459	-58	8	91	105
CI22	13	5	-184	-41	-63	457	2	-94	-54	51
CI32	74	18	-238	-68	-87	460	-32	-14	30	50
CI42	90	36	-257	-103	-55	511	-131	-1	77	79
CI52	131	3	-152	-118	-100	385	-160	93	13	60

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
CI71	119	60	-251	-118	-75	490	-116	48	-22	31
CR12	41	-48	-32	63	280	441	-48	0	30	-30
CR32	-29	-214	-316	-213	-116	279	-196	74	83	84
CR42	70	-19	-255	-89	-7	449	-65	99	26	93
CR52	88	13	-204	-8	8	435	-18	113	18	41
CR61	214	192	238	437	538	574	-120	-126	45	-173
JU12	152	89	-188	-43	-48	436	-63	-6	74	39
JU42	-26	23	-195	-50	40	335	-35	74	126	59
JU52	35	49	-278	-150	-19	330	-77	43	44	13
JU71	74	-22	-275	-165	-73	352	-82	-99	2	-18
JU81	153	32	-217	-156	-74	383	-171	-52	-21	-78
LO11	-8	-151	-273	-115	-97	491	-50	1	93	94
LO21	-44	-138	-252	10	-8	537	42	30	94	70
LO31	34	-39	-85	4	26	339	-2	-55	-28	26
LO41	-52	-30	-172	-40	9	363	-89	66	79	81
LO51	-31	-74	-170	92	-3	450	26	-59	-22	79
LO61	139	-39	-90	-80	-12	355	-148	37	-48	-23
ML12	249	90	-29	-30	-3	534	7	94	-114	-10
ML21	117	-8	-173	-57	-142	352	-111	-135	-176	-147
MO12	39	-24	-150	19	-49	469	19	-42	-19	80
MO22	54	-28	-166	-58	-81	471	-18	-89	4	60
MO31	237	110	-25	-33	82	514	-116	-8	-85	-45
MO41	122	40	-86	-18	-17	514	27	-83	-47	43
MO51	36	-59	-177	15	-1	502	59	-79	-32	58
MO62	41	-25	-103	1	-42	322	21	-50	-61	36
MU21	67	25	-117	-59	-75	476	14	-42	-6	125
MU31	115	-24	-111	-34	-65	294	-27	-40	-75	-4
MU52	-29	-80	-175	27	-27	378	-1	-95	-66	70
MU62	90	-2	-159	-22	-89	430	-6	9	-28	35
TP22	82	-22	-115	-71	-25	350	-45	-16	9	1
TP42	15	-46	-74	33	90	489	38	2	-57	-95
TP52	-107	-132	-174	-19	-51	322	-37	-88	-43	88
TP73	21	-88	-180	-20	-70	289	-85	-132	-72	79
TP91	-334	-309	-304	-160	-96	389	29	10	29	71

#### 4.10.2. Anomalías de T<sub>min</sub> mensual.

En azul, las anomalías negativas, que indican un año más frío y en rosa las anomalías positivas que representan un mes más cálido que la media.

Tabla 35. Anomalías de temperatura mínima del mes de diciembre ( 2000-2009)

dic	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009
AL31	0.4	-0.7	1.6	-0.2	0.7	-1.5	0.1	-0.3	-0.8	0.0
AL41	0.5	-1.1	2.1	0.4	1.5	-1.1	0.7	-0.5	-0.9	0.0
AL62	1.1	-0.5	2.2	0.5	1.1	0.8	1.4	1.7	0.0	1.4
CA12	1.7	0.2	2.1	0.4	1.4	-1.3	0.2	-0.1	-1.4	0.2
CA21	-0.1	-1.3	1.5	-0.1	0.5	-1.2	0.2	-0.1	-1.2	-0.1
CA42	0.0	-1.2	2.1	-0.4	1.2	-1.3	0.6	-0.2	-1.0	0.5
CA52	-0.1	-1.4	1.5	-0.5	1.1	-0.9	0.4	-0.1	-1.2	-0.1
CA73	1.3	0.0	1.9	0.3	0.9	-0.8	0.1	-0.1	-1.2	-0.1
CA91	0.3	-1.2	1.8	-0.4	1.2	-1.5	0.4	-0.5	-1.4	0.3
CI22	0.3	-1.5	1.8	-0.2	0.5	-1.6	0.0	-0.1	-0.5	0.4
CI32	0.0	-1.3	2.2	-0.2	0.8	-1.5	-0.1	-0.3	-0.8	0.3
CI42	0.2	-1.1	2.4	-0.2	1.3	-2.4	0.0	-0.4	-0.8	0.3
CI52	-0.1	-1.1	2.1	-0.1	2.1	-1.6	-0.1	-0.9	-0.8	0.6
CI71	0.0	-1.0	2.1	0.0	1.4	-1.5	0.0	-0.6	-0.4	0.5
CR12	0.7	-1.4	2.3	0.0	0.8	-1.8	-0.3	-0.4	-0.8	0.8
CR32	0.9	-0.4	2.9	0.9	2.7	-1.1	0.0	-1.0	-0.7	0.6
CR42	0.3	-1.4	2.2	0.1	1.4	-1.5	-0.3	-1.0	-0.7	0.2
CR52	0.7	-1.7	2.2	-0.3	1.4	-1.2	-0.8	-0.6	-0.8	0.4
CR61	0.0	-2.1	-0.2	-1.3	-1.4	-1.3	-0.7	0.0	-1.4	0.5
JU12	-0.1	-1.3	2.2	-0.1	0.9	-1.5	-0.1	-0.8	-0.8	0.5
JU42	0.4	-1.4	1.8	-0.3	0.8	-1.7	-0.6	-0.7	-0.5	0.7
JU52	0.3	-1.8	2.3	-0.1	1.0	-1.1	0.2	-0.8	0.5	1.1
JU71	0.5	-1.2	2.6	0.2	0.9	-1.1	0.8	0.3	0.0	0.2
JU81	0.1	-1.8	2.8	0.0	1.0	-1.7	0.2	-0.3	0.1	0.4
LO11	0.9	-0.3	1.7	0.1	0.6	-1.3	0.2	-0.9	-1.6	0.6
LO21	1.1	-1.0	1.7	-0.4	0.2	-1.4	-0.3	-0.6	-1.8	0.5
LO31	-0.1	-1.0	1.2	-0.4	0.3	-0.8	0.2	0.2	-1.6	0.3
LO41	1.1	-0.8	1.9	-0.1	0.2	-1.2	-0.2	-1.0	-1.9	0.3
LO51	0.8	-0.8	1.3	-0.2	-0.1	-1.0	-0.2	-0.1	-1.7	0.1

dic	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009
LO61	-0.1	-1.1	0.8	-0.3	1.1	-0.8	0.7	-0.7	-1.1	1.3
ML12	-0.6	-1.9	2.1	0.1	1.5	-2.1	-0.4	-0.6	0.2	0.6
ML21	0.2	-1.3	1.8	0.0	1.8	-1.2	0.7	0.4	-0.1	0.9
MO12	0.1	-1.3	1.7	0.0	1.0	-1.5	-0.1	-0.2	-0.8	-0.2
MO22	-0.2	-1.1	1.5	-0.2	0.8	-1.7	0.5	-0.2	-0.6	0.0
MO31	-0.6	-1.7	2.2	-0.5	1.3	-2.3	0.2	0.0	-0.1	0.5
MO41	-0.2	-1.8	1.6	-0.3	0.6	-1.5	0.6	0.1	-1.1	-0.1
MO51	0.4	-1.4	1.8	-0.4	0.3	-1.5	-0.3	-0.3	-0.8	0.2
MO62	0.1	-1.1	1.6	-0.1	0.9	-1.4	0.3	0.0	-0.6	0.4
MU21	-0.9	-1.4	1.8	-0.6	1.5	-2.3	0.0	0.0	-0.5	0.3
MU31	-0.2	-1.5	1.8	0.0	1.4	-1.0	0.7	-0.1	-0.5	0.7
MU52	0.7	-1.2	1.9	0.1	0.6	-1.1	0.2	0.2	-1.1	-0.1
MU62	0.4	-1.3	1.9	0.0	1.4	-1.7	0.3	-0.3	-0.9	0.3
TP22	-0.3	-0.8	1.0	-0.5	1.4	-0.7	0.5	-0.1	-1.2	0.0
TP42	-0.1	-0.9	0.7	-0.9	0.8	-1.4	0.8	0.1	-0.6	0.8
TP52	0.2	-0.6	1.9	0.0	1.1	-0.7	0.6	0.5	-1.1	-0.4
TP73	-0.2	-1.0	1.8	0.0	1.2	-0.7	0.7	0.6	-1.2	-0.2
TP91	1.5	0.4	2.3	0.3	1.3	-1.3	0.2	0.0	-1.3	0.3

Tabla 36. Anomalías de temperatura mínima del mes de diciembre ( 2010-2019)

dic	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
AL31	-1.5	-0.4	-0.4	-0.5	-0.2	1.0	1.8	-1.4	0.7	1.5
AL41	-1.3	-0.5	-1.0	-1.0	-0.7	0.2	2.7	-1.5	-0.4	1.9
AL62	0.3	-1.3	-1.9	-1.4	-1.5	0.8	0.6	-2.8	-1.6	-0.8
CA12	-2.9	-1.9	-0.4	-0.6	-0.7	0.9	1.8	-1.4	0.0	1.8
CA21	-1.6	0.5	-0.5	-1.0	-0.5	1.4	1.3	-0.3	0.9	1.8
CA42	-1.0	-0.1	-1.1	-1.0	-0.5	0.6	2.1	-1.4	0.1	2.1
CA52	-1.4	0.1	-0.6	-0.2	0.1	1.2	1.6	-0.7	-0.2	1.3
CA73	-1.3	-0.3	-0.5	-0.9	-0.6	0.6	0.6	-0.9	0.1	0.9
CA91	-1.2	0.3	-0.5	-0.8	0.0	1.1	1.7	-1.5	0.1	1.6
CI22	-1.1	0.5	0.0	-1.3	0.0	0.0	0.9	-0.7	0.9	1.9
CI32	-1.4	0.4	-0.5	-1.2	-0.1	0.5	1.4	-1.1	0.7	2.2
CI42	-0.8	-0.3	-1.0	-1.7	-0.3	0.8	2.3	-1.8	0.5	2.8
CI52	-0.4	-0.5	-1.3	-0.9	0.0	0.7	2.3	-1.9	-0.4	2.4

dic	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
CI71	-0.1	-0.3	-0.8	-1.2	-0.1	0.6	1.8	-2.0	-0.3	2.0
CR12	0.3	0.0	0.1	-1.3	-0.3	0.1	0.8	-1.6	0.1	1.9
CR32	-0.1	-1.1	-1.4	-1.2	-1.0	0.2	2.4	-3.0	-1.4	1.9
CR42	-0.2	-0.5	-0.8	-1.2	0.0	0.8	1.8	-1.2	-0.2	2.1
CR52	-0.6	-0.8	-0.4	-0.8	-0.3	0.9	1.9	-1.1	-0.1	2.0
CR61	-0.3	0.7	2.0	-1.1	-0.2	2.9	0.4	-1.0	2.2	2.3
JU12	-0.8	0.3	-0.5	-1.6	0.0	0.6	2.1	-1.7	0.4	2.3
JU42	-0.1	0.4	0.2	-1.9	-0.8	0.3	1.7	-0.9	0.3	2.3
JU52	-0.2	0.3	0.2	-1.7	-0.5	0.0	0.0	-1.4	-0.3	2.0
JU71	-0.9	-0.2	-1.0	-1.9	-0.5	-0.4	1.7	-2.2	-0.2	2.3
JU81	-0.8	-0.4	-0.7	-1.5	-0.3	0.2	1.8	-1.7	0.2	2.3
LO11	-1.0	-0.5	-0.7	-1.4	-0.8	1.5	2.3	-1.6	0.0	2.1
LO21	-0.7	-0.4	0.1	-1.1	-0.7	1.2	1.7	-0.7	0.4	2.2
LO31	-0.7	-0.3	-0.4	-0.4	0.2	1.5	1.6	-0.9	-0.1	1.2
LO41	-0.6	-0.9	0.1	-0.8	-0.6	1.2	1.8	-1.6	0.6	2.2
LO51	-1.1	-0.1	0.1	-1.1	-0.4	1.7	1.0	-0.8	0.9	1.8
LO61	-0.1	-1.2	-0.5	-1.0	-0.7	0.7	2.7	-2.0	0.3	2.0
ML12	-0.9	0.7	-0.4	-1.2	0.3	0.1	2.1	-1.7	0.0	2.0
ML21	-0.5	1.3	-1.3	-1.7	-0.7	0.1	1.0	-2.3	-0.1	0.9
MO12	-1.8	0.4	0.1	-0.8	0.0	0.9	1.4	-1.1	0.6	1.8
MO22	-1.8	0.5	-0.2	-1.0	-0.2	0.9	1.9	-1.5	0.8	1.7
MO31	-0.9	0.2	-0.8	-0.7	-0.2	0.6	2.7	-1.9	0.1	1.9
MO41	-1.6	-0.3	-0.2	-0.4	-0.4	1.7	1.7	-1.1	0.9	1.7
MO51	-1.6	0.4	-0.1	-0.7	-0.2	1.4	1.2	-0.9	0.8	1.7
MO62	-1.1	0.6	-0.2	-1.2	-0.3	0.2	0.7	-0.5	0.5	1.3
MU21	-1.5	0.6	-0.2	-0.5	0.0	1.0	2.2	-1.6	0.7	1.4
MU31	-1.1	0.9	0.1	-0.3	0.3	0.0	0.5	-2.3	-0.5	1.0
MU52	-2.0	0.1	-0.1	-1.3	-0.8	0.5	0.7	-1.1	1.9	1.9
MU62	-1.5	0.1	-0.7	-0.9	-0.5	1.1	2.1	-1.6	0.3	1.7
TP22	-1.2	-0.3	-1.0	-0.6	-0.6	1.6	2.5	-1.5	0.0	1.7
TP42	-0.7	-3.2	-1.6	-0.5	0.1	1.7	3.2	-1.0	0.6	2.3
TP52	-1.8	0.2	-0.9	-0.9	-0.8	1.4	1.7	-1.6	0.0	1.3
TP73	-1.9	0.3	-0.9	-1.1	-0.7	1.3	1.6	-1.4	0.4	1.3
TP91	-1.3	-0.4	-1.3	-1.1	-0.5	-0.1	0.7	-1.9	0.5	1.9

Tabla 37. Anomalías de temperatura mínima del mes de enero ( 2000-2009)

ene	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009
AL31	-2.03	1.73	-0.11	-0.19	0.79	-2.63	-0.57	-0.11	-0.15	0.54
AL41	-1.56	2.23	0.96	0.79	0.43	-3.35	0.41	-1.17	-1.04	1.19
AL62	-0.93	1.81	0.90	0.40	1.61	-1.43	0.33	1.35	2.23	0.63
CA12	0.13	2.62	1.19	0.55	1.11	-1.64	-0.52	-0.54	-0.16	0.11
CA21	-1.58	0.63	-0.15	-0.03	1.62	-2.17	-1.21	-0.10	0.02	-0.15
CA42	-1.95	1.51	0.06	0.03	0.57	-2.66	-0.44	-0.76	-0.22	0.64
CA52	-1.90	1.32	-0.17	-0.38	0.46	-2.53	-0.66	-0.61	0.02	0.66
CA73	0.58	2.19	1.00	0.59	1.16	-1.19	-0.61	-0.59	-0.08	-0.03
CA91	-2.00	1.36	0.23	0.07	0.81	-2.59	-0.64	-0.65	-0.31	0.39
CI22	-2.92	1.12	-0.24	0.05	2.58	-2.92	-1.37	-0.12	0.10	-0.15
CI32	-2.73	1.01	-0.02	0.02	1.75	-2.67	-0.96	-0.11	-0.03	-0.15
CI42	-2.48	1.34	0.69	0.24	1.22	-3.62	-0.70	-0.36	-0.37	0.48
CI52	-2.26	2.06	0.66	0.04	0.83	-3.35	0.08	-1.03	-0.90	0.74
CI71	-2.21	1.48	0.46	0.14	1.23	-2.22	-0.25	-0.53	-0.50	0.68
CR12	-2.67	2.03	0.42	0.14	1.03	-3.51	-1.61	-0.30	0.03	0.21
CR32	-1.37	3.16	1.23	-0.15	0.71	-3.10	-0.07	-0.68	-0.83	0.97
CR42	-2.22	2.23	0.10	-0.21	1.10	-3.41	-0.49	-0.61	-0.65	0.14
CR52	-2.52	2.37	0.03	-0.65	0.58	-3.02	-0.74	-0.49	-0.02	0.02
CR61	-2.44	0.28	-0.26	-1.38	0.91	-2.56	-1.90	1.95	1.42	-1.28
JU12	-2.46	0.88	0.14	-0.43	1.52	-2.97	-0.64	-0.15	-0.18	0.30
JU42	-2.79	1.70	0.39	0.11	1.33	-3.64	-1.66	0.00	-0.36	-0.11
JU52	-2.83	1.97	-0.05	0.44	1.21	-4.06	-1.16	-0.56	-0.20	0.62
JU71	-2.78	1.48	0.19	0.08	2.13	-3.18	-0.74	-0.14	0.15	0.57
JU81	-3.06	1.44	-0.10	0.04	1.67	-3.10	-0.76	-0.19	-0.32	0.91
LO11	-1.81	2.06	0.34	0.49	1.14	-2.81	-0.59	-0.12	-0.19	-0.10
LO21	-1.86	1.95	0.36	0.10	0.86	-2.68	-0.88	-0.30	0.06	-0.30
LO31	-1.87	1.07	0.19	-0.10	0.07	-2.75	-0.41	-0.82	0.64	0.14
LO41	-1.59	1.63	0.39	-0.22	0.73	-2.62	-1.03	0.21	-0.30	-0.17
LO51	-1.82	1.23	0.35	-0.26	1.34	-2.66	-1.06	0.07	0.40	-0.63
LO61	-2.04	1.47	0.24	-0.03	-0.35	-3.14	0.29	-0.39	-0.42	0.69
ML12	-3.46	1.09	-0.31	0.65	1.86	-3.16	-1.51	-1.06	-0.57	0.72

ene	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009
ML21	-2.22	0.82	0.22	0.43	1.64	-2.09	-0.43	0.17	0.33	1.13
MO12	-2.39	0.98	0.15	-0.07	1.73	-2.63	-1.02	-0.17	-0.28	0.01
MO22	-2.28	0.38	0.18	0.05	1.70	-2.31	-1.19	0.20	0.15	0.16
MO31	-3.01	0.56	0.03	-0.25	0.48	-3.92	-0.62	-0.78	-0.29	1.18
MO41	-2.60	0.66	-0.16	0.03	1.26	-2.43	-0.97	-0.13	0.13	0.29
MO51	-2.41	0.72	0.03	-0.15	1.64	-2.66	-1.42	0.23	0.22	-0.38
MO62	-2.38	0.70	-0.11	0.17	1.85	-1.79	-0.91	0.04	0.19	0.18
MU21	-1.80	0.67	-0.31	-0.15	1.02	-2.47	-1.11	-0.81	0.01	0.57
MU31	-2.76	1.07	0.20	0.17	1.48	-2.15	-0.76	0.00	0.22	0.48
MU52	-1.93	1.17	0.16	-0.03	2.10	-2.02	-1.41	0.39	0.65	-0.27
MU62	-2.04	1.25	0.33	-0.49	1.04	-2.18	-0.71	-0.49	-0.11	0.45
TP22	-1.59	1.04	0.69	-0.26	-0.03	-2.23	-0.03	-0.67	-0.02	0.65
TP42	-1.34	1.09	0.30	-0.64	-0.42	-2.60	-0.88	-0.69	0.28	1.06
TP52	-0.55	1.41	0.58	0.08	1.39	-1.48	-0.26	0.20	0.68	0.01
TP73	-1.25	1.10	0.20	-0.19	1.31	-1.58	-0.19	0.36	0.87	0.04
TP91	0.85	2.62	1.35	0.80	1.29	-1.57	-0.74	-0.49	-0.15	-0.09

Tabla 38. Anomalías de temperatura mínima del mes de enero (2010-2019)

ene	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
AL31	0.16	-0.02	-0.04	0.26	1.95	-1.05	2.31	-0.61	0.44	-0.67
AL41	0.67	-0.08	-0.59	-0.42	1.95	-1.61	2.64	0.06	0.16	-1.67
AL62	1.00	0.90	-1.41	-1.55	0.22	-1.90	0.74	-1.67	-0.68	-2.55
CA12	-0.13	-1.76	-1.75	0.24	1.56	-1.51	1.40	-0.58	0.51	-0.85
CA21	-0.21	-0.24	0.37	0.54	1.52	-1.04	2.07	-0.77	1.22	-0.34
CA42	0.66	0.13	-0.51	-0.04	1.95	-1.13	2.06	-0.34	1.35	-0.90
CA52	0.15	-0.19	0.13	1.09	1.88	-0.90	1.82	-0.55	1.35	-0.99
CA73	-0.23	-0.83	-0.67	0.27	1.00	-1.29	0.78	-1.70	0.49	-0.84
CA91	0.29	0.13	-0.35	0.50	2.16	-1.07	2.02	-0.56	1.06	-0.83
CI22	0.21	-0.74	0.49	1.23	1.70	-1.00	2.11	-0.66	0.88	-0.34
CI32	0.21	-0.59	0.29	0.63	1.70	-0.88	2.34	-0.55	1.19	-0.42
CI42	0.97	-0.31	-0.20	0.04	1.45	-1.08	2.59	0.03	0.92	-0.86
CI52	1.48	0.29	0.16	-0.41	2.13	-1.39	2.39	-0.24	0.35	-1.63
CI71	0.98	0.20	0.04	0.07	1.66	-1.23	1.99	-0.63	0.06	-1.42

ene	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
CR12	1.30	0.40	-0.42	1.00	2.16	-0.85	2.07	-0.97	0.47	-0.93
CR32	1.73	0.08	-0.83	-0.84	2.12	-1.82	2.31	-0.33	0.12	-2.40
CR42	0.83	0.20	-0.09	0.16	2.28	-1.13	2.37	-0.24	0.67	-1.01
CR52	0.70	0.12	-0.26	0.17	2.60	-0.90	2.68	-0.46	0.76	-0.97
CR61	-0.35	0.02	0.52	1.82	1.12	0.52	1.81	-0.90	0.77	-0.05
JU12	0.82	-0.32	0.14	0.53	1.79	-0.70	2.18	-0.64	0.76	-0.58
JU42	0.88	0.09	-0.10	1.62	2.25	-1.24	2.47	-0.68	0.87	-1.13
JU52	1.24	-0.14	-0.64	1.46	2.85	-1.46	2.68	-0.99	0.84	-1.23
JU71	0.81	-0.65	-0.84	1.25	2.03	-1.34	1.88	-1.01	0.81	-0.72
JU81	1.05	-0.54	-0.29	0.69	2.07	-1.42	2.22	-0.54	0.90	-0.66
LO11	0.32	-0.09	-0.12	0.03	1.24	-1.21	2.87	-0.39	0.62	-1.69
LO21	0.40	-0.27	-0.15	0.70	1.36	-0.57	2.45	-0.50	0.55	-1.27
LO31	0.47	0.24	-0.41	0.62	1.46	-0.17	2.12	-0.46	0.58	-0.62
LO41	0.49	0.09	-0.52	0.28	2.01	-0.53	2.40	-0.34	0.03	-0.93
LO51	-0.38	-0.21	-0.10	0.89	1.28	-0.21	1.83	-0.72	0.69	-0.03
LO61	1.74	0.45	-0.84	0.11	1.90	-1.19	2.96	-0.12	0.14	-1.45
ML12	1.00	-0.22	-0.34	0.01	2.81	-1.05	2.48	0.20	1.54	-0.69
ML21	0.80	0.79	0.93	-0.38	0.90	-1.52	1.34	-1.42	-0.13	-1.29
MO12	-0.34	-0.74	0.18	1.20	2.13	-0.85	2.12	-0.70	0.98	-0.31
MO22	-0.35	-0.16	0.22	0.56	1.57	-1.16	2.08	-0.49	1.36	-0.67
MO31	0.84	0.05	0.04	1.05	2.88	-1.54	2.71	0.04	1.61	-1.07
MO41	-0.27	-0.55	-0.12	0.88	2.09	-0.19	1.92	-0.60	1.06	-0.30
MO51	-0.32	-0.39	0.40	0.52	1.76	-0.34	2.12	-0.70	1.12	-0.02
MO62	-0.07	-0.18	0.21	0.74	1.46	-0.90	1.63	-1.02	0.51	-0.33
MU21	0.45	-0.07	0.21	0.32	2.46	-1.37	2.41	-0.36	1.78	-1.46
MU31	0.28	0.16	0.40	1.43	2.49	-0.65	1.30	-1.79	0.04	-1.63
MU52	-0.55	-0.91	-0.55	0.79	1.41	-1.35	1.89	-1.26	0.71	1.02
MU62	0.18	-0.28	-0.14	0.71	2.13	-1.72	2.50	-0.73	1.15	-0.86
TP22	0.19	0.28	-0.13	0.00	1.60	-1.28	1.63	-0.21	0.98	-0.62
TP42	0.76	0.65	-2.00	0.24	1.31	-1.10	1.77	0.39	1.61	0.20
TP52	-0.63	-0.62	-0.30	-0.17	0.95	-1.38	1.20	-0.74	0.81	-1.20
TP73	-0.27	-0.65	-0.07	0.06	1.05	-1.38	0.95	-0.59	0.93	-0.69
TP91	-0.05	-0.21	-0.91	-0.04	1.04	-1.54	0.54	-1.27	-0.64	-0.81

Tabla 39. Anomalías de temperatura mínima del mes de febrero (2000-2009)

feb	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009
AL31	0.58	0.12	-0.29	-0.04	-0.04	-2.80	-0.71	2.34	1.42	-0.88
AL41	0.28	0.22	-0.87	0.54	0.71	-2.70	-0.35	2.15	0.98	-1.10
AL62	1.90	0.74	0.60	-0.09	0.68	-1.87	0.23	2.69	2.07	0.45
CA12	2.26	0.74	0.40	0.50	0.02	-2.11	-1.11	1.71	1.27	-1.10
CA21	1.18	-0.53	-0.52	-0.13	-0.15	-2.16	-0.80	1.81	0.83	-1.18
CA42	0.49	-0.50	-1.05	0.45	-0.09	-2.59	-1.13	1.71	1.60	-0.96
CA52	0.59	-0.50	-1.01	-0.05	-0.17	-1.99	-0.82	2.06	1.37	-0.75
CA73	2.22	1.09	0.66	0.56	0.20	-1.50	-0.90	1.58	1.06	-0.96
CA91	0.69	-0.24	-0.91	0.24	-0.26	-2.67	-0.65	2.00	1.01	-1.59
CI22	1.32	0.35	0.28	-0.06	-0.41	-2.50	-0.53	2.64	0.56	-0.57
CI32	1.13	0.04	0.04	0.08	-0.25	-2.49	-0.72	2.24	1.05	-0.81
CI42	0.56	0.21	-0.25	0.32	-0.40	-2.88	-0.69	2.60	1.04	-0.80
CI52	0.04	0.22	-1.24	0.00	0.00	-2.30	-0.79	2.06	1.65	-1.09
CI71	0.38	0.15	-0.44	0.18	-0.23	-2.00	-0.57	2.01	1.01	-0.75
CR12	0.66	0.33	-0.21	-0.30	-0.14	-2.90	-1.06	3.47	0.81	-0.24
CR32	-0.34	1.12	-0.68	0.37	0.42	-2.06	-0.48	2.75	1.60	-0.84
CR42	0.64	0.55	-0.46	-0.35	-0.25	-2.49	-0.68	2.49	0.86	-1.00
CR52	0.26	0.68	-0.33	-0.47	-0.24	-2.36	-0.86	2.48	0.83	-0.83
CR61	1.90	0.03	1.32	-1.30	-0.29	-2.95	-0.87	2.53	1.01	0.21
JU12	1.06	0.01	-0.26	-0.08	-0.18	-2.89	-0.63	2.37	1.07	-0.85
JU42	1.58	0.37	-0.44	-0.63	-0.20	-2.98	-0.49	2.90	0.89	-0.14
JU52	0.73	0.23	-0.69	-0.61	-0.41	-3.19	-0.16	3.42	0.54	-0.14
JU71	1.01	0.32	0.17	0.69	-0.23	-2.76	-0.83	2.70	0.99	-0.39
JU81	0.54	-0.08	-0.67	0.66	-0.16	-2.79	-0.44	3.06	1.06	-0.23
LO11	0.99	0.71	0.12	-0.08	0.11	-2.58	-1.13	2.34	1.43	-1.10
LO21	1.41	0.86	0.04	-0.20	0.19	-2.89	-0.70	2.09	1.00	-1.15
LO31	-0.05	-0.12	-0.67	-0.42	0.31	-2.86	-1.06	1.89	1.82	-0.80
LO41	1.26	0.84	0.01	-0.13	0.52	-2.68	-0.34	2.42	0.24	-0.71
LO51	1.99	0.49	0.88	-0.74	-0.22	-2.69	-1.03	1.98	0.94	-1.10
LO61	0.03	0.08	-1.06	-0.05	-0.02	-2.68	-0.49	2.33	2.21	-0.82
ML12	-0.29	-0.09	-1.43	0.58	-0.46	-2.98	-1.16	2.07	0.65	-0.40
ML21	0.37	0.22	-0.15	0.16	0.02	-2.32	-0.59	2.36	1.94	0.11

feb	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009
MO12	1.15	0.07	0.13	-0.08	-0.07	-2.57	-0.90	2.07	0.57	-0.77
MO22	1.14	-0.01	0.32	0.03	-0.20	-2.58	-0.65	2.44	0.97	-0.98
MO31	0.16	-0.78	-1.31	0.72	-0.88	-3.41	-0.93	2.50	1.86	-0.06
MO41	1.02	-0.28	-0.32	0.00	-0.47	-2.82	-0.99	2.33	1.22	-0.46
MO51	1.58	0.43	0.23	-0.31	-0.30	-2.79	-0.85	2.06	0.81	-0.68
MO62	1.02	0.17	0.35	-0.04	-0.21	-2.10	-0.84	2.12	0.99	-0.67
MU21	2.05	-0.52	-0.59	0.41	-0.24	-2.52	-1.43	2.26	1.11	-1.33
MU31	0.33	-0.28	-0.22	0.15	-0.01	-2.21	-0.38	2.16	1.59	-0.39
MU52	1.52	0.54	0.79	-0.39	-0.10	-2.66	-0.73	2.42	0.84	-0.80
MU62	0.79	-0.24	-0.37	0.04	0.07	-2.45	-0.75	2.05	1.31	-0.75
TP22	0.42	-0.68	-0.54	0.14	0.50	-2.31	-1.24	1.36	2.54	-0.02
TP42	0.72	-0.59	-1.11	-0.20	-0.67	-2.92	-2.23	1.13	2.90	0.07
TP52	1.71	0.28	0.30	0.12	0.38	-1.69	-0.81	2.30	2.11	-0.61
TP73	1.42	-0.08	-0.14	-0.13	0.34	-1.70	-0.77	2.47	2.11	-0.59
TP91	2.68	1.18	0.73	0.78	0.34	-1.82	-1.40	1.41	1.45	-1.05

Tabla 40. Anomalías de temperatura mínima del mes de febrero (2010-2019)

feb	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
AL31	0.01	-0.70	-3.37	-0.30	0.87	1.05	2.46	2.13	-1.40	-0.45
AL41	0.81	-0.98	-3.90	-0.54	0.94	1.70	2.50	1.95	-0.44	-1.90
AL62	0.94	0.83	-4.33	-2.06	-0.48	-0.83	1.30	1.44	-2.32	-1.91
CA12	0.40	-1.70	-4.48	-0.25	0.81	0.59	1.98	1.78	-1.00	-0.71
CA21	0.22	0.04	-3.05	-0.67	1.20	0.04	2.15	2.12	-0.35	-0.04
CA42	0.59	-0.37	-3.70	-0.37	1.21	1.16	2.30	2.13	-0.37	-0.51
CA52	0.40	-0.78	-3.06	-0.06	1.01	1.09	2.05	1.63	-0.49	-0.53
CA73	0.01	-1.10	-2.99	-0.28	0.46	0.30	1.11	0.99	-1.98	-0.50
CA91	0.44	-0.41	-3.15	-0.35	1.42	0.81	2.54	2.39	-0.79	-0.53
CI22	0.09	0.14	-3.40	-0.38	1.04	0.00	1.81	1.20	-0.96	-0.62
CI32	-0.05	-0.29	-3.69	-0.48	1.19	0.41	1.81	1.61	-0.68	-0.14
CI42	0.15	-0.63	-3.85	0.13	0.37	1.11	2.08	2.43	-0.98	-0.52
CI52	0.73	-0.31	-3.56	-0.09	0.56	1.57	1.88	2.19	-0.68	-0.82
CI71	0.28	-0.24	-2.87	0.05	0.29	1.00	1.64	1.60	-0.77	-0.71
CR12	1.00	0.65	-3.89	-0.26	1.40	0.69	1.25	1.88	-1.31	-1.83

feb	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
CR32	1.47	-0.69	-4.51	-0.66	0.15	1.80	1.70	2.10	-1.29	-1.95
CR42	0.44	0.47	-3.36	0.16	0.71	1.14	1.66	1.86	-1.12	-1.23
CR52	0.70	0.16	-3.93	-0.05	1.23	0.78	1.84	2.11	-1.05	-0.96
CR61	-0.03	1.69	-2.86	-1.31	0.58	-0.91	1.37	1.71	-1.53	-0.29
JU12	0.40	-0.38	-3.82	-0.23	0.83	0.70	2.44	1.84	-0.88	-0.51
JU42	0.61	-0.46	-4.78	-0.40	1.08	0.69	1.93	1.95	-0.82	-0.64
JU52	1.07	-0.66	-4.56	0.19	1.73	0.87	2.15	1.42	-0.73	-1.20
JU71	0.41	-0.70	-4.65	-0.11	0.63	0.73	2.37	1.67	-0.82	-1.19
JU81	0.59	-0.52	-4.50	0.29	0.98	0.71	2.15	1.64	-0.95	-1.35
LO11	0.52	-0.49	-3.23	-1.51	0.48	0.38	2.92	2.56	-1.34	-1.11
LO21	0.56	-0.34	-3.48	-1.13	0.80	0.56	2.16	2.05	-1.13	-0.71
LO31	0.35	-0.22	-3.76	-0.58	1.47	0.94	2.79	2.27	-0.65	-0.66
LO41	0.74	0.31	-3.90	-1.04	0.93	0.13	1.82	1.87	-1.06	-1.23
LO51	-0.13	-0.13	-3.36	-0.67	0.72	-0.12	1.97	2.12	-1.14	0.26
LO61	1.28	-0.27	-4.25	-0.98	1.00	1.19	2.58	2.53	-1.28	-1.33
ML12	1.07	-0.33	-3.47	0.31	1.79	1.67	1.77	1.59	-0.27	-0.60
ML21	0.98	0.75	-2.16	-1.16	-0.31	-0.13	1.26	0.79	-1.31	-0.81
MO12	-0.40	-0.59	-3.44	0.24	1.12	0.67	1.89	1.58	-0.73	0.06
MO22	-0.14	-0.24	-3.37	-0.24	0.95	0.23	1.45	1.73	-0.70	-0.14
MO31	1.05	-0.49	-4.46	0.35	1.16	1.49	2.16	2.05	-0.17	-1.00
MO41	0.05	-0.53	-3.65	0.20	1.09	0.53	2.00	2.18	-1.05	-0.04
MO51	-0.11	0.03	-3.37	-0.34	0.86	0.19	1.70	1.64	-0.97	0.20
MO62	0.00	0.02	-2.68	-0.17	0.79	0.14	1.13	1.61	-1.47	-0.15
MU21	0.23	-0.33	-4.27	0.41	1.25	0.97	2.11	1.79	-0.11	-1.24
MU31	0.50	-0.01	-3.03	0.24	1.49	0.98	1.15	0.86	-1.75	-1.17
MU52	-0.33	-0.34	-3.77	-0.69	0.97	-0.32	1.61	1.42	-1.16	1.19
MU62	0.25	-0.52	-3.92	0.38	0.87	0.56	2.02	2.03	-0.82	-0.55
TP22	0.37	-1.29	-4.11	0.01	0.26	1.34	1.78	2.34	-0.80	-0.07
TP42	0.75	-0.52	-3.30	-0.34	0.43	1.19	2.07	2.69	-0.23	0.16
TP52	-0.01	-1.38	-3.65	-0.36	0.40	0.10	1.24	1.80	-1.44	-0.77
TP73	0.30	-0.87	-3.37	-0.26	0.47	0.05	1.03	1.71	-1.51	-0.47
TP91	0.16	-0.91	-4.14	-0.46	0.52	0.53	1.43	0.71	-1.92	-0.24

Tabla 41. Anomalías de temperatura mínima del mes de marzo (2000-2009)

marzo	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009
AL31	-0.74	2.43	0.31	0.06	-0.14	-0.98	1.26	-0.45	0.51	-0.55
AL41	-0.86	2.25	0.82	0.39	0.89	0.16	0.16	-0.42	-0.04	-1.26
AL62	0.89	2.72	1.17	1.09	0.15	-0.34	1.35	0.77	1.29	0.49
CA12	1.01	3.05	0.91	0.68	0.18	-0.57	0.78	-0.37	-0.09	-1.32
CA21	-0.26	2.43	-0.36	0.02	-0.24	-1.06	0.96	-0.22	0.11	-1.30
CA42	-0.97	2.14	0.10	0.21	0.06	-0.70	0.71	-0.64	0.21	-0.96
CA52	-0.66	2.48	0.05	0.32	-0.28	-0.62	0.47	-0.36	0.04	-1.30
CA73	0.99	2.62	0.98	0.66	0.23	-0.34	0.56	-0.24	0.20	-1.04
CA91	-0.73	2.39	0.18	0.07	-0.07	-0.67	0.85	-0.87	-0.13	-1.29
CI22	-0.56	3.55	0.54	-0.57	-0.40	-1.07	1.38	-0.38	0.90	-0.87
CI32	-0.49	2.74	0.22	-0.32	-0.25	-0.75	1.39	-0.41	0.68	-0.80
CI42	-0.85	2.83	0.23	0.07	-0.04	-0.98	1.29	-0.15	0.56	-0.90
CI52	-0.73	2.35	0.17	-0.05	0.30	-0.38	1.02	-0.68	0.61	-0.55
CI71	-0.66	2.31	0.14	-0.06	0.20	-0.56	1.12	-0.32	0.78	-0.61
CR12	-0.82	2.86	0.02	-0.57	-0.13	-0.67	1.37	-0.21	0.73	-0.59
CR32	-0.95	3.50	1.32	0.48	1.08	0.01	1.43	-0.10	0.19	-0.72
CR42	-0.93	2.91	0.19	-0.31	-0.15	-0.53	1.41	-0.53	0.48	-0.75
CR52	-1.07	3.12	0.06	-0.55	-0.07	-0.91	1.50	-0.73	0.35	-0.88
CR61	-0.09	2.11	-1.23	-1.35	-0.86	-1.00	1.94	-0.22	0.84	0.66
JU12	-0.32	2.27	-0.41	-0.42	-0.10	-0.79	1.43	-0.27	0.80	-0.65
JU42	-0.51	2.92	0.30	-0.84	0.52	-0.43	1.24	-1.04	0.21	-0.83
JU52	-1.30	2.91	0.37	-0.88	0.17	-0.56	1.91	-0.42	0.95	-0.98
JU71	-0.95	3.12	0.01	-0.34	0.33	-0.59	1.45	-0.12	1.13	-0.54
JU81	-1.13	2.51	-0.17	-0.43	0.39	-0.74	1.34	0.18	1.43	-0.30
LO11	-0.40	3.10	0.63	0.54	-0.11	-0.35	0.70	-0.73	-0.02	-1.09
LO21	-0.17	3.27	0.37	-0.10	-0.13	-0.91	0.78	-0.82	0.31	-0.90
LO31	-0.47	1.79	0.07	0.17	-0.26	-0.95	-0.33	-0.42	0.76	-0.66
LO41	-0.07	2.91	0.15	-0.24	-0.06	-0.33	1.62	-0.65	0.54	-0.63
LO51	-0.05	2.87	0.47	-0.01	-0.63	-1.14	0.74	-0.40	0.57	-0.75
LO61	-0.77	2.31	0.40	0.38	0.12	-0.01	0.67	-0.90	0.59	-0.59
ML12	-1.86	2.94	-0.13	-0.71	0.24	-0.61	1.21	-0.66	1.24	-0.75
ML21	-1.21	2.54	-0.07	-0.11	0.36	-0.52	1.61	0.24	1.36	0.35

marzo	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009
MO12	-0.20	2.91	0.32	-0.10	-0.44	-1.03	1.12	-0.32	0.67	-1.02
MO22	-0.46	2.08	0.06	0.10	-0.15	-0.95	0.97	0.22	0.72	-0.48
MO31	-1.58	2.10	-0.20	-0.58	0.00	-1.37	1.43	-0.20	0.95	-0.47
MO41	-0.43	2.62	-0.08	0.14	-0.28	-1.22	0.89	-0.07	0.65	-0.75
MO51	-0.07	2.94	0.18	-0.24	-0.58	-1.32	1.21	-0.46	0.49	-0.64
MO62	-0.44	2.85	0.16	-0.25	-0.22	-0.83	1.15	-0.15	0.95	-0.69
MU21	0.62	1.96	0.31	-0.23	0.29	-0.89	1.08	-0.10	0.44	-1.89
MU31	-0.94	2.51	0.24	0.04	-0.03	-0.64	1.39	-0.17	0.95	-0.47
MU52	0.15	3.37	0.30	-0.24	-0.37	-1.43	1.35	-0.33	0.64	-1.12
MU62	-0.54	2.65	0.20	0.08	-0.04	-0.76	1.16	-0.33	0.46	-1.01
TP22	-0.17	1.68	0.61	0.86	0.55	-0.33	0.23	-0.30	-0.18	-0.95
TP42	-0.50	1.60	0.06	0.14	-0.56	-0.95	-0.18	-0.61	0.69	-0.66
TP52	0.30	2.37	0.77	0.66	0.41	-0.29	1.06	0.28	0.79	-0.94
TP73	0.05	2.16	0.71	0.62	0.32	-0.28	0.98	0.29	0.72	-0.77
TP91	1.20	3.03	1.14	0.82	0.41	-0.45	0.49	-0.46	0.07	-0.92

Tabla 42. Anomalías de temperatura mínima del mes de marzo (2010-2019)

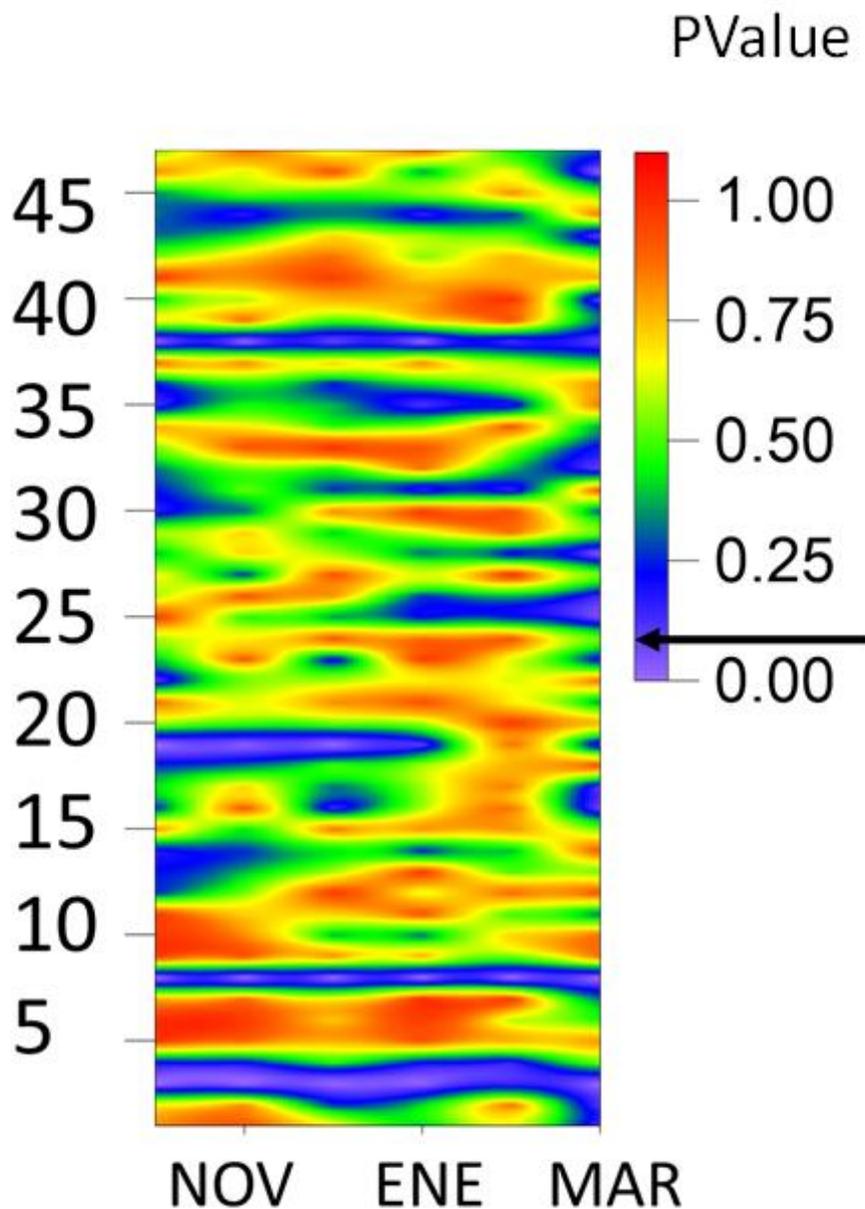
marzo	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
AL31	-1.10	-0.11	-2.01	1.01	-0.23	1.11	-0.55	-0.16	1.01	-0.70
AL41	-0.87	1.11	-2.45	1.87	-0.96	0.56	-1.06	-0.25	2.03	-2.07
AL62	-0.46	-0.52	-1.79	-0.30	-0.82	-1.23	-1.18	-0.57	-1.03	-1.67
CA12	-0.86	-0.90	-3.29	1.33	-0.24	-0.32	-0.25	0.30	1.51	-1.54
CA21	-0.93	0.42	-1.32	0.57	-0.33	0.58	-0.20	0.76	1.19	-0.83
CA42	-0.79	0.58	-1.99	1.41	-0.31	0.51	-0.60	0.42	1.63	-1.02
CA52	-0.98	0.30	-1.30	1.26	-0.11	0.35	-0.46	0.13	1.51	-0.84
CA73	-1.02	-0.33	-1.70	0.63	-0.44	-0.39	-0.46	-0.21	0.06	-0.76
CA91	-0.92	0.42	-1.85	1.28	-0.08	1.01	-0.11	0.43	1.21	-1.12
CI22	-1.05	-0.34	-2.68	0.91	-0.68	0.70	-0.04	0.72	0.84	-0.89
CI32	-1.17	-0.41	-2.14	0.69	-0.26	1.06	-0.07	0.46	0.55	-0.72
CI42	-0.93	0.26	-2.53	0.83	-0.60	0.98	-0.31	1.03	0.64	-1.42
CI52	-0.74	0.93	-2.65	1.33	-0.06	0.91	-0.80	-0.38	1.03	-1.63
CI71	-0.71	0.43	-2.22	1.00	-0.28	0.75	-0.29	-0.10	0.26	-1.21
CR12	-0.84	0.39	-1.97	1.52	-0.54	0.95	-0.87	-0.28	0.86	-1.23
CR32	-0.23	1.18	-3.50	1.49	-1.48	0.75	-1.54	-1.06	1.05	-2.91

marzo	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
CR42	-0.87	0.98	-2.19	1.40	-0.75	1.06	-0.85	-0.60	1.17	-1.14
CR52	-1.08	0.21	-2.17	1.51	-0.30	1.06	-0.70	-0.14	1.57	-0.77
CR61	-0.87	-0.50	-0.32	-0.21	-0.22	1.65	-0.38	0.77	-1.24	0.53
JU12	-0.75	0.20	-2.08	0.85	-0.09	1.25	-0.46	0.14	0.29	-0.89
JU42	-1.14	0.32	-2.43	1.20	-0.78	1.00	-0.63	0.68	1.10	-0.86
JU52	-0.57	0.30	-2.66	1.30	-0.31	0.78	-0.50	-0.25	1.18	-1.46
JU71	-0.80	-0.19	-2.61	1.14	-0.56	1.14	-0.67	-0.84	0.62	-0.74
JU81	-0.63	-0.08	-2.77	1.33	-0.40	0.66	-0.52	0.02	0.85	-1.53
LO11	-0.91	-0.43	-1.52	1.02	-0.96	0.73	-0.19	0.63	0.32	-0.96
LO21	-1.12	-0.25	-1.62	1.26	-0.80	0.95	-0.63	0.18	0.82	-0.48
LO31	-1.03	0.26	-1.56	1.16	0.12	0.50	-0.13	0.39	0.92	-0.35
LO41	-1.01	-0.06	-1.94	0.73	-0.28	1.09	-0.97	0.19	0.25	-1.25
LO51	-1.46	-0.54	-1.36	0.91	-0.37	0.57	-0.45	0.83	0.13	0.07
LO61	-0.38	0.16	-2.44	1.36	-0.46	1.07	-0.74	-0.36	0.97	-1.39
ML12	-0.51	0.91	-2.94	0.72	-0.88	1.36	0.71	0.15	1.67	-2.11
ML21	-0.11	1.52	-1.46	-0.61	-1.28	0.23	-0.96	-0.20	-0.15	-1.52
MO12	-1.55	-0.29	-2.05	0.88	-0.30	0.90	-0.13	0.46	0.72	-0.53
MO22	-0.99	0.01	-1.88	0.28	-0.46	0.81	-0.04	0.62	0.17	-0.62
MO31	-0.49	0.75	-2.18	1.41	-0.39	0.98	0.31	0.18	1.31	-1.94
MO41	-1.32	0.06	-1.62	0.71	0.28	0.50	-0.18	0.43	0.24	-0.57
MO51	-1.20	-0.30	-1.90	0.31	-0.25	0.87	0.26	0.51	0.42	-0.23
MO62	-1.07	0.16	-1.92	0.42	-0.53	0.67	-0.34	0.25	-0.10	-0.07
MU21	-0.57	0.54	-2.16	0.89	-0.36	0.40	-0.06	0.56	0.92	-1.74
MU31	-0.63	0.66	-1.66	1.65	-0.03	0.51	-1.29	-0.38	-0.27	-1.44
MU52	-1.22	-0.22	-2.23	0.46	-0.61	0.13	-0.28	0.32	0.56	0.77
MU62	-0.82	0.16	-2.14	0.91	-0.30	0.37	-0.28	0.37	0.95	-1.07
TP22	-0.60	1.05	-2.59	0.85	-0.18	-0.15	-0.75	0.58	0.50	-0.72
TP42	-0.29	1.24	-1.43	0.51	-0.27	0.33	-0.42	0.82	0.95	-0.46
TP52	-1.02	0.29	-2.10	0.23	-0.89	-0.47	-0.43	0.23	0.09	-1.33
TP73	-0.68	0.29	-1.66	0.39	-0.66	-0.40	-0.51	0.05	-0.13	-1.50
TP91	-0.86	0.42	-2.44	0.44	-0.20	-0.23	-1.04	-0.78	0.22	-0.85

#### 4.10.3. Tendencia T<sub>min</sub> absoluta

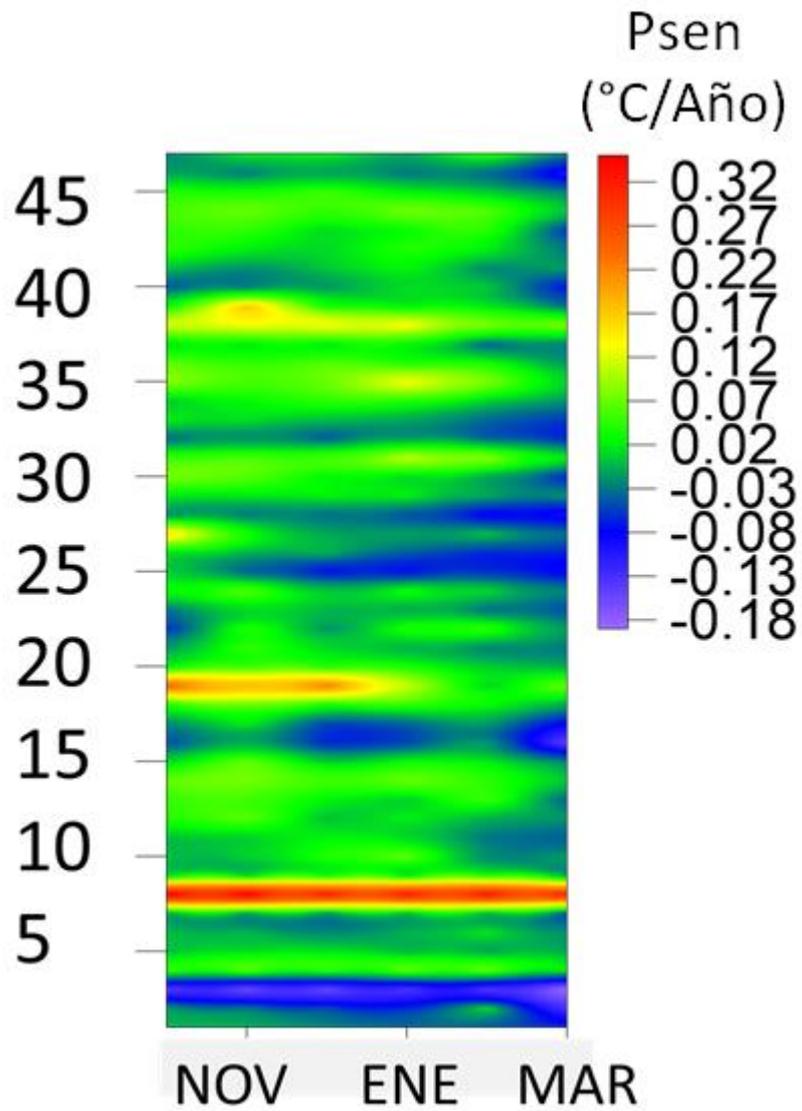
Hacemos un diagrama de Hovmoller con los valores del p-value del test de Mann Kendall y la Psen (pendiente de Sen) para las EMAs.

Figura 90. Diagrama de Hovmoller del P-Value de la temperatura mínima absoluta



Elaboración propia

Figura 91. Diagrama de Hovmoller de la Pendiente de Sen de la temperatura mínima absoluta



Elaboración propia

#### 4.10.4. Tendencia horas-frío anuales

Con los valores anuales de horas-frío registradas en cada una de las EMAs, el test de Mann-Kendall y la pendiente de Sen arrojan el siguiente resultado:

En color rosa, los valores de p-value que están por debajo de 0.05 y que marcan el límite de la significancia o no de la tendencia detectada por el test y cuya pendiente viene marcada por el valor del Test de Sen, en la

Tabla 43. Valores del Test de Mann-Kendall y Pendiente de Sen para las horas-frío anuales.

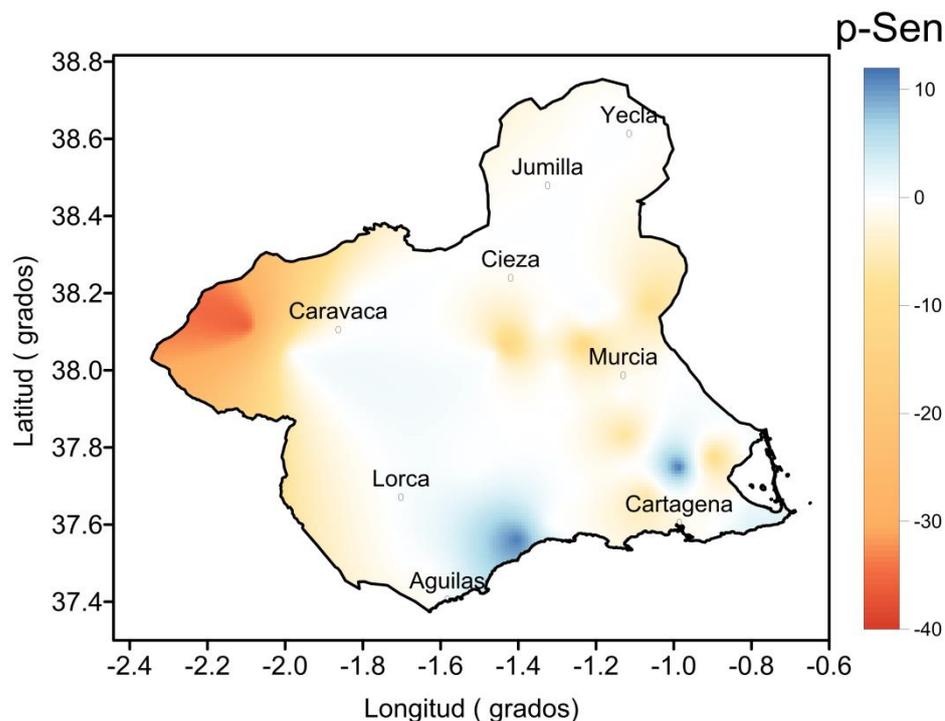
	P VALUE	TAU	PENDIENTE DE SEN
AL31	0.9225	-0.021	-0.7628
AL 41	0.6265	0.0842	3.1666
AL62	0.01248	0.4105	11.5784
CA12	0.1528	0.2387	8.075
CA21	0.05559	-0.3157	-7.6626
CA42	0.4359	-0.1319	-4.6098
CA52	0.05145	-0.3219	-6.3939
CA73	0.000995	0.5455	2.5
CA91	0.381	-0.1473	-4.5416
CI22	0.7703	-0.0526	-2.2583
CI32	0.4555	-0.1263	-3.275
CI42	0.3145	-0.1684	-6.7156
CI52	0.6265	-0.08421	-3.6764
CI71	0.7455	-0.058	-3.513
CR12	0.2174	-0.2058	-6.6904
CR32	0.1119	0.2631	7.9714
CR42	0.5376	-0.1052	-3.8272
CR52	0.1443	-0.2421	-7.1659
CR61	0.007084	-0.4421	-36.0537
JU12	0.163	-0.2315	-8.4375
JU42	0.6265	-0.0842	-4.9285
JU52	0.9741	0.0105	0.2666
JU71	0.4957	0.1157	3.4642
JU81	0.8967	0.0263	3.211
LO11	0.4173	0.1368	5.1964
LO21	0.7212	-0.0631	-3.173
LO31	0.2692	-0.1856	-2.8017

	P VALUE	TAU	PENDIENTE DE SEN
LO41	0.8967	0.0263	1.3535
LO51	0.3987	-0.1424	-3.3928
LO61	0.7951	0.0474	1.5357
ML12	0.02972	-0.3578	-12.8214
ML21	0.559	0.1002	6.9166
MO12	0.1046	-0.2691	-6
MO22	0.4555	-0.1263	-3.1041
MO31	0.05559	-0.3157	-10.9954
MO41	0.05973	-0.3113	-8.7638
MO51	0.163	-0.2315	-6.4924
MO62	0.3987	-0.1424	-2.4047
MU21	0.4555	-0.1263	-6.0625
MU31	0.8711	-0.0315	-0.6636
MU52	0.5813	-0.0947	-2.1
MU62	0.4173	-0.1368	-2.8333
TP22	0.4957	-0.1157	-2.5058
TP42	0.02729	-0.3641	-9.9615
TP52	0.2058	0.2105	4.8391
TP73	0.5813	0.0947	2.1428
TP91	0.0272	0.3641	15.0312

Otra forma de visionar los valores significativos de la Tabla 26 es plasmarlos en un mapa de la Región de Murcia para poder interpretar los resultados del valor de la pendiente de Sen en estaciones en los que el test de Mann-Kendall ha detectado tendencias significativas. Tal es el caso de AL62, CA73, CR61, ML12, TP42 y TP91.

En colores cálidos se representan las estaciones con pendientes de Sen negativas, esto es, las que están registrando una tendencia con menos horas –frío por año. En colores fríos, azul, las dos estaciones que manifiestan un aumento de horas-frío al año según el test de tendencia y el test de Sen.

Figura 92. Pendiente de Sen para las Horas-Frío anuales



Elaboración propia

#### 4.10.5. Tendencia del número de heladas anuales

Realizando el test de Mann-Kendall para el número de heladas anuales registradas en cada estación, encontramos que hay dos estaciones ML21 y CR32 con tendencias significativas, pero con unas pendientes de Sen muy pequeñas, pero positivas, que indican una tendencia positiva, una tendencia de 0.1 heladas más al año para la estación muleña ML21 y de 1.2 para CR32 ubicada en Cehegín.

Tabla 44. Test de Mann-Kendall del número de heladas anuales para cada EMA.

estación	p-value	estación	p-value	estación	p-value
AL31	0.1108	CR42	0.8445	ML21	0.04323
AL 41	0.8449	CR52	0.3121	MO12	0.64
AL62	0.4879	CR61	0.4333	MO22	0.2516
CA12	0.5119	JU12	0.1807	MO31	0.126

estación	p-value	estación	p-value	estación	p-value
CA21	1	JU42	1	MO41	0.2827
CA42	0.4248	JU52	0.82	MO51	0.8819
CA52	0.6395	JU71	0.6258	MU21	0.7675
CA91	0.7526	JU81	0.5132	MU31	0.7306
CI22	0.089	LO11	0.5113	MU52	0.5442
CI32	0.3049	LO21	0.8664	MU62	0.8088
CI42	0.414	LO31	0.4879	TP22	0.6658
CI52	0.7206	LO41	0.435	TP42	0.8673
CI71	0.8186	LO51	0.8014	TP52	0.246
CR12	0.474	LO61	0.5152	TP73	0.6141
CR32	0.04074	ML12	0.2162	TP91	0.3322

#### 4.10.6. Tendencia anomalías de las temperaturas mínimas

Por último, aplicamos el test de Mann-Kendall a las anomalías de las temperaturas mínimas de los meses más frío con el objetivo de evaluar si hay, o no, tendencias significativas. Encontramos lo siguiente:

Tabla 45. Resultado test Mann-Kendall ( p-value) de las anomalías de las temperaturas mínimas para los meses de invierno.

	dic	ene	feb	mar		dic	ene	feb	mar
AL31	0.6732	0.5376	0.9741	0.5813	LO11	0.7703	0.9741	0.6265	0.3145
AL 41	0.7212	0.5813	0.5813	0.1834	LO21	0.4555	0.8203	0.6732	0.7212
AL62	0.0086	0.0179	0.1630	0.0001	LO31	0.4173	0.4957	0.4957	0.6732
CA12	0.3145	0.2843	0.6732	0.0980	LO41	0.5813	0.9741	0.4957	0.3468
CA21	0.2058	0.4957	0.3810	0.5376	LO51	0.2838	0.2843	1.0000	1.0000
CA42	0.7212	0.6265	0.4173	0.9741	LO61	0.7703	0.8203	0.9741	0.4173
CA52	0.4555	0.3145	0.3810	0.9741	ML12	0.4957	0.2058	0.2561	0.8711
CA73	0.2843	0.0855	0.1273	0.0048	ML21	0.4957	1.0000	0.4555	0.0556
CA91	0.8711	0.6265	0.5813	0.9225	MO12	0.3810	0.4957	0.7212	0.8203
CI22	0.2561	0.2559	0.4957	0.9741	MO22	0.3145	0.4555	0.9225	0.7212

	dic	ene	feb	mar		dic	ene	feb	mar
CI32	0.3145	0.3145	0.9741	0.9741	MO31	0.4173	0.1834	0.2843	0.7703
CI42	0.7703	0.6732	0.9225	0.8203	MO41	0.2561	0.3468	0.5813	0.9225
CI52	0.6969	0.9225	0.5813	0.4957	MO51	0.3145	0.2843	0.9741	0.8203
CI71	0.9741	0.7703	0.9225	0.4957	MO62	0.6265	0.4555	0.9225	0.9741
CR12	0.7703	0.7212	0.8711	0.4957	MU21	0.1834	0.3468	0.5813	0.5813
CR32	0.0855	0.5813	0.9741	0.0556	MU31	0.9225	0.8203	0.9225	0.1834
CR42	0.7703	0.5813	0.7703	0.3468	MU52	0.9741	0.4555	1.0000	0.8711
CR52	0.4173	0.3468	0.6732	0.9225	MU62	0.8203	0.5813	0.6265	0.7703
CR61	0.0058	0.1273	0.6265	0.6732	TP22	0.6732	0.4957	0.5376	0.1443
JU12	0.3810	0.4555	0.9741	0.8203	TP42	0.3468	0.1630	0.1273	0.6732
JU42	0.6732	0.6732	0.9225	0.8203	TP52	0.6732	0.3145	0.4555	0.0058
JU52	0.6265	0.6732	0.6732	0.8711	TP73	0.9741	0.7703	0.7212	0.0163
JU71	0.3145	0.8711	0.7212	0.2843	TP91	0.2561	0.0478	0.2561	0.0032
JU81	0.7703	0.7703	0.8711	0.7212					

Tabla 46. Valores de la pendiente de Sen en las estaciones donde la tendencia de las anomalías mensuales es significativa.

	dic	ene	feb	mar
AL62	-0.1341685	-0.1190653		-0.1651039
CA73				-0.0874132
CR61	0.1521141			
TP52				-0.08512673
TP73				-0.08490591
TP91		-0.08964516		-0.1068937

# V -DISCUSIÓN DE RESULTADOS

---



## V - DISCUSIÓN DE RESULTADOS

### 5.1. HOMOGENIZACIÓN DE BASES DE DATOS.

Como puede verse en las Figuras 12 a 14, se ha conseguido completar todos los huecos en los que no había registro horario de temperatura. Mirando a las Figuras, vemos que el patrón se respeta pero, con estaciones como CA73 o CI71, donde el número de huecos rellenados están entre el 80-85 % (Anexo I), los valores extremos no son significativos. Esto lo hemos podido comprobar en el cálculo de las horas-frío en la estación CA73 que ha dado valores muy por debajo de la media de estaciones vecinas, de ahí que hemos sido prudentes a la hora de extraer conclusiones en las estaciones que tenían un alto porcentaje de datos faltantes respecto del período de estudio 2000-2019. En el Anexo I pueden verse estas estaciones, siete en concreto, TP91, CA12, CR61, TP52, MO62, CI71 y CA73, para las que las conclusiones que se puedan extraer en las otras cuarenta, no podrán aplicarse sin una reflexión previa y un análisis más completo de los registros de las mismas.

Una novedad añadida es el patrón de temperatura media anual horaria durante el período de estudio 2000-2019, que hemos presentado en la Figura 15, para las estaciones JU42, AL62, CA42, CI22 y CR32, donde puede verse, sin dificultad, la crudeza de los inviernos en la parte izquierda y derecha de las gráficas, en las estaciones de Cehegín (CR61) y Yecla (JU42), principalmente. Al mismo tiempo, la severidad de los veranos también queda de manifiesto en la parte central, para las mismas estaciones. La bondad térmica de la costa puede verse para la estación AL62, en Mazarrón y, para las estaciones de Balsapintada (CA42) y Estación de Blanca (CI22), que están más en el interior, se observan unos inviernos más suaves, aunque el rigor del verano queda patente al observar la distribución horaria de la temperatura. Estas representaciones son las “huellas térmicas” de cada una de las estaciones y tienen utilidad, no sólo en agricultura y ganadería, también en arquitectura, no en vano, la información que arroja es de vital importancia para la construcción. También, las compañías eléctricas pueden conocer, a partir de estas “huellas”, las necesidades de energía que tendrá la

población que reside en esos lugares. Las cuarenta y siete “huellas térmicas” están disponibles para su descarga y son un resultado “sobrevenido” de esta Tesis Doctoral pero de una importancia extraordinaria para conocer, de un solo vistazo, el régimen térmico de un lugar.

Así pues, tras la homogenización de datos, tenemos validadas las siguientes bases de datos que pasan a estar disponibles al público y que se han utilizado para caracterizar el régimen de heladas en la Región de Murcia:

1. Base de datos 2000-2019 de temperatura máxima absoluta diaria.
2. Base de datos 2000-2019 de temperatura mínima absoluta diaria.
3. Base de datos 2000-2019 de temperatura máxima diaria.
4. Base de datos 2000-2019 de temperatura mínima diaria.
5. Base de datos 2000-2019 de Amplitud Térmica diaria.
6. Base de datos 2000-2019 de temperatura horaria.

A partir de la base de datos horaria de temperatura, hemos obtenido y validado las siguientes, que han sido utilizadas en los epígrafes sucesivos:

7. Base de datos 2000-2019 de Horas-Frío diarias.
8. Base de datos 2000-2019 de días con helada.
9. Base de datos 2000-2019 de duración diaria de helada.
10. Base de datos 2000-2019 de Probabilidad (semanal y mensual) de helada.

## 5.2. TEMPERATURAS MÍNIMAS Y MAPAS DIARIOS.

Los mapas climatológicos de temperaturas mínimas y mínimas absolutas mensuales son uno de los resultados centrales de esta Tesis Doctoral pues, a partir de los datos diarios de cuarenta y siete estaciones repartidas por la geografía de la Región de Murcia se ha conseguido hacer una rejilla con una resolución de 250 metros, lo que proporciona una valiosísima información, no sólo a agricultores y ganaderos. El conocimiento del campo murciano es ahora mayor y la elección de GWR como método de interpolación es otro hecho contrastado a partir de la comparación con el método OLS.

Los estadísticos de la regresión GWR arrojan un RMSE medio de 0.72 °C a 0.91 °C para la temperatura mínima absoluta y de 0.8°C a 1.0 °C para los cálculos



encuentran. También se puede observar los efectos de la Sierra de Quibas y de Barinas en los mapas, con tonalidades más frías, junto a la Sierra de la Pila, Ascoy, del Oro y de Ricote, que flanquean el curso del río Segura desde el límite de la provincia con Albacete, donde, la sierra de la Muela, del Gavilán y la de Moratalla, conforman el otro polo frío de la Región de Murcia.

Así pues, los mapas mensuales de temperatura hablan por sí solos. En invierno tenemos al Altiplano y el Noroeste como las zonas frías por excelencia de la Región. Si trazamos una diagonal entre la Sierra del Carche y la del Gigante, dividiríamos la RM en las dos grandes zonas térmicas que pueden adivinarse viendo los mapas.

En los mapas estacionales también pueden verse los elementos geográficos de la Región de Murcia, llamando la atención, en verano, las altas temperaturas del Valle del Guadalentín y de la Vega del Río Segura.

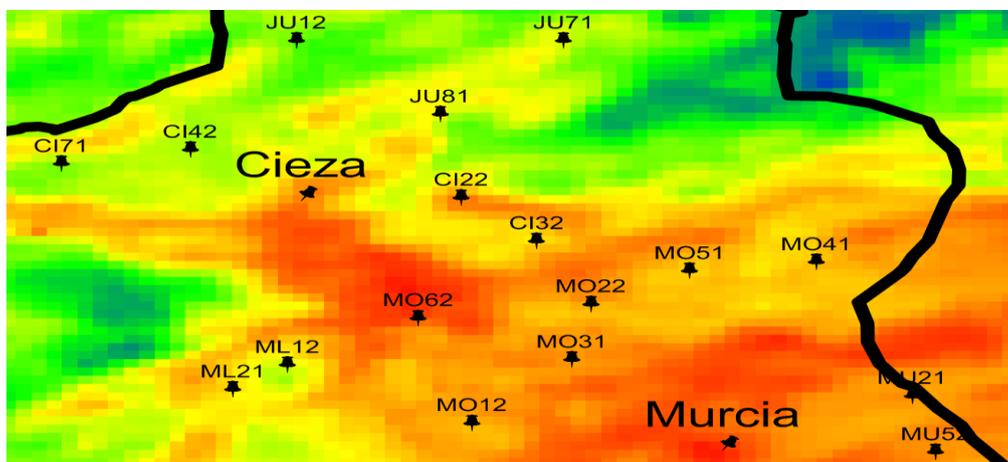
Observamos que Enero, Febrero y Diciembre, por este orden, son los meses fríos y que Noviembre y Marzo son los meses de transición. Tenemos, pues, una caracterización climática a 250 metros de resolución de todos los puntos de la Región de Murcia. Para comprobar la bondad del método GWR, no hay más que descargar estas imágenes y, con un programa como QGIS, comprobar la lectura térmica del pixel, y los de sus vecinos, en el que pongamos nuestra atención.

Las imágenes de los días más fríos, ponen de manifiesto la importancia de conocer la distribución espacial de la temperatura en zonas donde no hay EMAs que registren la misma. Así, se puede ver cómo en zonas de la Sierra del Carche y la Sierra de la Magdalena, en el Altiplano, el 29 de enero de 2006 (Figura 24), se llegaron a alcanzar temperaturas inferiores a los 20 bajo cero pero. Son visibles también en la rejilla de ese día los pasillos que dejan entre sí las Sierras de El Molar con Sierra Larga y de ésta con la Sierra de la Pila. Una atención pormenorizada con el programa informático adecuado, QGIS por ejemplo, nos ilustra la diferencia de temperaturas entre puntos de una misma zona, lo que nos va a ayudar a conocer mejor la climatología de esa parcela concreta.

Hasta ahora, cuando se dice que la temperatura en tal municipio es una, se le asigna ese valor a todo el término municipal, aún a sabiendas, por la sabiduría popular de la zona, que eso no es así, que hay zonas de una misma finca donde se puede producir una helada y otras en las que no, que es el caso que nos ocupa en

esta Tesis Doctoral. Como además, caracterizar el régimen de heladas lleva asociado el conocimiento histórico de los episodios de frío, se ha realizado una pequeña recopilación de días en los que las temperaturas fueron sensiblemente más bajas de lo normal como, por ejemplo, en el episodio del 26 al 28 de enero de 2005 que, como veremos más adelante en la explicación sinóptica, se alcanzaron temperaturas negativas en la casi totalidad de la Región de Murcia y, donde más de la mitad de la Región, alcanzó los  $-10^{\circ}\text{C}$ .

Figura 94. Pixelado de 1 km de resolución de una imagen de temperatura diaria en la Vega Media



Elaboración propia

La selección de los días más fríos del período 2000-2019, se hizo, como se dijo anteriormente, a partir del percentil 5 (P5) de las temperaturas mínimas mensuales de los meses de enero y febrero. Así las cosas, de los cientos de días de helada o con temperaturas bajas, seleccionamos los más extremos por ser, algunos de éstos, los que generaron pérdidas económicas en el campo y son el motivo de la preocupación de nuestros agricultores. Hemos recopilado, por tanto, una cantidad de información histórica que será, sin duda alguna, el punto de partida de futuras actividades académicas.

A modo de ejemplo, los resultados que hemos plasmado en este manuscrito han sido los días en los que se han sucedido heladas tardías, con consecuencias serias para los árboles, que trajeron pérdidas millonarias al campo murciano, hablamos de los días 3 de marzo de 2004, 9 de marzo de 2005 y 28 de marzo de 2019.

### 5.3. CARACTERIZACIÓN DEL RÉGIMEN DE HELADAS.

#### 5.3.1. Días con heladas al año.

Tal y como ocurría con los mapas de temperatura, tenemos dos zonas claramente diferenciadas del resto, a saber, el Altiplano de Yecla y Jumilla y el Noroeste que abarca las poblaciones de Caravaca, Moratalla y Cehegín, donde las días de helada al año superan los treinta. La diagonal Yecla-Lorca, divide la Región de Murcia en una fría frente a otra más cálida donde, las heladas, son una situación meteorológica excepcional. La Vega Media del Segura y los Campos de Cartagena y Lorca están suficientemente delimitadas en el mapa de la Figura 33.

En las tablas 4 y 5 se han recogido las heladas anuales registradas en cada una de las EMAs analizadas para nuestro estudio en el período 2000-2019. Llama la atención, en primer lugar, por su proximidad geográfica, la diferencia de heladas entre las estaciones de Totana (AL31) y Alhama (AL41), casi 6 veces menos heladas en la estación totanera que en la de alhameña.

Las estaciones situadas en el Campo de Cartagena se caracterizan por, prácticamente, no registrar heladas, salvo las situadas en el término municipal de Fuente Álamo donde, en Balsapintada (CA42) y Campillo Abajo (CA91) con 56 y 34 heladas respectivamente a lo largo del período de estudio.

En la Vega Media, las estaciones de Cieza (CI42) y Calasparra (CI52) han registrado 238 y 588 heladas en veinte años, frente las 43 y 64 de las estaciones situadas en los términos de Blanca y Ulea. La quinta estación, CI71, ubicada también en el término municipal de Calasparra, con 113, es de esas estaciones con las que hay que tener especial cuidado, ya que el 80% de los valores diarios han sido rellenados por SVM y, ya sabemos, que lo que prima en los rellenos son las temperaturas medias y las tendencias y no los extremos de temperatura que son los que marcan si hay o no helada.

En el Altiplano tenemos las tres estaciones del término de Jumilla ( JU71, JU81 y JU12) que registran, aproximadamente, la mitad de heladas que las ubicadas en el término de Yecla ( JU42 y JU52). Efectivamente, la orografía del terreno y la proximidad al Valle del Segura son factores importantes que tienen que ver en ello.

La cuarta zona de EMAs, la de Lorca, tiene en La Paca (LO41) y Puerto Lumbreras (LO61), las estaciones con más heladas durante estos años, con 446 y 235 respectivamente. Las estaciones que están en pleno Campo de Lorca, y que registran entre tres y cuatro heladas anuales de media, son Purias ( LO11) y Pozo Higuera( LO21). Por último, las EMAs situadas en el término municipal de Águilas, LO31 y LO51 tiene registradas heladas ocasionales coincidentes con los episodios más fríos que ha tenido la región en este tiempo, en enero de 2005 y febrero de 2012.

En el Noroeste, están las estaciones de Barranda, en Caravaca( CR12) y la de El Chaparral, en Cehegín( CR32) cuyo número de heladas, 884 y 1099 respectivamente, es muy superior a las 339 de la estación de Venta Ulea, en Moratalla(CR42) y a las 340 de La Torrecica, también en Cehegín( CR52). Por último, la estación Casas del Rey, en Moratalla (CR61), con más de un tercio de los datos rellenados por SVM, tiene registradas 504 heladas, así pues, prudencia a la hora de emitir conclusiones de esta estación.

En el término de Mula, tenemos dos estaciones que, a pesar de estar a la misma altura sobre el nivel del mar, tienen un número de heladas muy distinto. La que hay en Yechar ( ML12) registró 313 heladas frente a las 41 de Mula( ML21).

En la huerta de Murcia, las estaciones de El Llano(MO31) y Beniel(MU31) con 342 y 124 heladas respectivamente, sobresalen del resto que no superan la helada anual y que, por ejemplo, en el caso de Ojós (MO62) ,el termómetro no ha tomado temperaturas negativas en veinte años.

Por último, en el campo de Cartagena, se detectan 47 y 49 heladas en todo este tiempo en las estaciones de San Javier y Torre Pacheco, TP22 y TP42, respectivamente y, en el resto, heladas ocasionales coincidentes con episodios fríos que han afectado a toda la Península Ibérica.

Para todas las estaciones, el año 2005 es el año con más heladas, seguido de 2012 y los años con menos heladas fueron 2016 y 2002.

Más adelante, se presenta el estudio de la tendencia del número de heladas anual de cada una de las estaciones, con las que podrá emitirse, o no, alguna conclusión sobre el cambio climático, otro de los objetivos paralelos que se persiguen con este trabajo de recopilación de información.

### 5.3.2. Distribución de heladas mensuales

Al estudiar la distribución mensual de las heladas registradas, lo primero que tenemos que reconocer es que Enero registra la tercera parte de las heladas que se producen en la RM (3072 heladas de las 9081), seguido de Diciembre y Febrero con 2337 y 2126 respectivamente. Durante los meses de Marzo y Noviembre, tenemos contabilizadas 782 y 700 heladas.

Las heladas de Abril, Mayo y Octubre quedan para estaciones situadas en el Noroeste y en el Altiplano. Con la Figura 34 podemos tener una visión general y poder comparar más fácilmente los datos de helada entre distintas EMAs.

### 5.3.3. Distribución de heladas semanales

Hay varios aspectos interesantes que comentar respecto de la distribución semanal de heladas, lo que podemos ver en las Tablas 7 a 10 del capítulo anterior. En primer lugar, la segunda y la cuarta semana de enero son las más prolifas en registrar temperaturas bajo cero. Después, la última de diciembre y la tercera de enero son las más peligrosas para la agricultura.

En el mes de marzo, las dos primeras semanas han registrado más del doble que la tercera del mes, lo que nos indica que la tercera semana de marzo, el riesgo de helada es mucho menor que en las dos primeras.

Llama la atención que la tercera semana de noviembre tenga más días con el termómetro en negativo que la cuarta, aunque esto no suceda para todas las estaciones.

Lo que sí es evidente es que, esta información semanal del número de heladas ocurridas durante el período de estudio 2000-2019, caracteriza cada una de las estaciones y puede ayudar a un agricultor a tomar decisiones a la hora de hacer una siembra o planificarla para minimizar el riesgo de heladas cuando la planta esté brotando.

De otra parte, y como se ha comentado anteriormente, las cuarenta y siete estaciones de la red SIAM, tienen datos desde el año 2000, año en el que este estudio, va a designar como el del inicio de un nuevo período de referencia para detectar posibles señales de cambio climático. Se trata de comparar datos comparables y, antes del año 2000, no disponíamos de datos de este tipo.

#### 5.3.4. Duración de las heladas registradas

La duración de las heladas marca, y mucho, los efectos que puedan tener las temperaturas negativas alcanzadas, de ahí que nos detengamos para analizar este aspecto.

En primer lugar, se ha representado la duración de la helada media en los meses de invierno, siendo las estaciones del Noroeste (CR61, CR12 y CR32) con 7.4, 7.2 y 6.8 horas de duración, respectivamente, las que más duran, seguidas por las del Altiplano (JU42 y JU52) con 6.6 y 6.2 horas de duración la helada media. En el extremo opuesto vemos las EMAs que están al lado de la costa.

En Otoño, la duración de las heladas viene liderada por CR32 Y CR12 con 3.1 y 2.9 horas respectivamente, seguidas de la estación yeclana JU42 con 2.7 horas de media de registros negativos de temperatura.

Respecto de las heladas en Primavera, la estación CR12 registra una duración media de 3.7 horas. Esta vez, la segunda en duración es CR61 con 2.9 horas y la estación del Altiplano de Yecla, JU42 con una duración media de 2.5 horas.

También se ha hecho una representación gráfica de la duración de las heladas por meses, siendo los meses de enero y diciembre los que más duración presentan. En el mes de enero, las tres estaciones del Noroeste, CR61, CR12 y CR32 son las que lideran el ranking de duración con 8.1, 8.0 y 7.3 horas respectivamente. Le siguen las dos estaciones del Altiplano yeclano, JU42 y JU52 con 7.1 y 6.8 horas de helada.

En el mes de diciembre siguen siendo las mismas cinco estaciones las que tienen mayor duración, siendo, de más a menos, 7.1 a 6.1 horas de duración de helada media.

En el mes de febrero, la estación lorquina de La Paca (LO41) presenta una duración media de 5.2 horas tras las cinco estaciones del Noroeste y Altiplano que vuelven a marcar los máximos, este mes entre las 5.7 horas de JU52 a las 7.6 horas de CR61.

Pero quizás, el dato más importante, lo arroje el mes de marzo, ya que las heladas que se producen en este mes son las más peligrosas por el estado fenológico de las plantas que, en este mes, está muy avanzado, los frutos están brotando o los árboles están floreciendo. Conociendo el valor de la helada media,

el agricultor puede preparar estrategias para afrontar las heladas. Así, encontramos que la estación con más duración es CR61, con 6.3 horas, seguida de CR12 y JU42 con 5.2 horas. La estación de La Paca aparece en cuarto lugar con una duración media de 4.5 horas. Las estaciones costeras no registran heladas en marzo pero, el resto sí y su duración varía desde la hora y media a las cuatro horas.

### 5.3.5. Intensidad de las heladas registradas.

Con el criterio de Da Motta (1961) se ha realizado la distribución por intervalos de temperatura de las heladas acaecidas durante el período 2000-2019.

Encontramos que el 65% de las heladas han tenido una intensidad entre los 0°C y los -2°C, lo que se dice heladas suaves, es decir, dos de cada tres heladas que se registran en la RM.

Las heladas moderadas, entre -2°C y -4°C suponen el 25%, las heladas fuertes (entre -4°C y -6°C) suponen un 7.7% del total, un 1.9% las heladas muy fuertes (entre -6°C y -8°C) y las severas (entre -8°C y -10°C) y muy severas (temperaturas inferiores a -10°C) un 0.5% y un 0.15% respectivamente.

Estos son los valores detectados en las estaciones, no los resultados de la interpolación GWR que sirve para cualquier punto de la RM. En ese caso, necesitaríamos de mejores recursos informáticos para el cálculo en todos y cada uno de los puntos o píxeles de la RM, aunque queda anotado como pendiente para poder realizarlo en un trabajo posterior con los medios técnicos adecuados.

En el Campo de Cartagena, Murcia y la costa de Mazarrón y Águilas, el 100% de las heladas son suaves, es decir, con temperaturas entre -2°C y los 0°C.

Las EMAs que tienen entre el 90 y el 96 por ciento de las heladas suaves son las que se encuentran en Mula (ML21), Fuente Álamo (CA91), Molina de Segura (MO22) y en San Javier y Torre Pacheco, en las estaciones TP22 y TP42.

Las estaciones que registran, como suaves, entre un 75% y un 90% de las heladas totales son CI42 (Cieza), ML12 (Yechar), Moratalla (CR42), Alhama de Murcia (AL41), Cehegín (CR52), Blanca (CI22), Ulea (CI32), Abanilla (MO41), Lorca y Puerto Lumbreras (LO11 y LO61), y las restantes del Campo de Lorca y Huerta de Murcia, salvo las de La Paca y El Llano.

Interesante es conocer el porcentaje de las heladas moderadas, las que oscilan entre los dos bajo cero y los cuatro grados negativos ( $-4^{\circ}\text{C} < T < -2^{\circ}\text{C}$ ). La estación CR32, situada en El Chaparral, tiene un 33% de heladas moderadas, un 47 % de heladas suaves y un 15% de heladas fuertes (entre  $-4^{\circ}\text{C}$  y  $-6^{\circ}\text{C}$ ).

Todas las estaciones del Altiplano de Yecla y Jumilla registran más de un 20% de heladas moderadas y entre un cinco y un diez por ciento de heladas fuertes. Iguales porcentajes tienen la estación lorquina de La Paca, El Llano en Molina de Segura y la EMA de Cieza.

Las heladas muy fuertes ( $-8^{\circ}\text{C} < T < -6^{\circ}\text{C}$ ) suponen algo más del 2% en las estaciones CR52, JU71, CR12, JU42, JU52 y CR32. y las heladas severas y muy severas quedan ubicadas en EMAS del Noroeste Altiplano.

La Figura 40 refleja, de manera simple, los valores que tenemos en la Tabla 11 de heladas registradas según la temperatura y, como hemos dicho, nos ofrece una información valiosa para conocer, de entrada, los extremos climáticos del emplazamiento de la estación meteorológica.

### 5.3.6. Índice SiFRI

El índice SiFRI (Simple Frost Risk Index) se ideó para discriminar las distintas heladas (9081 en total) que se han producido y registrado en las distintas estaciones automáticas. De esta forma, hemos podido decir que una helada ha sido más peligrosa que otra, pues no teníamos forma de decirlo. No hay fórmula alguna que contenga la duración de la helada y la intensidad de la misma y pueda clasificar la peligrosidad o riesgo de la helada para los cultivos.

Así las cosas, se probó a utilizar una expresión básica, la ecuación 16, que fuera proporcional a los dos factores que contribuyen para identificar una helada como peligrosa, y los resultados han servido para el fin que nos propusimos:

Una vez realizados los cálculos, los validamos con registros de la hemeroteca para validar si las heladas que produjeron millones en pérdidas también aparecían con un valor alto del índice SiFRI. Al ser positiva nuestra hipótesis, hemos trabajado con los valores máximos alcanzados, como ya dijimos en el apartado 3.6.5 de esta Tesis Doctoral.

Comentar que el índice SiFRI alcanza el máximo en el mes de enero, como la intuición nos hace esperar, salvo para la estación ML12, en Yechar, donde



### 5.3.7. Fecha de la primera y última helada.

El estudio pormenorizado de las fechas de la primera y última helada arroja las siguientes curiosidades que hemos de tener en cuenta para caracterizar el régimen de heladas. Es, por tanto, un estudio abierto al cambio y a la suma de nuevos registros que, con el tiempo, darán una visión mucho más amplia y general que la que, ahora mismo, nos ofrecen los veinte años de observaciones, con los que hemos realizado esta Tesis Doctoral.

La primera helada extrema, la helada más temprana del período de estudio 2000-2019, está registrada un 19 de octubre en la estación CR32 en El Chaparral, Cehegín. Le sigue la estación de Barranda (CR12), en Caravaca, con una helada un 26 de octubre. Otras dos estaciones han medido temperaturas bajo cero en el mes de octubre, en concreto el 29, se trata de las estaciones del Altiplano JU42 y JU71. Las primeras heladas extremas van desde el 19 de octubre hasta el 17 de diciembre. Las estaciones que tienen helada extrema en enero, se debe al episodio aislado de 2005 y, por tanto, no es un dato significativo.

La primera helada media, tiene como protagonistas a las estaciones del Noroeste y Altiplano con fechas que van desde el 9 al 25 de noviembre. La primera helada media tiene lugar en el mes de diciembre para las estaciones de La Paca, Román en Jumilla, Moratalla, Cieza, Mula, Molina de Segura, Alhama, Puerto Lumbreras y La Aljorra en Cartagena. El resto tiene una primera helada media en la primera quincena de enero.

La última helada extrema, la helada más tardía registrada en cada una de las EMAs, ocurrió en El Chaparral (CR32), Cehegín, el 2 de mayo, y la segunda más tardía está fechada el 1 de mayo en Barranda (CR12), en el término municipal de Caravaca. Un 22 de abril se registró helada en Pinillos (JU52) en el término de Yecla y un 18 de abril, también en el Altiplano en la estación yeclana de Las Moratillas (JU42). Entre las del noroeste y las del Altiplano de Yecla, se cuela la estación de La Paca, que tiene registrada una helada tardía un 22 de abril. En abril, el día 4 para ser más exacto, también se llegó a temperaturas negativas en las estaciones del término municipal de Jumilla como las JU71 y JU81. La estación muleña de Yechar también llegó a temperaturas negativas.

Las estaciones que tienen heladas extremas en la segunda quincena del mes de marzo son Calasparra, Moratalla, Alhama de Murcia y Molina de Segura, en concreto en la estación de El Llano.

Por último, tenemos en la segunda quincena del mes de marzo las fechas más tardías de la última helada media. Las estaciones que tienen en esta quincena la fecha media de la última helada son CR12, Barranda, el 28 de marzo, las estaciones de Las Moratillas (JU42), en Yecla, y CR32, El Chaparral, en Cehegín, tienen la última helada como media el 22 de marzo y el 17 de marzo tenemos a la otra estación del altiplano yeclano, JU52.

Como se aprecia en la Figura 43, la RM parece cortada por la mitad a través de una línea imaginaria entre Yecla y Lorca, quedando la parte de arriba con períodos de helada superiores a cincuenta días.

#### **5.3.8. Período libre de heladas (PLH)**

El PLH es el período complementario al visto en el apartado anterior. Las estaciones con un PLH amplio, tienen un PCH estrecho. Así las cosas, se puede ver en la Figura 44, sin dificultad, cómo se definen las zonas de la RM con el mismo Período Libre de Heladas. El Noroeste y el Altiplano tienen, prácticamente, los mismos números y, la parte sur de la diagonal Yecla-Lorca con los PLH por encima de los trescientos días al año.

#### **5.3.9. Período de retorno de heladas catastróficas**

Las heladas catastróficas han aparecido en la hemeroteca a lo largo de los últimos años. Se consideran como tales las que han generado pérdidas millonarias en el agro murciano. En la Tabla 14, en la primera columna, tenemos el valor de la temperatura mínima histórica registrada en cada una de las estaciones y, también, puede verse el período de retorno de las heladas fuertes, las que están entre los  $-4^{\circ}\text{C}$  y los  $-6^{\circ}\text{C}$ , destacando los 21 años de las estaciones MO51, ML21, LO21, CI22, CI32 y CA42 ubicadas en los términos municipales de Fortuna, Mula, Lorca, Blanca, Ulea y Fuente Álamo.

Para las heladas severas, tenemos un período de retorno de 21 años en las estaciones CI52, CR42, CR52, JU81, LO11 y MO31 que se encuentran en

Calasparra, Moratalla, Cehegín, Jumilla, Lorca y Molina de Segura, período que se convierte en 10.5 en la otra estación del Altiplano jumillano, la JU71, en las faldas de la Sierra del Carche. Las heladas muy severas, también se han dado en la RM en zonas muy concretas del Noroeste y Altiplano. Los períodos de retorno de las heladas muy severas van desde los 4.2 años de la estación El Chaparral en Cehegín (CR32), los 10.5 años de Barranda (CR12) y las dos estaciones de Yecla, JU42 y JU52, hasta los 21 años de la estación CI52, en Calasparra.

De otra parte, también se consideran heladas catastróficas las que tienen una duración superior a la normal. En la Tabla 15 puede verse, en la primera columna, el valor, en horas, de la máxima duración histórica, en nuestro caso, de los veinte años del período 2000-2019. Se han establecido cuatro categorías de eventos catastróficos. Para la primera categoría, heladas de más de ocho horas de duración, tenemos períodos de retorno de 21 años en las estaciones CA21, CA42, LO51, ML21, MO12, MO22, MO41 y MO51, situadas en los municipios de Corvera, Fuente Álamo, Mula, Torres de Cotillas, Molina de Segura, Abanilla y Fortuna.

Para heladas con una duración superior a las doce horas, las estaciones con período de retorno de 21 años son LO11, LO21, LO61, MU21, AL31 y AL41, que están situadas en los términos municipales de Águilas, Lorca, Puerto Lumbreras, Beniel, Totana y Alhama de Murcia. Para heladas con una duración de más de 18 horas, las EMAs CR32, CR42, CR52, JU12 y JU 52 , ubicadas en el noroeste y Altiplano en los términos municipales de Cehegín, Moratalla y Jumilla tienen un período de retorno de 21 años.

Por último, heladas de más de 24 horas, las hay con un período de retorno de 21 años para la estación yeclana JU52, de 10.5 años para la otra estación yeclana, JU42 y un período de retorno de 4 años en la estación CR12, Barranda, en el término municipal de Caravaca.

A medida que vayamos teniendo más años de datos y, por tanto, la base de datos sea más extensa, la credibilidad del cálculo de los períodos de retorno a través del método de Weibull será mayor. Las series históricas con veinte años de medidas son lo mínimo para tener algo de fiabilidad en las conclusiones que hagamos. Como ya se ha dicho antes, esta Tesis Doctoral sienta las bases y el modelo analítico para futuros estudios de la Región de Murcia.

### 5.3.10. Situaciones sinópticas relevantes

Se han presentado varias de las situaciones sinópticas atmosféricas relevantes que se han dado en episodios de helada en la Región de Murcia.. Vamos a ir comentando los aspectos más significativos de cada uno de ellos.

El estudio sobre la relación con las situaciones sinópticas revela que las olas de frío que afectan a toda la España Peninsular y Baleares están controladas por una configuración sinóptica similar: en superficie un anticiclón en las cercanías de las Islas Británicas y una depresión en el Mediterráneo; en niveles altos una dorsal al NW de Gran Bretaña y una vaguada sobre la Península Ibérica.

A continuación, se describen algunos elementos típicos de la situación sinóptica en Europa durante las heladas en Murcia:

1. Anticiclones continentales: Durante los episodios de heladas en Murcia, es común que se forme un anticiclón continental sobre Europa central o del este. Estos sistemas de alta presión suelen traer aire frío y seco desde el interior del continente hacia el sur, afectando a la región de Murcia.

2. Vientos continentales: La presencia de un anticiclón continental puede generar vientos continentales que soplan desde el norte o noreste hacia la región de Murcia. Estos vientos fríos y secos pueden transportar masas de aire frío desde Europa central y del este, contribuyendo a las bajas temperaturas y la formación de heladas en Murcia.

3. Frentes fríos: En algunos casos, una helada en Murcia puede estar asociada con la llegada de un frente frío desde el noroeste de Europa. Estos frentes transportan aire frío y húmedo, lo que puede aumentar la probabilidad de heladas en la región.

4. Inversiones térmicas: Durante los episodios de heladas, es común que se forme una inversión térmica en Europa, donde el aire frío se encuentra cerca del suelo y el aire más cálido se encuentra en altitudes superiores. Esta inversión térmica puede contribuir a la estabilidad atmosférica y favorecer la formación de heladas.

Es importante tener en cuenta que la situación sinóptica en Europa puede variar en cada episodio de helada en la región de Murcia, ya que puede depender de la interacción de diferentes sistemas meteorológicos a gran escala. Los servicios de pronóstico del tiempo y los meteorólogos realizan un seguimiento

constante de la situación sinóptica en Europa para proporcionar pronósticos precisos sobre las heladas en Murcia.

En Europa, las situaciones sinópticas que pueden causar heladas en España, incluida la Región de Murcia, pueden variar dependiendo de la ubicación y la época del año. A continuación, algunas de las situaciones sinópticas comunes que pueden contribuir a las heladas en España:

1. Flujo de aire frío desde el norte: La llegada de una masa de aire frío desde latitudes septentrionales, como Europa Central o el norte de Europa, puede desencadenar un descenso significativo de las temperaturas en España. Este flujo de aire frío puede estar asociado con sistemas de alta presión en el Atlántico, que dirigen corrientes de aire frío hacia el suroeste de Europa.
2. Frentes fríos: La aproximación de un frente frío puede llevar aire más frío a una región. A medida que el frente se mueve sobre España, puede generar condiciones de inestabilidad y descenso de las temperaturas, lo que aumenta el riesgo de heladas.
3. Inversiones térmicas: Las inversiones térmicas se producen cuando hay una capa de aire cálido sobre una capa de aire frío cerca del suelo. Esto puede ocurrir en condiciones de alta presión y cielos despejados durante la noche, lo que permite que el aire frío se quede atrapado cerca de la superficie y favorezca la formación de heladas.
4. Cielos despejados y ausencia de nubes: Durante las noches despejadas, la radiación de calor desde la superficie terrestre se emite hacia el espacio, lo que provoca un enfriamiento rápido de las temperaturas. La ausencia de nubes también impide que el calor se retenga cerca de la superficie, lo que aumenta el riesgo de heladas.
5. Alta presión en el interior de Europa: La presencia de un sistema de alta presión en el interior de Europa puede conducir a la advección de aire frío desde el continente hacia España, lo que contribuye a la formación de heladas.

Comenzamos con el episodio del 7 al 9 de enero de 2000. Vemos cómo sobre la Península Ibérica hay un potente anticiclón y otro sobre las Azores que aporta aire frío polar sobre el noroeste de la Península. En el mapa de temperatura a 850

hPa no parece haber movimiento de masas de aire sobre la RM, extremo que puede comprobarse con la Figura 46 donde la velocidad del viento es muy pequeña y esto favorece las heladas de irradiación.

La situación sinóptica de los días 16 y 17 de diciembre de 2001 muestra un anticiclón en el norte de las Islas Británicas que aporta aire polar desde el norte. El centro de bajas presiones sobre Italia, empuja esos vientos fríos, que arrastra el anticiclón, sobre la Península, entrando a través de los Pirineos. Este movimiento de masas de aire se puede adivinar en la Figura 49 que representa el mapa de temperatura a 850 hPa. En él puede verse la masa de aire de color azul que arrastra el anticiclón sobre las islas británicas y cómo la borrasca sobre Italia, empuja el aire frío hacia el interior de la Península Ibérica.

Las heladas de marzo de 2004 también tuvieron una situación sinóptica típica. Potente anticiclón sobre Europa que arrastra vientos del norte

En la Figura 52 se puede ver que el 7 y 8 de enero, España se encontraba bajo el influjo de un anticiclón que se situaba sobre la Península Ibérica. Esta situación de estabilidad anticiclónica con vientos flojos, ayuda a que se acumule el aire frío en los fondos de los valles y se puedan dar las heladas de irradiación.

Del 25 de enero al 2 de febrero de 2005, se daba la situación sinóptica que marca la Figura 54, con un anticiclón al oeste de Inglaterra y un centro de bajas presiones sobre Italia. El resultado es un aporte de aire frío procedente de Siberia entrando a la Península a través de los Pirineos.

Un patrón parecido tenemos en febrero de 2005. Tenemos una borrasca sobre Escandinavia que lleva aire frío polar hasta el centro de Europa y el anticiclón que hay al oeste de las islas británicas y el centro de bajas presiones sobre el Mediterráneo, hacen el resto, empujando esas masas de aire más frío, como puede verse en la Figura 57.

Situación parecida del 7 al 10 de marzo de 2005. Anticiclón al oeste de las Islas Británicas, Borrasca sobre Escandinavia que trae aire polar, y la segunda borrasca en el Mediterráneo Occidental que ayuda a canalizar el aire frío(Figura 58)

El 29 de enero de 2006, un anticiclón sobre las islas británicas y una borrasca sobre la Península Ibérica, junto a un frente frío que parece estancarse sobre la Península. No hay, apenas vientos, puede verse en la Figura 61 y en la Figura 60

vemos cómo hay una “gota de aire frío” sobre España. La situación mantenida durante varios días provocó un enfriamiento de las capas bajas cuyos resultados ya conocemos.

El 17 de diciembre de 2010, hay una profunda borrasca sobre la Península Escandinava que arrastra viento polar muy frío sobre el norte de España ayudado del potente anticiclón que hay en el Atlántico Norte y que se ve arrastrado por el anticiclón en Argelia. La velocidad del viento puede verse en la Figura 65.

El 22 de enero de 2011 tenemos el patrón repetido: Anticiclón sobre las Islas Británicas y centro de bajas presiones sobre la Península Itálica, que arrastran los vientos frío de Siberia hacia la Península Ibérica. En la Figura 68, puede verse, sobre Francia el pasillo por donde entra toda esa masa de aire frío a una velocidades que superan los 36 m/s.

Varios días antes de la Ola de Frío de Febrero de 2012 la situación sinóptica en la atmósfera a 850 hPa era la que refleja la Figura 69. Un anticiclón sobre Siberia que arrastra aire frío hasta el centro de Europa y una borrasca sobre el Mediterráneo que va redirigiendo el flujo de aire hacia la Península. El 12 de febrero, en plena oleada de aire frío se sigue observando un anticiclón al oeste de las islas británicas y el centro de bajas presiones mediterráneo que va encauzando el aire frío siberiano que llega del norte de Europa. En la Figura 71 se observa la velocidad del viento y cómo entra el aire frío desde el norte, a través del pasillo que dejan el anticiclón y la borrasca antes mencionada. Los vientos sobre la Región de Murcia son prácticamente nulos, lo que favorece la pérdida radiativa por las noches y que la helada sea más intensa.

Otra situación sinóptica distinta se dio el 9 de diciembre de 2012. La borrasca al norte de Europa lleva las masas de aire frías a Italia y no a España y el anticiclón de las Azores está afectando a España favoreciendo que, por la noche, la pérdida por radiación sea grande. Además, el viento es prácticamente nulo, como puede verse en la Figura 72

En Febrero de 2013 vemos también una lengua de aire frío procedente de Siberia que está impulsada por el anticiclón que hay entre la Península Escandinava y las islas británicas.

En 2014 volvemos a tener el patrón repetitivo en todas las advecciones de aire: anticiclón sobre las islas británicas que arrastra viento del norte y siberiano

que aportan las borrascas que hay en Siberia y el Este de Europa. En este caso, la velocidad del viento es mayor pero, en la RM, la celeridad del mismo está cercana a cero. Se observa claramente el flujo del norte.

El día de la Gran Nevada en la ciudad de Murcia, el 18 de enero de 2017, se observa cómo la lengua de aire siberiano va entrando en la Región a través del Mediterráneo con un flujo de aire húmedo que es quien provoca la precipitación, en este caso, de nieve, por ser las temperaturas tan bajas. La situación sinóptica vuelve a ser la misma de la gran mayoría que hemos visto: anticiclón en el norte de Europa y borrasca entre Sicilia y Córcega, el motor perfecto para “aspirar” aire siberiano y dirigirlo a la Península Ibérica. Las Figuras 78 y 79 son muy esclarecedoras de la situación descrita.

Por último, la situación sinóptica del 11 de enero de 2019 era la que podemos ver en la Figura 80: anticiclón sobre Escandinavia y anticiclón al oeste de las islas británicas. Entre los dos hacen que el aire polar y siberiano pueda descender al sur de Europa.

#### 5.4. PROBABILIDAD DE HELADA

Sin duda alguna, La ecuación de Haan (1979) una vez validada y calibrada nos ha servido para poder espacializar la probabilidad de helada en cada uno de los puntos de la RM. Los mapas mensuales de probabilidad eran otro de los objetivos a los que nos habíamos comprometido. Cada uno de los mapas de probabilidad de helada calculados tiene una resolución de 1km<sup>2</sup> por cada pixel.

La probabilidad calculada por la ecuación de Haan y la calculada a partir de los datos medidos durante el período 2000-2019 están relacionadas por la calibración de la fórmula y el valor de los coeficientes alfa y beta calibrados.

Enero es el mes en el que la probabilidad de helada es mayor, siendo Barranda, en Caravaca, y El Chaparral, en Cehegín, las EMAs que tienen unos valores mayores, 41% y 54% respectivamente. Le siguen las estaciones del Altiplano yeclano, JU42 y JU52 con un 36% y un 33%.

### 5.5. HORAS DE FRÍO

La base datos de horas-frío (HF) realizada a partir de la base de datos de temperatura horaria nos aporta una información muy valiosa para la planificación agrícola y las especies arbóreas que mejor pueden desarrollarse en cada una de las zonas. La Figura 88 muestra las diversas zonas de la RM en función de las HF anuales. Se observan, claramente, tres zonas muy diferenciadas del resto. El Altiplano y el Noroeste, con una horquilla desde las 1200 HF/año hasta las 2000 HF/año, aparecen estratificados con el gradiente de HF apuntando a la zona limítrofe más fría. La zona de la huerta murciana, el Campo de Cartagena y el de Lorca aparecen como la tercera zona diferenciada, con hasta 600 HF al año.

En la Figura 89 se han representado las horas-frío que se acumulan desde octubre a febrero, cuando los árboles ya empiezan a florecer y el descanso invernal se ha acabado. En este caso ya aparece una zona como la de Águilas con unas 100 HF. El Altiplano y el Noroeste están por encima de las 1200 HF al año y la zona central de la RM que oscila entre las 300 y las 800 HF.

Al calcular las HF a partir de las bases de datos de temperaturas máximas y mínimas diarias, nos encontramos con que salen valores que están por debajo de los reales. Esto se resuelve con los factores de corrección mensuales que pueden verse en la Tabla 32 y que oscilan, según la zona, entre 0.6 y 2.5.

La figura 90 presenta claramente las diferencias entre las distintas comarcas de la RM y será de ayuda en futuros estudios.

Las dos bases de datos que se ha obtenido en este apartado son:

- a) Base de datos de horas-frío reales
- b) Base de datos de horas-frío Crossa-Raynaud

### 5.6. ANOMALÍAS Y TENDENCIAS

Las anomalías de las horas frío calculadas, y representadas en las Tablas 33 y 34 nos indican los años fríos y los cálidos del período de estudio. Somos conscientes que sólo disponemos de 20 años de medidas pero, en unos años, serán más y las implicaciones de las anomalías serán más significativas de lo que lo son ahora mismo. En cualquier caso, las anomalías de las HF nos sirven para poder

decir que los años 2005 y 2015 fueron los más fríos del período de estudio, ya que las anomalías son positivas para el 100% de las estaciones.

Se calcularon también las anomalías de las temperaturas mínimas mensuales y, en la Tabla 35, podemos ver en azul los meses que tienen una temperatura más baja que la media del período y en rosa los que tienen una temperatura más alta que la media del período 2000-2019.

Para las estaciones del Noroeste y Altiplano, los años 2001, 2005 a 2008, 2010 a 2014 y 2017 son años en los que las temperaturas han sido menores que la media. Todo esto no es más que información que puede salir de la elaboración de las tablas de anomalías. Aquí no se persigue analizar toda la información, sino plantear las herramientas que nos ayudan a caracterizar el régimen de heladas.

También hemos calculado la tendencia de la temperatura mínima absoluta a través del test de Mann-Kendall y la pendiente de Sen. Los valores se pueden ver en los diagramas de Hovmoller. Los resultados del test arrojan unos números muy claros: tan sólo en una estación se obtiene un p-value significativo de tendencia negativa para los meses de octubre, noviembre, diciembre, enero y marzo, es decir, obtenemos para la estación AL62, en Mazarrón, una tendencias significativas con un p-value inferior a 0.05 y cuya pendiente de Sen es negativa en todos los meses en los que se ha efectuado el test., dicho de otro modo, en la estación AL62 la tendencia es a que vaya disminuyendo, cada año la temperatura mínima absoluta del mes que estemos considerando.

Al realizar el test de Mann-Kendall a las horas-frío anuales registradas en cada una de las EMAs, nos encontramos con que hay estaciones en las que las tendencias van a ser significativas y en unos casos las pendientes son negativas y en otros positivas. Al representar en un mapa (Figura 93) los resultados de la Tabla 43, obtenemos unas zonas del mapa donde el número de HF está disminuyendo, y por tanto, las temperaturas son mayores, pudiendo concluir que hay un pequeño calentamiento en algunas zonas de la RM. En el sentido contrario, el test de Kendall detecta que la estación AL62 lleva una tendencia positiva de horas-frío, lo que significaría un enfriamiento. En cualquier caso, la Figura 93 hay que interpretarla con prudencia. No es calentamiento o enfriamiento. Se trata de tendencias significativas positivas o negativas.

Al número de heladas anuales también le hemos pasado el test de Mann-Kendall y nos encontramos una tendencia significativa en la estación de Yechar, en Mula, con un p-value, como indica la Tabla 44, de 0.04323 y una pendiente positiva de 0.1, dicho de otra manera, que cada año aumenta el número de heladas anuales 0.1. En este caso podemos concluir que el test de Kendall no da tendencias significativas para el número de heladas anuales y, por tanto, nada podemos concluir sobre un posible calentamiento climático si atendemos a esta señal.

Por último, se ha pasado también el test de Mann-Kendall a las anomalías de las temperaturas mínimas. Los resultados nos dicen que sólo hay tendencias significativas en la estación AL62 en los meses de diciembre, enero y marzo con pendientes de Sen -0.13, -0.11 y -0.16. lo que nos puede estar diciendo que en la estación AL62, Mazarrón, la temperatura está disminuyendo. También encontramos para la estación TP73, en el mes de marzo, una tendencia significativa con pendiente de Sen negativa de -0.084 lo que vendría a decir que esta estación también disminuye su temperatura pero muy ligeramente, apenas imperceptible.



## **VI – CONCLUSIONES Y PERSPECTIVAS FUTURAS**

---



## VI -CONCLUSIONES Y PERSPECTIVAS FUTURAS

Comenzábamos este manuscrito con la pregunta: ¿Es posible zonificar el riesgo de heladas en la Región de Murcia a una escala espacial adecuada para la toma de decisiones en agricultura a una escala espacial de 1: 250.000? la respuesta es SÍ.

Un SÍ porque, para todo el período 2000-2019, se ha construido :

- a) Base de datos de temperatura máxima absoluta diaria
- b) Base de datos de temperatura máxima diaria.
- c) Base de datos de temperatura mínima absoluta diaria
- d) Base de datos de temperatura mínima diaria.
- e) Base de datos de temperatura horaria
- f) Base de datos de Amplitud Térmica diaria.
- g) Base de datos de horas-frío
- h) Base de datos de días con helada
- i) Base de datos de duración diaria de la helada
- j) Base de datos de probabilidad semanal y mensual de helada.
- k) Rejilla de temperatura mínima diaria a 1 km de resolución(7305 imágenes)
- l) Rejilla de temperatura mínima absoluta diaria a 1 km de resolución (7305 imágenes)
- m) Base de datos climatológica mensual de probabilidad mensual de helada a 1 km de resolución (12 imágenes)
- n) Base de datos climatológica de temperaturas mínimas mensuales a 250 metros de resolución (12 imágenes)
- o) Base de datos climatológica de temperaturas mínimas absolutas mensuales a 250 metros de resolución (12 imágenes)
- p) Las 47 huellas térmicas anuales de las EMAs
- q) Base de datos con el índice SiFRI
- r) Planilla con las fechas de la primera y última helada
- s) Planilla con los períodos de retorno de eventos extremos
- t) Planilla con el Período Libre de Heladas

Con toda esta información se puede elaborar un informe parcelario ad hoc sin ningún tipo de dudas y ayudará al agricultor a tomar decisiones sobre la fecha de la plantación y poder tomar medidas para paliar heladas.

Por tanto, el Objetivo General, caracterizar espacialmente el régimen de heladas en la Región de Murcia, España, a una escala de 1:250.000 está salvado. Con la información que tenemos se puede informar de cualquier parcela de la RM.

Además, también nos comprometimos a cubrir unos Objetivos Específicos, como son:

- a) Construcción de base de datos meteorológica de temperaturas mínimas para la Región de Murcia.
- b) Construir una base de datos satelital MODIS de temperaturas nocturnas para la Región de Murcia
- c) Describir y clasificar las situaciones sinópticas que dan origen a heladas en la Región de Murcia
- d) Construir una rejilla de escala diaria para las temperaturas mínimas en la Región de Murcia.

Estos Objetivos Específicos están, también, sobradamente cumplidos, de tal forma que podemos estar satisfechos con el cumplimiento de los Objetivos.

Hemos conseguido sentar las bases para la creación de una unidad de trabajo que utilizará los productos elaborados en esta Tesis Doctoral. Se ha abierto un nuevo servicio a los agricultores y usuarios en general que quieran saber más sobre la climatología de su parcela.

En otro orden de cosas, la Tesis Doctoral ha demostrado que, con unas herramientas informáticas modestas, es posible monitorizar la Región de Murcia. Se ha abierto el camino para futuros estudios en otras zonas de España y, también, para que vayan añadiéndose los datos anuales desde 2020. Tener en la Base de Datos de temperaturas tres años más de registros, dará más seguridad a las conclusiones. En climatología necesitamos de treinta años de medidas, al menos, para sacar conclusiones. Aquí se ha trabajado con los veinte años que tenemos pero mejor esto, trabajar con los datos de cuarenta y siete estaciones durante los últimos veinte años, que trabajar con los datos de dos estaciones durante más de cuarenta. A lo largo de los próximos años, vamos a tener la

oportunidad de ir añadiendo datos al período de referencia, haciéndolo más ancho y más acorde con los criterios seguidos en climatología. En esta Tesis Doctoral lo que se pretendía era la caracterización del régimen de heladas y esto es posible gracias a la cantidad de información que hemos ido preparando y organizando, haciéndola de fácil interpretación para el usuario final que es el agricultor. En modo alguno, se pretendía, con este trabajo, hacer un sumario de fórmulas matemáticas, códigos numéricos y algoritmos complejos. Pretendíamos hacer ciencia con lenguaje sencillo y accesible al usuario final del producto, el agricultor y, sinceramente, lo hemos conseguido. Queda ahora la segunda parte, automatizar el proceso de pedir los datos parcelarios y que sea el sistema, una interfaz regida por IA, la que pueda devolver la información que, en estos momentos, solo podemos hacer los humanos, consultando los más de veinte productos que ha dado de sí la realización de esta Tesis.

Como perspectivas futuras, la idea es hacer artículos, no sólo con la Región de Murcia como protagonista, sino con otras zonas de España y del mundo. La regresión GWR ha demostrado ser una potente herramienta para caracterizar una amplia zona a partir de una discreta colección de estaciones automáticas. Es obvio, que regresión sería mucho más fidedigna de la realidad sin tuviéramos más EMAs, y esos son los deberes que le vamos a poner a la Administración desde aquí, que intente llenar esos huecos de la Región de Murcia para así poder hacer una mejor espacialización de la temperatura y de la probabilidad de helada.

Además de información sobre el régimen de heladas, se ha calculado, también, el número de horas-frío, una información valiosa para conocer el tipo de árboles que pueden ir mejor en las zonas de la RM. Algo novedoso, ha sido la introducción de un índice de peligrosidad de heladas, el índice SiFRI (Simple Frost Risk Index) que nos ha servido para discriminar episodios de helada sin consecuencias agrícolas de otros episodios más agresivos. Toca ahora intentar relacionar los valores de este índice y las consecuencias sobre las plantas y las yemas y flores de los árboles. De momento, funciona muy bien para lo que se creó, que es diferenciar heladas.

En definitiva, tras este tiempo investigando y trabajando con los datos del período 2000-2019, nos hemos dado cuenta de que en la Región de Murcia hay más heladas de lo que se supone. Tenemos una región con muchas sierras y, por

consiguiente, muchos valles. Es la RM una zona de España donde se producen muchas heladas de radiación por inversión térmica, de ahí el gran número de heladas detectadas en las bases de datos que hemos trabajado , aunque las dañinas para el campo murciano sean, en un porcentaje muy alto, heladas de advección que, por cierto, tienen un índice SiFRI alto.

Para finalizar, espero que la Administración no ponga trabas y ayude a los agricultores a tener accesible esta información a través de un equipo de personas que haga lo informes ad hoc. Mientras tanto, un servidor se pone a disposición de los agricultores murcianos para dar a conocer el proceso de caracterización del régimen de heladas en la Región de Murcia.

## **VII - REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

---



**VII - REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

Abramowitz M. and I. A. Stegun. 1964. Handbook of Mathematical Functions, Dover, 1046 pp.

Akaike H. 1973. Information Theory and an Extension of the Maximum Likelihood Principle. In: B.N. Petrov and F. Csaki (eds.) 2nd International Symposium on Information Theory, Budapest, Akademia Kiado. 267-81 pp.

Alhaji, U.U.; Yusuf, A.S.; Edet, C.O.; Oche, C.O.; Agbo, E.P. Trend Analysis of Temperature in Gombe State Using Mann Kendall Trend Test. J. Sci. Res. Rep. 2018, 20, 1–9. <https://doi.org/10.9734/jsrr/2018/42029>.

Antonioletti, R., 1988. Délimitation des zones à risques de gel à l'aide de thermographies infrarouges satellitaires. Publications de l'Association Internationale de Climatologie 1, 41-46.

Bahi, H., Rhinane, H., & Bensalmia, A. (2016). CONTRIBUTION OF MODIS SATELLITE IMAGE TO ESTIMATE THE DAILY AIR TEMPERATURE IN THE CASABLANCA CITY, MOROCCO. ISPRS -International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XLII-2/W1, 3-11. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-2-W1-3-2016>

Berry, W., and S. Feldman. 1985. Multiple Regression in practice, quantitative applications in the social science. SAGE.London, England. 93 pp

Bidwell R.G.S. 1993. Fisiología Vegetal Editor AGT. Primera edición en español. México D.F. 16p.

Bootsma A., 1976. Estimating minimum temperature and climatological freeze risk in hilly terrain Agric. Meteorol., 16, 42, 435-443.

Brunsdon, C.; Fotheringham, S.; Charlton, M. 2009. Geographically Weighted Regression. *J. R. Stat. Soc. Ser.*, 47, 431–443, doi:10.1111/1467-9884.00145

Burnham, K.P., and Anderson, D.R. 2002. *Model selection and inference: A practical information-theoretic approach*, second edition. Springer-Verlag, New York.

Burnham, K.P., and Anderson, D.R. 2002. *Model selection and inference: A practical information-theoretic approach*, second edition. Springer-Verlag, New York.

Bustos E, Meza FJ., 2015. A method to estimate maximum and minimum air temperature using MODIS surface temperature and vegetation data: application to the Maipo Basin, Chile. *Theor Appl Climatol* 120:211–226. <https://doi.org/10.1007/s00704-014-1167-2>

Calderón,, A.E., 1990 *Manual del fruticultor moderno. Volumen 2. Ediciones Ciencia y Técnica.*, Mexico, D.F. 765 P.

Caselles V., Gandia V., Melia J., 1983. Application des mesures de l'infrarouge thermique à la prévision des gelées sur les agrumes. In *Colloqice International sur les signatures spectrales d'objets en télédétection*, Bordeaux (France), 12-16 sept. 1983,6 p.

Castillo, E. 2001. *Agrometeorología. 2da edición corregida.* Ediciones Mundi-Prensa, Madrid, 517 pp.

Castillo F.E. y Castellvi S. 2001. *Agrometeorología. 2da edición.* Ediciones Mundi Prensa. Madrid, España.

Cortes, C. and Vapnik, V. 1995. Support-Vector Networks. *Machine Learning*, 20, 273-297. <http://dx.doi.org/10.1007/BF00994018>

Cortés, G.; Vargas, X.; McPhee, J. Climatic Sensitivity of Streamflow Timing in the Extratropical Western Andes Cordillera. *J. Hydrol.* 2011, 405, 93–109. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.05.013>.

Chuvienco et al. (2012): “Integrating geospatial information into fire risk assessment”, *International Journal of Wildland Fire*, <http://www.publish.csiro.au/paper/WF12052.htm>

Cristóbal, J., Ninyerola, M., Pons, X. 2008. Modeling air temperature through a combination of remote sensing and GIS data. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 113(D13).

Crossa-Raynaud P. 1995. Effects des hivers doux sur le comportement des arbres fuitiers a feuilles caduques. *Annals of Service Botanical Agronomy, Tunisie* n.28 p.122

Da Motta, F. (1961). *Geadas da primavera no Rio Grande do Sul*. Cir. Inst. Agron. S. Pelotas. Barsil. Pág. 1-15

Da Motta, F. 1987. *Meteorología Agrícola*. Universidad Federal de Pelotas, Sao Paulo, Nobel, 2ª reimpresión, 376 p.

Daly, Christopher, Michael Halbleib, Joseph I. Smith, Wayne P. Gibson, Matthew K. Doggett, George H. Taylor, Jan Curtis and Phillip P. Pasteris. 2008. Physiographically sensitive mapping of climatological temperature and precipitation across the conterminous United States. *Int. Journal of Climatology*, 28: 2031 – 2064

De Oliveira Aparecido Lucas Eduardo, Jose Reinaldo da Silva Cabral de Moraes, Rafael Fausto de Lima, Guilherme Botega Torsoni. 2022. Spatial Interpolation Techniques to Map Rainfall in Southeast Brazil. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v. 37, n. 1, 141-155. <https://doi.org/10.1590/0102-7786371001>

Di Bella, C.; Oricchio, P.; Conti, H. y Rebella, C. 1997. Utilización de imágenes satelitales para la zonificación de heladas en la Provincia de Entre Ríos. *Revista Brasileira de Agrometeorología* 5 (2): 269-274.

Díaz M. Diego, Luis Morales S., Giorgio Castellaro G., and Fernando Neira R. 2010. Topoclimatic modeling of thermopluviometric variables for the Bío-Bío and La Araucanía regions, Chile. *Chilean Journal of Agricultural Research*, Vol 70(4), p. 604-615

Draper, N., and H. Smith. 1981. *Applied regression analysis*. WILEY. New York. USA. 673 pp.

Elías F. & Castivelli S.F. 1996. *Agrometeorología*. Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación. Ed. Mundi-Prensa. Madrid.

Ellwood E.R., Temple S.A., Primack R.B., Bradley N.L., Davis C.C. 2013. Record-Breaking Early Flowering in the Eastern United States. *Plos one*, 8: e53788

Estevez, J.; Gavilán, P. 2008. Procedimientos de validación de datos de estaciones meteorológicas automáticas. Aplicación a la red de información agroclimática de Andalucía. *Inst. Investig.Form.Agrar.Aliment.1-12*. Available online: <https://www.slideshare.net/LUISAQUIJEDIAZ/validacion-datos-estacion-meteo> (accessed on 22 September 2020).

Farr, T. G., Paul A. Rosen, Edward Caro, Robert Crippen, Riley Duren, Scott Hensley, Michael Kozick, Mimi Paller, Ernesto Rodriguez, Ladislav Roth, David Seal, Scott Shaffer, Joanne Shimada, Jeffrey Umland. 2007. The Shuttle Radar Topography Mission, *Rev. Geophys.*, 45, RG2004, doi:10.1029/2005RG000183.

Felicísimo, A. (1994). *Modelos digitales del terreno. Introducción y aplicaciones en las ciencias ambientales*. Oviedo: Pentalfa Ediciones. <http://www6.uniovi.es/~feli/index2.html>

Fernández-Long, M. E; Barnatán, I; Dominici, C. y Murphy, G. (2016). Información agroclimática de las heladas en la Argentina: generación y uso. *Meteorológica*, 41 (2), 7-31

Flake, G. W., & Lawrence, S. 2002. Efficient SVM regression training with SMO. *Machine Learning*, 46(1), 271-290.

Flores Fabiola y Mario Lillo. 2010. Simple air temperature estimation method from MODIS satellite images on a regional scale. *Chilean Journal of Agricultural Research*, vol. 70(3):436-445

Fotheringham, A., M. Charlton, and C. Brunsdon. 1997. Measuring spatial variations in relationship with geographically weighted regression. In: M. Fischer, and A. Getis (eds.) *Recent development in spatial analysis*. Springer-Verlag, Berlin, Germany. p. 60-82.

Fotheringham, S., CH. Brunsdon, and M. Charlton. 2000. *Quantitative Geography, Perspectives on spatial data analysis*. SAGE publications. London, England. 272 pp.

Fotheringham, S., CH. Brunsdon, and M. Charlton. 2002. *Geographically Weighted Regression: the analysis of spatially varying relationships*. WILEY, West Sussex. 269 pp.

Francois C., R. Bosseno, J.J. Vacher and B. Seguin. 1999. Frost risk mapping derived from satellite and surface data over the Bolivian Altiplano. *Agricultural and Forest Meteorology* 95: 113-137.

Galdón-Ruíz, A., Fuentes-Jarque, G., Soto, J., Morales-Salinas, L. 2023. A simple method for the estimation of minimum and maximum air temperature monthly mean maps using MODIS images in the region of Murcia, Spain. *Revista de Teledetección*, 61, 59-71. <https://doi.org/10.4995/raet.2023.18909>

Galvis Causil, Stephanie, Prada Castellanos, Romy Verónica, & Correa Ortiz, Luis Carlos. (2017). Uso de imágenes satelitales Landsat 8 para la estimación de temperatura superficial de la tierra, caso de estudio. [https://biblioteca.umanizales.edu.co/ils/opac\\_css/index.php?lvl=notice\\_display&iid=58231](https://biblioteca.umanizales.edu.co/ils/opac_css/index.php?lvl=notice_display&iid=58231)

Gil-Albert, F. 1989. Tratado de arboricultura frutal. Vol. II: Ecología del árbol frutal. 2ª Edición. Mundi-Prensa. Madrid. 207 p

Gil-Albert, F. 1992. Tratado de arboricultura frutal. Vol II. La Ecología del árbol frutal. 2ª Edición. Mundi-Prensa. Madrid. 236 p.

Goovaerts, P. 1997. Geostatistics for Natural Resources Evaluation, Oxford University Press, 483 pages.

Gutiérrez-Puebla, J.; Daniel-Cardozo, O.; García-Palomares, J. C. 2012. Regresión Geográficamente Ponderada (GWR) y estimación de la demanda de las estaciones del Metro de Madrid. XV Congr. Nac. Tecnol. la Inf. Geográfica, Madrid, AGE-CSIC, 19–21.

Haan, C. T. (1979). Risk analysis in environmental modifications. In: Barfield, B.J., & Gerber, J. F. (Eds.), Modification of the Aerial Environment of Crops. American Society Agriculture Engineer (ASAE) (pp. 30-51), Monograph No.2 St. Joseph, Michigan

Hastie TJ, Tibshirani RJ. 1990. Generalised Linear Models. Chapman and Hall, London. Hunziker, S.; Brönnimann, S.; Calle, J.; Moreno, I.; Andrade, M.; Ticona, L.; Huerta, A.; Lavado-Casimiro, W. Effects of Undetected Data Quality Issues on Climatological Analyses. *Clim. Past* 2018, 14, 1–20. <https://doi.org/10.5194/cp-14-1-2018>.

Hereher, M. E. (2019). Estimation of monthly surface air temperatures from MODIS LST time series data: Application to the deserts in the Sultanate of Oman. *Environmental monitoring and assessment*, 191(9),

592.<https://doi.org/10.1007/s10661-019-7771>

Herrera, S., Fernández, J., & Gutiérrez, J. M. 2016. Update of the Spain02 gridded observational dataset for EURO-CORDEX evaluation: assessing the effect of the interpolation methodology. *International Journal of Climatology*, 36(2), 900-908. <https://doi.org/10.1002/joc.4391>

Hijmans, R.J., S.E. Cameron, J.L. Parra, P.G. Jones and A. Jarvis, 2005. Very high-resolution interpolated climate surfaces for global land areas. *International Journal of Climatology* 25: 1965-1978.

Hirt, C., M. S. Filmer, and W. E. Featherstone. 2010. "Comparison and Validation of the Recent Freely Available ASTER-GDEM Ver1, SRTM Ver4.1 and GEODATA DEM-9s Ver3 Digital Elevation Models over Australia." *Australian Journal of Earth Sciences* 57: 337-47.

Hofton, M., R. Dubayah, J. B. Blair, and D. Rabine. 2006. Validation of SRTM Elevations over Vegetated and Non-Vegetated Terrain Using Medium Footprint Lidar. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 72: 279-85.

Huang, F., Ma, W., Wang, Wang, B., Hu, Z., Ma, Y., Sun, G., & Lin Y. 2017. Air temperature estimation with MODIS data over the Northern Tibetan Plateau. *Adv. Atmos. Sci.* 34, 650-662. <https://doi.org/10.1007/s00376-016-6152-5>

Jarvis CH, Stuart N. 2001. A comparison among strategies for interpolating maximum and minimum daily air temperatures. Part II: the interaction between the number of guiding variables and the type of interpolation method. *J Appl Meteorol* 40:1075-1084. <https://doi.org/10.1175/1520-0450>

Jiménez, M.D. y Snaider, P.P. (2014). La ocurrencia de heladas y su influencia en las fases de los cultivos en la Provincia del Chaco entre 1951 y 2000. *Geográfica Digital*, 11 (21), 1-26. <http://dx.doi.org/10.30972/geo.11212332>

Kalma, J. D., Byrne, G. F., Johnson, M. E., Laughlin, G. P., 1983. Frost mapping in southern Victoria: An assessment of HCMM thermal imagery. *Journal of Climatology*, 3, 1-19.

Karatzoglou, A., Meyer, D., & Hornik, K. 2006. Support vector machines in R. *Journal of statistical software*, 15, 1-28. <https://doi.org/10.18637/jss.v015.i09>

Karnieli, A.; Agam, N.; Pinker, R. T.; Anderson, M.; Imhoff, M. L.; Gutman, G. G.; Panov, N.; Goldberg, A. 2010. Use of NDVI and land surface temperature for drought assessment: Merits and limitations. *J. Clim.*, vol. 23, p. 618–633, doi:10.1175/2009JCLI2900.1.

Kendall, M.G. *The Advanced Theory of Statistics*, 2nd ed.; Hafner Publishing Company: New York, NY, USA, 1946.

Kerdiles, H., Grondona, M., Rodriguez, R., Seguin, B., 1996. Frost mapping using NOAA AVHRR data in the Pampean region, Argentina. *Agric. For. Meteorol.* 79, 157-182.

Le Tacon, P.; Vacher, J.J.; Eldin, M. e Imaña, E. (1992). Los riesgos de heladas en el Altiplano boliviano. *Actas del VII Congreso Internacional sobre Cultivos Andinos*, 4-8.

Ledesma, M. 2000. *Climatología y Meteorología Agrícola*. Paraninfo, 451 p.

Legates, D.R. and G.J. McCabe. 1999. Evaluating the use of goodness of fit measures in hydrologic and hydroclimatic model validation. *Water Resources Research* 35: 233-241. <https://doi.org/10.1029/1998WR900018>

Liddle, A. R. 2007. Information criteria for astrophysical model selection. *Mon. Not. R. Astron. Soc.* 377, L74–L78.

Lindsey, R., & Herring, D. 2002. MODIS: Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer: NASA's Earth Observing System. Goddard Space Flight

Center.

Littmann, T. 2008. Topoclimate and Microclimate. *Arid Dune Ecosystems*, 175–182. [https://doi.org/10.1007/978-3-540-75498-5\\_12](https://doi.org/10.1007/978-3-540-75498-5_12)

Lorençone, Pedro A., Lucas Eduardo de Oliveira Aparecido, João Antonio Lorençone<sup>1</sup>, Guilherme Botega, Torsoni, Rafael Fausto de Lima. 2022. Estimation of Air Temperature Using Climate Factors in Brazilian Sugarcane Regions. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v. 37, n°. 1, 121-140. <https://doi.org/10.1590/0102-77863710008>

Martínez et al. (2015). Mapas de Riesgo: Heladas y Horas Frío en la España Peninsular (Período 2002-2012). Agencia Estatal de Meteorología. Madrid

Marzban, F., Tim Conrad, Pouria Marzban, Sahar Sodoudi. 2018. Estimation of the Near-Surface Air Temperature during the Day and Nighttime from MODIS in Berlin, Germany. *International Journal of Advanced Remote Sensing and GIS*, v. 7, n°. 1, pp. 2478-2517. <https://doi.org/10.23953/cloud.ijarsg.337>

Matheron, G. 1971. *The Theory of Regionalized Variables and its Applications*. Fontainebleau: Centre de Morphologie Mathématique de Fontainebleau.

Melgarejo, M.P. 1996. “ El frío invernal, factor limitante para el cultivo de fruta”, *Modelos y Métodos para determinar la acumulación de frío y de calor en frutales*, A. Madrid Vicente, Ediciones, Madrid. España, 166p

Melgarejo, P. and Salazar, D.M. 2003. *Tratado de fruticultura para zonas áridas y semiáridas*. Vol. II. AMV. Ediciones y Mundi-Prensa. Madrid

Meek D. W., Terry A. Howell, and Claude J. Phene. 2009. Concordance Correlation for Model Performance Assessment: An Example with Reference Evapotranspiration Observations. *Agronomy Journal*, Volume 101, Issue 4, p.1012-1018.

Miliaresis, G. Ch., and C. V. E. Paraschou. 2011. An Evaluation of the Accuracy of the ASTER GDEM and the Role of Stack Number: A Case Study of Nisiros Island, Greece. *Remote Sensing Letters* 2: 127–35.

Miliaresis, G. Ch., and C. V. E. Paraschou. 2005. Vertical Accuracy of the SRTM DTED Level 1 of Crete. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 7: 49–59.

Montaner-Fernández, Daniel, Luis Morales-Salinas, José Sobrino Rodríguez, Luz Cárdenas-Jirón, Alfredo Huete, Guillermo Fuentes-Jaque, Waldo Pérez-Martínez, and Julián Cabezas. 2020. Spatio-Temporal Variation of the Urban Heat Island in Santiago, Chile during Summers 2005–2017. *Remote Sensing* 12, no. 20: 3345. <https://doi.org/10.3390/rs12203345>.

Monterubbianesi, M.G. y Cendoya, M.G. ( 2001). Caracterización del régimen de heladas meteorológicas y agrometeorológicas en Balcarce (Argentina) en el periodo 1970-1999. *Revista de la Facultad de Agronomía*, 21 (1), 69-78

Morales C., & Ortega M.T. (2000). Riesgos Climáticos en Castilla y León: Análisis de su peligrosidad. *Boletín nº 30*. Asociación Geógrafos Españoles. Madrid.

Morales Salinas, L., Cárdenas Jirón, L., Montaner Fernández, D., Fuentes Jaque, G., Muñoz Aguayo, P., & Neira Román, J. (2018). Modelo espacialmente explícito de estimación de las temperaturas extremas diarias en la Ciudad de Santiago, Chile, usando imágenes MODIS e información meteorológica. *Asociación Española de Climatología*. <https://repositorio.aemet.es/handle/20.500.11765/9991>

Morales L. 1997. Evaluación y zonificación de riesgo de heladas mediante modelización topoclimática. Tesis Doctoral. Universidad de Concepción, Chile.

Morales-Salinas Luis, J. C. Parra. 2002. Estimating thermal infrared radiance emitted by the atmosphere using reanalysis data. *Rev. Mex. Fis.* 48, S3, 119-121.

Morales Luis, Canessa Fabricio, Mattar Cristian, Orrego Raúl y Matus Francisco. 2006. characterization and edaphic and climatic zonification in the region of Coquimbo, Chile. *Revista Chilena Ciencia del Suelo y Nutricion Vegetal*, Vol 6(3), pp. 52-74.

Morales Luis, Fabricio Canessa, Cristian Mattar and Raúl Orrego. 2007. Comparison of stochastic and regression geostatistics interpolation methods for detection of microclimatic areas. 5th International Symposium on Spatial Data Quality, ISSDQ 2007, 13 – 15 June 2007, ITC Enschede, The Netherlands ([www.itc.nl/ISSDQ2007/proceedings/](http://www.itc.nl/ISSDQ2007/proceedings/)).

Morales-Salinas Luis, Giorgio Castellaro-Galdames, Juan C. Parra A., Juan Espinosa, Francisco Lang-Tasso, Nelson Ojeda-Ojeda, Héctor Soto-Vera. 2009. Método de generacion de cartografia climatica usando regresiones con pesos geográficos. *Revista Simiente, Sociedad Agronómica de Chile*, Vol 79(1-2): 74-82 .

Morales Luis, Juan C. Parra and Juan Espinosa. 2010. Generation of continuous rasters of climatological variables using geographic weighted regression. Proceeding book 3rd Recent Advances in Quantitative Remote Sensing. Universidad de Valencia. España.

Morales-Salinas, Luis, Acevedo, Edmundo, Castellaro, Giorgio, Román-Osorio, Luis, Morales-Inostroza, Jael, Alonso, Máximo F. (2015). A simple method for estimating suitable territory for bioenergy species in Chile. *Ciencia e investigación agraria*, 42(2), 227-242. <https://dx.doi.org/10.4067/S0718-16202015000200009>

Morales Salinas, L., Cárdenas Jirón, L., Montaner Fernández, D., Fuentes Jaque, G., Muñoz Aguayo, P., & Neira Román, J. (2018). Modelo espacialmente explícito de estimación de las temperaturas extremas diarias en la Ciudad de Santiago, Chile, usando imágenes MODIS e información meteorológica. *Asociación Española de Climatología*. <https://repositorio.aemet.es/handle/20.500.11765/9991>

Morison J.I.L. & Lawlor D.W. 1999. Interactions between increasing CO<sub>2</sub> concentration and temperature on plant growth. *Plant, cell & Environment*, 22:

---

259-682

Oliveira, C. G., and W. R. Paradella. 2009. Evaluating the Quality of the Digital Elevation Models Produced from ASTER Stereoscapy for Topographic Mapping in the Brazilian Amazon Region. *Annals of the Brazilian Academy of Sciences*81: 217–25

Ometto, JC. 1981. *Bioclimatología Vegetal*. Editora Agronómica Ceres Ltda. Sao Paulo, 435 pp

Otgonbayar, Munkhdulam, Clement Atzberger, Matteo Mattiuzzi, and Avirmed Erdenedalai.2019. Estimation of Climatologies of Average Monthly Air Temperature over Mongolia Using MODIS Land Surface Temperature (LST) Time Series and Machine Learning Techniques. *Remote Sensing* 11, no. 21: 2588. <https://doi.org/10.3390/rs11212588>

Pascale, A.J., Damario, E.A. y Bustos, C.A. (1997). Índice agroclimático de peligrosidad de heladas primaverales en frutales. *Rev. La Facultad Agronomía (Universidad de Buenos Aires)*, 17, 25-30

Pérez Morales, Alfredo. (2016). Riesgo de heladas en cultivos. Análisis y evaluación. 10.14198/Libro Homenaje Alfredo Morales 2016-45.

Pettitt, A.N. A Non-parametric Approach to the Change-point Problem. *J. R. Stat. Soc. Ser. C* 1979, 28, 126–135.

Pohlert, T. Non-Parametric Trend Tests and Change-Point Detection; R package version 0.2. 0; 2017. Available online: <https://cran.microsoft.com/snapshot/2017-11-08/web/packages/trend/vignettes/trend.pdf> (accessed on 12 May 2020).

Prihodko, L., Goward, S. 1997. Estimation of air temperature from remotely sensed surface observations. *Remote Sensing of Environment*, Volume 60, Issue 3, Pages 335-346. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00216-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00216-7)

Rawlings J.O. 1988. *Applied regression analysis.A research tool*. Wadsworth and

Brooks/Cole, Belmont,.553 pp.

Qiyao, L., Jingming, Y., Baopu, F. 1991. A method of agrotopoclimatic division and its practice in China. *International Journal of Climatology*. 11: 86-96.

R Core Team (2020). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.

R Core Team (2021). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org/>.

RAWLINGS, J.O. (1988). *Applied regression analysis. A research tool*. Wadsworth and Brooks/Cole, Belmont,.553 pp

Recondo, C., Zapico, E., Peón, J. J., Pendás, E., Aguirre, R., & Abajo, A. 2011. Estimación de la temperatura del aire a partir de la temperatura de superficie obtenida con el sensor MODIS e información espacio-temporal. Una aplicación en modelos de riesgo de incendios forestales en la Península Ibérica. Conference: XIV Congreso de la Asociación Española de Teledetección (AET), At Mieres (Asturias, España), Volume: " Teledetección. Bosques y cambio climático" Ed. by C. Recondo & E. Pendás. Mieres (Asturias) (pp. 457-460).

Recondo, C., Juan José Peón, Eva Zapico & Enrique Pendás. 2013. Empirical models for estimating daily surface water vapour pressure, air temperature, and humidity using MODIS and spatiotemporal variables. Applications to peninsular Spain, *International Journal of Remote Sensing*, 34:22, 8051-8080, <https://doi.org/10.1080/01431161.2013.828185>

Reuter H.I., A. Nelson & A. Jarvis (2007) An evaluation of void-filling interpolation methods for SRTM data, *International Journal of Geographical Information Science*, 21:9, 983-1008, DOI: 10.1080/13658810601169899.

Richardson, E.A., S.D. Seeley y D.R. Walker. 1974. A model for estimating the completion of rest for 'Redhaven' and 'Elberta' peach trees. *HortScience* 9(4): 331-332.

Ryugo, K. 1993. *Fruticultura, arte y ciencia*. AGT Editor S.A. Mexico. 301p

Rodrigo, F.S.; Trigo, R.M. Trends in Daily Rainfall in the Iberian Peninsula from 1951 to 2002. *Int. J. Climatol.* 2007, 27, 513–529. <https://doi.org/10.1002/joc.1409>.

Rodriguez, E., C.S. Morris, J.E. Belz, E.C. Chapin, J.M. Martin, W. Daffer, S. Hensley, 2005, An assessment of the SRTM topographic products, Technical Report JPL D-31639, Jet Propulsion Laboratory, Pasadena, California, 143 pp

Ruiz-Álvarez, M., Alonso-Sarria, F., Gomariz-Castillo, F. 2019. Interpolation of Instantaneous Air Temperature Using Geographical and MODIS Derived Variables with Machine Learning Techniques. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.*, 8:382. <https://doi.org/10.3390/ijgi8090382>

Ruml M. & Vulić T. 2005. Importance of phenological observations and predictions in agriculture. *Journal of Agricultural Sciences*, 50 (2): 217-225.

Sakamoto, Y., Ishiguro, M., and Kitagawa G. 1986. *Akaike Information Criterion Statistics*. D. Reidel Publishing Company.

Samaniego Orellana, L. M. (2020). Estimación de la temperatura mensual del aire usando imágenes satelitales en una zona de topografía muy variable en los Andes del sur del Ecuador. <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/78826>

Santibáñez, F., L. Morales, J. de la Fuente, P. Cellier and A. Huete. 1997. Topoclimatic modeling for minimum temperature prediction at a regional scale in the Central Valley of Chile. *Agronomie*, 17, pp. 307-314.

Santibáñez F. 1986. *Modélisation agroécologique appliquée à l'analyse et zonation de la productivité des cultures*. These Doc. d'Etat es Sciences. Univ. de París. 327 p

Seguin, B., Baeltz, B., Favard J.C., Mandeville, J.C., Monget, J.M.. 1981. Signification de la thermographie I. R. par satellite en agroclimatologie dans le Sud-Est de la France, Proc. Colloque Int. sur les signatures spectrales d'objets en télédétection, Avignon, France, 8±11 September 1981, pp. 467-476.

Sen, P.K. Estimates of the Regression Coefficient Based on Kendall's Tau. n. J. Am. Stat. Assoc. 1968, 63, 1379–1389.

Sneyers, R. Technical Note No 143 on the Statistical Analysis of Series of Observations; World Meteorological Organization: Geneva, Switzerland, 1990.

Snyder, R. L., & de Melo-Abreu, J. P. (2005). Frost protection : Fundamentals, practice and economics ( Vol. 1). Rome : FAO.

Snyder, R. L., de Melo-Abreu, J. P., & Matulich, S. ( 2005). Frost protection : Fundamentals practice and economics ( Vol. 2). Rome : FAO.

Sobrino, J.A., El Kharraz, J. y Li, Z.L., 2003. Surface temperature and water vapor retrieval from MODIS data. *International Journal of Remote Sensing*, 24:24, 5161–5182. <https://doi.org/10.1080/0143116031000102502>

Sobrino J. y V. Caselles. 1991a. A methodology for obtaining the crop temperature from NOAA-9 AVHRR data. *Int. J. Remote Sensing*.12: 2461 - 2475.

Sobrino, J.; Coll, C.; Caselles, V. 1991b, Atmospheric correction for land surface temperature using NOAA-11 AVHRR channel 4 and 5. *Remote Sensing of Environment*, 38, 19-34.

Soto Estrada, E. 2013. Regresión ponderada geográficamente para el estudio de la temperatura superficial en Medellín, Colombia. *Rev. AIDIS* 2013, 6, 42–53.

Soto-Soto, J., Garzón, J., & Jimenez-Cleves, G. (2020). Analysis of urban heat islands using Landsat images: Case study Armenia-Colombia 1996-2018. *Contenido. Espacios*, 41, 9.

Straschnoy, J. V.; Di Bella, Carlos Marcelo; Jaimes, Florencia R.; Oricchio, P. A.; Rebella, César Manuel. 2006. Spatial characterization of frost and water stress in the Argentine pampa region using satellite and complementary information. *Revista de investigaciones agropecuarias, RIA*. Buenos Aires, Argentina. Vol.35, N°2, p.117-141.

Tay, F. E., & Cao, L. 2001. Application of support vector machines in financial time series forecasting. *omega*, 29(4), 309-317.

Thom, H. C. S. 1966. Some methods of climatological analysis. Geneva: World Meteorological Organization. 53p. (WMO, 199; TP, 103; Technical note, 81)

Vapnik, V. (1998). The support vector method of function estimation. In *Nonlinear modeling* (pp. 55-85). Springer, Boston, MA.

Vancutsem, C., Ceccato, P., Dinku, T., & Connor, S. J. (2010). Evaluation of MODIS land surface temperature data to estimate air temperature in different ecosystems over Africa. *Remote Sensing of Environment*, 114(2), 449-465. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.10.002>

Vilatte, C. A., & Ruiz Nogueira, B. (2018). Régimen y riesgo agroclimático de heladas en Lugo, provincia de Lugo, Galicia, España. *Recursos Rurais*, (4), 13-18. <https://doi.org/10.15304/rr.id5309>

Vogt, J.V., Viau, A.A., y Paquet, F., 1997. Mapping regional air temperature fields using satellite-derived surface skin temperatures. *International Journal of Climatology*, 17, 1559–1579. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-0088\(19971130\)17:14<1559::AID-JOC211>3.0.CO;2-5](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0088(19971130)17:14<1559::AID-JOC211>3.0.CO;2-5)

Wambua, R.M.; Mutua, B.M.; Raude, J.M. Detection of Spatial, Temporal and Trend of Meteorological Drought Using Standardized Precipitation Index (SPI) and Effective Drought Index (EDI) in the Upper Tana River Basin, Kenya. *Open J. Mod. Hydrol*. 2018, 08, 83–100. <https://doi.org/10.4236/ojmh.2018.83007>.

Wan, Z. 2008. New refinements and validation of the MODIS Land-Surface Temperature/ Emissivity products. *Remote Sensing of Environment*, 112, 59-74. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.06.026>

Weinberger, J.H. 1967. Some temperature relations in natural breaking of the rest peach flower buds in the San Joaquin Valley, California. P.A.S.H.S. 91: 86-89

Went F.W. 1953. The effect of temperature on plant growth. *Annual Review Plant Physiology*, 4: 347-362.

Westwood N.M. 1982 *Fruticultura de zonas templadas*. Editorial Mundi-Prensa. Madrid 461 p.

Willmott, C.J., Robeson, S.M., 1995. Climatologically aided interpolation (CAI) of terrestrial air temperature, *Int. J. Climatol.*, 15, 221-229. <https://doi.org/10.1002/joc.3370150207>

Willmott, C.J., Robeson, S.M. and Matsuura, K., 2012. A refined index of model performance. *International Journal of Climatology*, 32(13): 2088-2094. <https://doi.org/10.1002/joc.2419>

Willmott, C. and Matsuura, K., 2005. Advantages of the Mean Absolute Error (MAE) over the Root Mean Square Error (RMSE) in assessing average model performance. *Clim. Res.*, 30, 79–82. <https://doi.org/10.3354/cr030079>

Willmott C.J., Ackleson S.G., Davis R.E., Feddema J.J., Klink K.M., Legates D.R., O'Donnell J., Rowe C.M., 1985. Statistics for the evaluation of model performance. *Journal of Geophysical Research* 90(C5): 8995–9005. <https://doi.org/10.1029/JC090iC05p08995>

Yao, Y., Zhang, B. 2013. MODIS-based estimation of air temperature of the Tibetan Plateau. *J. Geogr. Sci.* 23, 627–640. <https://doi.org/10.1007/s11442-013-1033-7>

---

Zhao, C. Y., Zhang, H. X., Zhang, X. Y., Liu, M. C., Hu, Z. D., & Fan, B. T. 2006. Application of support vector machine (SVM) for prediction toxic activity of different data sets. *Toxicology*, 217(2-3), 105-119. <https://doi.org/10.1016/j.tox.2005.08.019>

Zhu, W; A. Lú y S. Jia. 2013, mar. Estimation of daily maximum and minimum air temperature using MODIS land surface temperature products. *Remote Sensing of Environment*, 130: 62-73.

## **VIII – ANEXOS**

---



## ANEXO 1. Resumen de datos faltantes por estación

Tabla 48. Resumen de datos faltantes por estación.

Estación	Localidad	Nombre	lon	lat	alt (m)	1º dato	Faltas (días)	% faltas
CI32	Ulea	Estación de Ulea	-1.257925	38.1913778	236	1/1/2000	6	0.08
LO61	Puerto Lumbreras	El Esparragal	-1.7255556	37.5904722	319	1/1/2000	11	0.15
MO12	Torres de Cotillas	Pilica	-1.3025639	38.0070306	161	1/1/2000	12	0.16
LO51	Aguilas	Tebar	-1.6239694	37.4879028	329	1/1/2000	13	0.18
AL31	Totana	Lebor	-1.5131361	37.7324972	236	1/1/2000	14	0.19
JU71	Jumilla	Las Encebras	-1.2393278	38.3944472	401	1/1/2000	17	0.23
MO51	Fortuna	Charco Taray	-1.1526194	38.1610528	197	1/1/2000	17	0.23
CI22	Blanca	Estación de Blanca	-1.3098806	38.2353972	282	1/1/2000	18	0.25
AL41	Alhama	la Calavera	-1.416775	37.7922361	169	1/1/2000	19	0.26
CA42	Fuente Alamo	Balsapintada	-1.1292056	37.7483028	138	1/1/2000	20	0.27
CR32	Cehegin	El Chaparral	-1.6830722	38.1109306	433	1/1/2000	20	0.27
CA21	Murcia	Corvera	-1.1229139	37.8314	227	1/1/2000	25	0.34
CR52	Cehegin	La Torrecica	-1.78005	38.1045167	507	1/1/2000	26	0.36
CA91	Fuente Alamo	Campillo Abajo	-1.2380444	37.6990333	175	1/1/2000	27	0.37
TP22	San Javier	Santiago de la Ribera	-0.8195778	37.7916944	7	1/1/2000	29	0.40
CR42	Moratalla	Venta Ulea	-1.8104167	38.1984306	456	1/1/2000	32	0.44
MU31	Murcia	La Vereda	-1.2682639	37.8982194	140	1/1/2000	33	0.45
MO22	Molina Segura	Campotejar	-1.2206556	38.1275111	146	1/1/2000	35	0.48
CA52	Cartagena	La Aljorra	-1.0706056	37.6770139	84	1/1/2000	40	0.55
MU52	Murcia	Cabezo Plata	-0.983525	37.9775417	125	1/1/2000	42	0.57
LO31	Aguilas	La Pilica	-1.5922056	37.4186	31	1/1/2000	45	0.62
AL62	Mazarrón	Cañada Gallego	-1.4009722	37.5622222	94	1/1/2000	56	0.77
JU81	Jumilla	Roman	-1.3243278	38.3198056	341	1/1/2000	61	0.84
LO41	Lorca	La Paca	-1.8185056	37.8552	693	1/1/2000	68	0.93

Estación	Localidad	Nombre	lon	lat	alt (m)	1º dato	Faltas (días)	% faltas
CI52	Calasparra	rotas	-1.6949694	38.2534972	275	1/1/2000	74	1.01
JU52	Yecla	Pinillos	-1.1123806	38.5626583	567	1/1/2000	79	1.08
TP73	Torre Pacheco	Los Infernos	-0.9314806	37.8238944	92	1/1/2000	84	1.15
CR12	Caravaca	Barranda	-1.9801861	38.0439556	869	1/1/2000	85	1.16
JU12	Jumilla	Cañada del Judío	-1.4233333	38.394444	395	1/1/2000	85	1.16
TP42	Torre Pacheco	Torre Blanca	-0.8985056	37.7738583	31	1/1/2000	94	1.29
MO41	Abanilla	La Jaira	-1.0654861	38.1700056	162	1/1/2000	98	1.34
ML21	Mula	Mula	-1.4668028	38.0410444	276	1/1/2000	124	1.70
MU62	Murcia	La Alberca	-1.1347194	37.9400667	56	1/12/2000	128	1.75
CI42	Cieza	La Carrichosa	-1.4963444	38.2838889	244	1/1/2000	190	2.60
LO11	Lorca	Purias	-1.3166444	37.6017306	324	1/1/2000	270	3.70
JU42	Yecla	Las Moratillas	-1.1857583	38.6588611	658	9/27/2000	294	4.02
LO21	Lorca	Pozohiguera	-1.6939083	37.50385	356	9/26/2000	309	4.23
MU21	Beniel	Los Álamos	-0.9996444	38.0345361	27	9/27/2000	324	4.44
ML12	Mula	Yechar	-1.4295000	38.0658722	264	1/1/2000	456	6.24
MO31	Molina Segura	El Llano	-1.2336806	38.0711389	80	1/1/2000	901	12.33
TP91	Torre Pacheco	Torre Pacheco	-0.9866722	37.747725	56	7/8/2005	2054	28.12
CA12	Cartagena	La Palma	-0.9508583	37.6888667	30	6/25/2005	2135	29.23
CR61	Moratalla	Casas del Rey	-2.0962250	38.1145278	1232	3/14/2006	2536	34.72
TP52	San Javier	El Mirador	-0.8835417	37.8481194	91	3/19/2009	3375	46.20
MO62	Ojós	Loma del Aire	-1.3394278	38.1133167	206	5/14/2015	5621	76.95
CI71	Calasparra	Llano de las Olivericas	-1.5850000	38.2695000	282	12/17/2015	5829	79.79
CA73	Cartagena	Los Belones	-0.8037916	37.6111500	92	11/29/2016	6177	84.56



%	ene	feb	mar	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct	nov	dic	%
LO61	37	25	5	0	0	0	0	0	0	0	7	26	100
ML12	37	21	9	0	0	0	0	0	0	0	6	27	100
ML21	37	32	5	0	0	0	0	0	0	0	5	22	100
MO12	55	15	5	0	0	0	0	0	0	0	0	25	100
MO22	41	37	7	0	0	0	0	0	0	0	0	15	100
MO31	40	23	5	0	0	0	0	0	0	0	5	27	100
MO41	28	35	10	0	0	0	0	0	0	0	0	28	100
MO51	53	20	7	0	0	0	0	0	0	0	0	20	100
MO62													0
MU21	36	26	8	0	0	0	0	0	0	0	6	25	100
MU31	46	18	9	0	0	0	0	0	0	0	0	27	100
MU52	50	17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	33	100
MU62	48	17	3	0	0	0	0	0	0	0	3	28	100
TP22	36	26	11	0	0	0	0	0	0	0	2	26	100
TP42	45	27	8	0	0	0	0	0	0	0	2	18	100
TP52	40	20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	40	100
TP73	50	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	42	100
TP91	36	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	55	100
Total	34	23	9	1	0	0	0	0	0	0	8	26	100

**ANEXO 3. Valores medios anuales de las temperaturas mínimas absolutas y máximas absolutas con relleno SVM y con datos reales y horarios (°C)**

*Tabla 50. Valores medios anuales de las temperaturas mínimas y máximas absolutas con relleno SVM y con datos reales y horarios (°C)*

	<b>TNA</b>	<b>TNA</b>	<b>TN</b>	<b>TXA</b>	<b>TXA</b>	<b>TX</b>
<b>ESTACION</b>	<b>SVM</b>	<b>REALES</b>	<b>horarios</b>	<b>SVM</b>	<b>REALES</b>	<b>horarios</b>
AL31	11.42	11.42	11.71	23.47	23.47	23.21
AL41	9.94	9.93	10.69	24.78	24.78	24.02
AL62	14.63	14.60	15.07	23.00	22.97	22.26
CA12	12.19	12.54	13.06	22.87	23.34	22.50
CA21	12.84	12.84	13.15	22.63	22.63	22.38
CA42	11.94	11.94	12.13	23.80	23.80	23.55
CA52	13.11	13.10	13.39	22.96	22.94	22.70
CA73	10.99	14.76	15.33	21.25	22.28	21.46
CA91	11.65	11.63	12.14	24.74	24.73	23.93
CI22	11.71	11.72	12.38	24.44	24.45	23.64
CI32	11.81	11.82	12.03	23.58	23.58	23.33
CI42	10.20	10.23	10.83	25.06	25.06	24.30
CI52	9.20	9.15	9.68	25.24	25.18	24.45
CI71	9.52	10.21	10.81	24.85	24.57	23.71
CR12	6.68	6.65	7.32	20.14	20.11	19.49
CR32	7.17	7.18	7.65	23.69	23.69	22.95
CR42	9.32	9.35	9.66	22.85	22.87	22.60
CR52	9.00	8.98	9.49	24.02	23.99	23.15
CR61	7.89	8.78	8.68	18.41	19.19	17.95
JU12	9.78	9.76	10.38	23.22	23.20	22.64
JU42	7.88	7.85	8.14	21.43	21.35	21.20
JU52	7.92	7.93	8.47	22.47	22.49	21.80
JU71	9.12	9.12	9.62	24.87	24.88	24.01
JU81	9.73	9.68	10.24	24.20	24.13	23.37
LO11	11.17	11.20	11.50	23.40	23.43	23.15

	TNA	TNA	TN	TXA	TXA	TX
LO21	11.55	11.49	11.84	22.24	22.14	21.92
LO31	14.64	14.65	14.89	22.38	22.38	22.13
LO41	8.59	8.58	8.89	21.54	21.52	21.27
LO51	13.66	13.67	14.13	23.12	23.13	22.07
LO61	10.20	10.19	10.71	24.50	24.49	23.73
ML12	9.77	9.52	10.25	24.88	24.68	24.10
ML21	11.61	11.63	12.04	25.29	25.30	24.62
MO12	12.73	12.73	13.00	24.00	24.00	23.75
MO22	12.08	12.09	12.61	25.22	25.23	24.41
MO31	10.52	10.30	10.93	25.02	24.88	24.38
MO41	11.96	12.00	12.52	23.94	24.00	23.32
MO51	12.92	12.92	13.15	23.90	23.91	23.64
MO62	12.16	13.90	14.18	24.72	25.74	24.65
MU21	11.32	11.33	11.60	24.38	24.35	24.13
MU31	13.71	13.70	14.13	26.26	26.25	25.49
MU52	13.36	13.36	13.85	24.41	24.42	23.41
MU62	12.89	12.91	13.32	25.37	25.40	24.66
TP22	12.23	12.25	12.71	24.35	24.38	23.69
TP42	11.78	11.74	12.28	23.06	23.02	22.42
TP52	12.51	12.82	13.36	23.56	23.49	23.11
TP73	12.60	12.62	13.06	23.82	23.85	23.04
TP91	12.15	12.22	12.77	23.48	23.64	22.93

## ANEXO 4. Scripts de R utilizados

### 1. SVM DATOS DIARIOS

```
library(openxlsx)
library(ggplot2)
library(raster)
library(reshape2)
library(e1071)
library(dplyr)
library(neuralnet)
library(parallelSVM)
library(groupdata2)
library(lubridate)
library(parallel)
library(pbapply)
library(hydroGOF)
range01 <- function(x,na.rm=T){
  x=(x-min(x,na.rm=na.rm))/(max(x,na.rm=na.rm)-min(x,na.rm=na.rm))
}
rescale=function(x,y){
  ran=range(x,na.rm = T)
  (y*diff(ran))+ran[1]
}
variable="TN"
path="/mnt/disco3/MURCIA"
setwd(path)
# alt=raster("SPATIAL/MATERIALES/REF/ALT/alt.asc")
# plot(alt)

d=read.xlsx("DATABASES/TMabsDiaria00_19.xlsx",2)
```

```

# d$ESTACION[c(9,24,27)]
# sort(apply(d,1,function(x) sum(is.na(x))))
# plot(as.numeric(d[27,-c(1:4)]))
d1=melt(d,id=c("ESTACION","x","y","alt"),variable.name
"date",value.name = "TA")
d1$date=convertToDate(d1$date,origin = "1999-12-31")
d2=merge(d1,dcast(subset(d1,select=c(ESTACION,date,TA)),date~ESTACION)[c("date","CI32","LO61","MO12")],all=T)
d2=d2[order(d2$ESTACION,d2$date),]
d2[-c(1:6)]=apply(d2[-c(1:6)],2,function(x)
ifelse(is.na(x),as.numeric(rowMeans(d2[-c(1:6)],na.rm = T)),x))
d2$t=as.numeric(format(d2$date,"%j"))
d2$year=year(d2$date)
d3=d2
names(d3)
d3[-c(1:2)]=data.frame(sapply(d3[-c(1:2)],range01))
# plot(x,(y*diff(ran))+ran[1])
# d4=subset(d3,between(year(date), 2004, 2011),select=-c(ESTACION,date))
# d3=dcast(subset(d1,select=c(ESTACION,date,TA)),date~ESTACION)
# d3$t=as.numeric(format(d3$date,"%j"))
# d3$year=year(d3$date)
# d4=subset(d3,select=-c(date))
d4=subset(d3,select=-c(date,ESTACION))
table(d1[is.na(d1$TA),]$ESTACION)
no_cores=detectCores()-2
model=parallelSVM(TA ~., data=na.omit(d4),numberCores = no_cores)
# model=parallelSVM(CI71 ~., data=na.omit(d4),numberCores = no_cores)
# model=svm(TA ~., data=na.omit(d4), progress='text',type="response")
# model<- neuralnet(TA ~., data=na.omit(d4),
#             hidden=c(2, 3), threshold=0.01)

```

```

# fitted(model)
#
# plot(model, rep="best")
df=d4[is.na(d4$TA),]
#   df[!names(df) %in% c("t","year")] = apply(subset(df,select=-
c(t,year)),2,function(x) ifelse(is.na(x),0,x))
# df=d4
df<- group(df, 20, method = "n_fill")
df$.groups=as.numeric(df$.groups)
table(df$.groups)
# nrow(dd)
gc()
l=pblapply(sort(unique(df$.groups)),function(x){
dd<<- subset(df,select=-TA)[df$.groups==x,]
  p <- predict(model, dd, progress='text',type="response")
  as.numeric(levels(p)[p])
})
# l=pblapply(1:6,function(x){
#   dd<<- subset(df,select=-TA)[df$.groups==x,]
#   p <- predict(model, dd, progress='text',type="response")
#   as.numeric(levels(p)[p])
# })
p=do.call(c,l)
dd=d3
dd$TA[is.na(dd$TA)]=p
dd$TA=round(rescale(d2$TA,dd$TA),2)
dd[3:5]=d2[3:5]
# x
# rm("x")

```

```

    for(x in unique(dd$ESTACION)){
      plot(TA~date,dd[dd$ESTACION==x,])
      Sys.sleep(1)
    }
    write.xlsx(dcast(subset(dd,select=
c(CI32,LO61,MO12,t,year)),ESTACION+x+y+alt~date),"TM_RELLENADO.xlsx",as
Table = F)
    table(d2[is.na(d2$TA),]$ESTACION)
    hist(p)
    plot(p,df[df$.groups %in% 1:6,]$TA,col = rgb(red = 0, green = 0, blue = 0,
alpha = 0.2),xlim=c(0,1),ylim=c(0,1))
    abline(0,1)
    gof(p,df[df$.groups %in% 1:10,]$TA)
    length(na.omit(d4$TA))
    length(as.numeric(levels(p)[p]))
    plot(as.numeric(levels(p)[p]),na.omit(d4$TA))
    myprediction<- compute(x=model, covariate=d4)
    range01(d2$x)
    names(d2)
    estacion=read.xlsx(paste0("DATABASES/DB_",variable,".xlsx"),1)[c(4,3,5,1,2)
]
    # DUPLI=duplicated(estacion$nombre)
    # estacion$nombre[DUPLI]=paste(estacion$nombre[DUPLI],2)
    #
    # estacion$alt=extract(alt,estacion[1:2])
    datos=read.xlsx(paste0("DATABASES/DB_",variable,".xlsx"),2,detectDates =
T)
    View(data.frame(t(datos[-1])))
    # datos=subset(datos,date<=as.Date("2020-12-31"))

```

## 2. RELLENO DE DATOS HORARIOS

```

rm(list=ls())
gc()
weighted.mean2 <- function(x, w, ..., na.rm = FALSE){
  if(na.rm){
    df_omit <- na.omit(data.frame(x, w))
    return(weighted.mean(df_omit$x, df_omit$w, ...))
  }
  weighted.mean(x, w, ...)
}
paquetes <- c("lubridate", "e1071", "pbapply", "openxlsx","parallel",
             "geosphere","randomForest","reshape2", "lubridate","dplyr")
sapply(paquetes, require, character.only = TRUE)
setwd("/mnt/disco3/MURCIA")
fList=list.files("MATERIALES/DATOS HORARIOS",full.names = T,pattern =
"csv$")
tiempo=expand.grid(HORA=0:23,FECHA=seq(as.Date("2000-01-
01"),as.Date("2019-12-31"),"1 day"))
estaciones=unique(sapply(basename(fList),function(x)           strsplit(x,"
|.|")[[1]][1],USE.NAMES = F))
no_cores=detectCores()-2
cl<- makeCluster(no_cores)
varlist = c("fList","tiempo","estaciones","weighted.mean2","paquetes")
clusterExport(cl = cl, varlist = varlist, envir = .GlobalEnv)
clusterEvalQ(cl = cl, expr = sapply(paquetes, require, character.only = T))
x=estaciones[5]
"CA21"

d2=pbapply(cl = cl,estaciones,function(x){

```

```

files=grep(x,fList,value = T)
dd=lapply(files,function(x) {
  ta=read.csv2(x)[1:4]
  names(ta)=toupper(names(ta))
  ta
})
dd=do.call(rbind,dd)
dd$HORA=as.numeric(hm(dd$HORA))/3600
  FECHA=ifelse(nchar(dd$FECHA)==8,as.Date(dd$FECHA,format =
"%d/%m/%y"),as.Date(dd$FECHA,format = "%d/%m/%Y"))
  dd$FECHA=as.Date(FECHA,origin = "1970-01-01")
  dd$CODEST=x
  dd=aggregate(TMED~HORA+FECHA+CODEST,dd,mean,na.action="na.pas
s")[names(dd)]
  d2=merge(tiempo,dd,all.x = T)
  print(sum(duplicated(d2[2:1]))==0)
  d2$CODEST=x
  d2=subset(d2, between(FECHA,as.Date("2000-01-01"),as.Date("2019-12-
31")))
  d2 <- d2[order(d2$FECHA, d2$HORA), ]
  rownames(d2)=1:nrow(d2)
  fOut=paste0("RESULTADOS/TIMESERIES/HOURLY/ORIGINAL/",x,".xlsx")
  write.xlsx(d2,fOut,asTable = F,overwrite = T)
  if(sum(duplicated(d2[1:2]))>0) print(x)
  nrow(d2)==nrow(tiempo)
  # d2[!duplicated(d2[1:2]),]
  d2
})

stopCluster(cl)

```

```

# d2=pblapply(estaciones,function(x){
#
fIn=paste0("RESULTADOS/TIMESERIES/HOURLY/FILLED/V01/",x,".xlsx")
# read.xlsx(fIn,detectDates = T)
# })
d2=pblapply(estaciones,function(x){
fIn=paste0("RESULTADOS/TIMESERIES/HOURLY/ORIGINAL/",x,".xlsx")
read.xlsx(fIn,detectDates = T)
})
names(d2)=estaciones
for(iteration in 1:5){
x=estaciones[47]
no_cores=detectCores()-2
cl<- makeCluster(no_cores)
varlist
c("d2","fList","tiempo","estaciones","weighted.mean2","paquetes","iteration")
clusterExport(cl = cl, varlist = varlist, envir = .GlobalEnv)
clusterEvalQ(cl = cl, expr = sapply(paquetes, require, character.only = T))
x=estaciones[5]
ddd=d2[[47]]
"CA21"
d2=pblapply(cl = cl,estaciones,function(x){
datos=read.xlsx("MATERIALES/IMIDA_estaciones.xlsx",detectDates
T)[1:8]
maxDistance=max(distVincentySphere(datos[c("LONGITUD","LATITUD")]))
)
plot(TMED~FECHA,d2[[x]])
dd=d2[[x]]
# dd$HORA=floor(dd$HORA)

```

```

# dd=aggregate(TMED~FECHA+HORA+CODEST,dd,mean,na.action =
na.pass)
names(dd)
y=grep(x,estaciones,value = T,invert = T)[1]
d1=pbsapply(grep(x,estaciones,value = T,invert = T),function(y){
  d1=d2[[y]]
  d3=na.omit(data.frame(resp=dd$TMED,pred=d1$TMED))
  puntos=datos[grep(paste0(x,"|",y),datos$CODEST),c("LONGITUD","LATITUD")]
  round(c(1-
(distVincentySphere(puntos)/maxDistance),(cor(d3$resp,d3$pred))^2,
sum(!is.na(d1$TMED[is.na(dd$TMED)]))/sum(is.na(dd$TMED))),5)
})
# cercanas=c(names(sort(colMeans(d1),decreasing = T)[1:5]),x)
grep(x,estaciones,value = T,invert = T)[d1[3,]>.9]
# y=cercanas[1]
#
# d3=lapply(estaciones,function(y){
#
# is.na(dd$TMED)
#
#
#
data.frame(d2[[y],datos[grep(y,datos$CODEST),c("LONGITUD","LATITUD")])
# })

#
# cercanas=names(sort(apply(data.frame(d1),2,function(x)
weighted.mean(x,c(2,2,5))),decreasing = T)[1:6])
cercanas=names(sort(apply(data.frame(d1),2,prod),decreasing = T)[1:7])
# names(sort(colMeans(d1),decreasing = T)[1:10])

```

```

d3=dcast(do.call(rbind,d2[cercanas]),FECHA+HORA~CODEST,value.var =
"TMED")
dm=merge(d2[[x]],d3,all.x = T)[-3]
n=ceiling(nrow(dm)/20000)
group=sample(1:n,size = nrow(dm),replace = T)
y=1
l=pblapply(1:n,function(y){
d4=dm[group==y,]
d4$a=scale(d4$FECHA)
d4$b=scale(d4$HORA)
# model=randomForest(TMED ~., data=na.omit(subset(d4,select=-
c(CODEST))))
model=svm(TMED ~., data=na.omit(d4[-c(1:2)]))
p=predict(model,
subset(d4,select=-TMED), progress='text',type="response")
d4=cbind(d4[names(p),],pred=as.numeric(p))
# d4=cbind(d4,pred=p)
d4
})
d4=do.call(rbind,l)
d5=merge(d2[[x]],d4[c("HORA","FECHA","pred")],all.x = T)
d5 <- d5[order(d5$FECHA, d5$HORA), ]
rownames(d5)=1:nrow(d5)
d5$MEDIA=d5$TMED
d5$TMED=ifelse(is.na(d5$TMED),d5$pred,d5$TMED)
plot(TMED ~ FECHA, d5,col=(1+is.na(d5$MEDIA)))
plot(d5$MEDIA,d5$pred)
dd=d2[[x]]
sum(dd[1:2]!=d5[1:2])

```

```

dd$TMED=d5$TMED
fOut=paste0("RESULTADOS/TIMESERIES/HOURLY/FILLED/V0",iteration,
"/",x,".xlsx")
dir.create(dirname(fOut),showWarnings = F,recursive = T)
write.xlsx(dd,fOut,asTable = F,overwrite = T)
if(sum(duplicated(dd[1:2]))>0) print(x)
nrow(dd)==nrow(tiempo)
  # d2[!duplicated(d2[1:2]),]
dd
  })
stopCluster(cl)
names(d2)=estaciones
}
d2=pblapply(estaciones,function(x){
fIn=paste0("RESULTADOS/TIMESERIES/HOURLY/FILLED/V05/",x,".xlsx")
  d=read.xlsx(fIn,detectDates = T)
  })
names(d2)=estaciones
iteration=6
x=estaciones[47]
no_cores=detectCores()-2
cl<- makeCluster(no_cores)
varlist
c("d2","fList","tiempo","estaciones","weighted.mean2","paquetes","iteration")
clusterExport(cl = cl, varlist = varlist, envir = .GlobalEnv)
clusterEvalQ(cl = cl, expr = sapply(paquetes, require, character.only = T))
x=estaciones[1]

ddd=d2[[1]]
"CA21"

```

```

d2=pblapply(cl = cl,estaciones,function(x){
  datos=read.xlsx("MATERIALES/IMIDA_estaciones.xlsx",detectDates =
T)[1:8]
  maxDistance=max(distVincentySphere(datos[c("LONGITUD","LATITUD")])
)
  plot(TMED~FECHA,d2[[x]])
  dd=d2[[x]]
  # dd$HORA=floor(dd$HORA)
  # dd=aggregate(TMED~FECHA+HORA+CODEST,dd,mean,na.action =
na.pass)
  names(dd)
  y=grep(x,estaciones,value = T,invert = T)[1]
  d1=pbsapply(grep(x,estaciones,value = T,invert = T),function(y){
    d1=d2[[y]]
    d3=na.omit(data.frame(resp=dd$TMED,pred=d1$TMED))
    puntos=datos[grep(paste0(x,"|",y),datos$CODEST),c("LONGITUD","LATIT
UD")]
    round(c(1-
(distVincentySphere(puntos)/maxDistance),(cor(d3$resp,d3$pred))^2,
sum(!is.na(d1$TMED[is.na(dd$TMED)]))/sum(is.na(dd$TMED))),5
  )
  # cercanas=c(names(sort(colMeans(d1),decreasing = T)[1:5]),x)
  grep(x,estaciones,value = T,invert = T)[d1[3,]>.9]
  # y=cercanas[1]
  #
  # d3=lapply(estaciones,function(y){
  #
  # is.na(dd$TMED)
  #

```

```

#
data.frame(d2[[y]],datos[grep(y,datos$CODEST),c("LONGITUD","LATITUD")])
# })

#           cercanas=names(sort(apply(data.frame(d1),2,function(x)
weighted.mean(x,c(2,2,5))),decreasing = T)[1:6])
cercanas=names(sort(apply(data.frame(d1),2,prod),decreasing = T)[1:5])
# names(sort(colMeans(d1),decreasing = T)[1:10])
d3=pblapply(cercanas,function(y){
  d=d2[[y]]
noDataRow=(1:nrow(d))[is.na(d$TMED)]
  i=noDataRow[1]
for(i in noDataRow){
val=d[i,]
nd=subset(d,HORA==val$HORA & day(FECHA)==day(val$FECHA) &
month(FECHA)==month(val$FECHA) &
between(year(FECHA),year(val$FECHA)-5,year(val$FECHA)-1))

val$TMED=mean(nd$TMED,na.rm=T)
  # plot(rbind(nd,val)[c(2,4)],type="l")

d[i,4]=val$TMED
  }
# tiempos=ymd_h(paste(d$FECHA,d$HORA))
#
#   d$TMED[is.na(d$TMED)]=spline(tiempos,d$TMED,method =
"natural",xout = tiempos)$y[is.na(d$TMED)]
d
})
d3=dcast(do.call(rbind,d3),FECHA+HORA~CODEST,value.var = "TMED")

```

```

dm=merge(d2[[x]],d3,all.x = T)[-3]
n=ceiling(nrow(dm)/20000)
group=sample(1:n,size = nrow(dm),replace = T)
y=1
l=pblapply(1:n,function(y){
  d4=dm[group==y,]
  d4$a=scale(d4$FECHA)
  d4$b=scale(d4$HORA)
  # model=randomForest(TMED ~., data=na.omit(subset(d4,select=-
c(CODEST))))
  model=svm(TMED ~., data=na.omit(d4[-c(1:2)]))
  p=predict(model, subset(d4,select=-TMED),
progress='text',type="response")

  d4=cbind(d4[names(p),],pred=as.numeric(p))
  # d4=cbind(d4,pred=p)
  d4
})
d4=do.call(rbind,l)
d5=merge(d2[[x]],d4[c("HORA","FECHA","pred")],all.x = T)
d5 <- d5[order(d5$FECHA, d5$HORA), ]
rownames(d5)=1:nrow(d5)
d5$MEDIA=d5$TMED
d5$TMED=ifelse(is.na(d5$TMED),d5$pred,d5$TMED)
plot(TMED ~ FECHA, d5,col=(1+is.na(d5$MEDIA)))
plot(d5$MEDIA,d5$pred)

dd=d2[[x]]
sum(dd[1:2]!=d5[1:2])
dd$TMED=d5$TMED

```

```

fOut=paste0("RESULTADOS/TIMESERIES/HOURLY/FILLED/V0",iteration,
"/",x,".xlsx")
dir.create(dirname(fOut),showWarnings = F,recursive = T)
write.xlsx(dd,fOut,asTable = F,overwrite = T)
if(sum(duplicated(dd[1:2]))>0) print(x)
nrow(dd)==nrow(tiempo)
# d2[!duplicated(d2[1:2]),]
dd
})
stopCluster(cl)
names(d2)=estaciones
}
d3=pblapply(estaciones,function(x){
fIn=paste0("RESULTADOS/TIMESERIES/HOURLY/ORIGINAL/",x,".xlsx")
d=read.xlsx(fIn,detectDates = T)
})
names(d3)=estaciones
"RESULTADOS/IMAGE/HOURLY/"
#
dir.create(dirname(paste0("RESULTADOS/IMAGE/TIMESERIES/HOURLY/FILL
ED/",x,".img")),recursive = T)
i=estaciones[1]
pbsapply(estaciones,function(i){
fOut=paste0("RESULTADOS/IMAGE/TIMESERIES/HOURLY/FILLED/",i,".png")
png(fOut,width = 12, height = 8, units='in', res = 400)
plot(d2[[i]][c(2,4)],main=i,col=(1+is.na(d3[[i]]$TMED)))

dev.off()
T
})

```

```

dev.off()
names(d2)=estaciones
iteration=7
x=estaciones[47]
no_cores=detectCores()-2
cl<- makeCluster(no_cores)
varlist
c("d3","d2","fList","tiempo","estaciones","weighted.mean2","paquetes","iteration")
clusterExport(cl = cl, varlist = varlist, envir = .GlobalEnv)
clusterEvalQ(cl = cl, expr = sapply(paquetes, require, character.only = T))
x=estaciones[8]
ddd=d3[[8]]
"CA21"
d2=pbapply(cl = cl,estaciones,function(x){
  datos=read.xlsx("MATERIALES/IMIDA_estaciones.xlsx",detectDates
T)[1:8]
maxDistance=max(distVincentySphere(datos[c("LONGITUD","LATITUD")]))
  plot(TMED~FECHA,d3[[x]])
  dd=d3[[x]]
  # dd$HORA=floor(dd$HORA)
  # dd=aggregate(TMED~FECHA+HORA+CODEST,dd,mean,na.action
na.pass)
  names(dd)
  y=grep(x,estaciones,value = T,invert = T)[1]
  d1=pbsapply(grep(x,estaciones,value = T,invert = T),function(y){
    d1=d2[[y]]
    d4=na.omit(data.frame(resp=dd$TMED,pred=d1$TMED))
    puntos=datos[grep(paste0(x,"|",y),datos$CODEST),c("LONGITUD","LATIT
UD")]

```

```

round(c(1-
(distVincentySphere(puntos)/maxDistance),(cor(d4$resp,d4$pred))^2,
sum(!is.na(d1$TMED[is.na(dd$TMED)]))/sum(is.na(dd$TMED))),5)
})
# cercanas=c(names(sort(colMeans(d1),decreasing = T)[1:5]),x)
grep(x,estaciones,value = T,invert = T)[d1[3,]>.9]
# y=cercanas[1]
#
# d3=lapply(estaciones,function(y){
#
# is.na(dd$TMED)
#
data.frame(d2[[y]],datos[grep(y,datos$CODEST),c("LONGITUD","LATITU
D")])
# })
cercanas=names(sort(apply(data.frame(d1),2,function(x)
weighted.mean(x,c(2,2,5))),decreasing = T)[1:6])
cercanas=names(sort(apply(data.frame(d1),2,prod),decreasing = T)[1:6])
# names(sort(colMeans(d1),decreasing = T)[1:10])
d4=dcast(do.call(rbind,d2[cercanas]),FECHA+HORA~CODEST,value.var =
"TMED")
dm=merge(d3[[x]],d4,all.x = T)[-3]
n=ceiling(nrow(dm)/20000)
group=sample(1:n,size = nrow(dm),replace = T)
y=1
l=pblapply(1:n,function(y){
d5=dm[group==y,]
# d5$a=scale(d5$FECHA)
d5$b=scale(d5$HORA)

```

```

# model=randomForest(TMED ~., data=na.omit(subset(d4,select=-
c(CODEST))))
model=svm(TMED ~., data=na.omit(d5[-c(1:2)]))
p=predict(model, subset(d5,select=-TMED),
progress='text',type="response")
d5=cbind(d5[names(p),],pred=as.numeric(p))
# d4=cbind(d4,pred=p)
d5
})
d5=do.call(rbind,l)
d6=merge(d3[[x]],d5[c("HORA","FECHA","pred")],all.x = T)
d6 <- d6[order(d6$FECHA, d6$HORA), ]
rownames(d6)=1:nrow(d6)
d6$MEDIA=d6$TMED
d6$TMED=ifelse(is.na(d6$TMED),d6$pred,d6$TMED)
plot(TMED ~ FECHA, d6,col=(1+is.na(d6$MEDIA)))
plot(d6$MEDIA,d6$pred)
dd=d3[[x]]
sum(dd[1:2]!=d6[1:2])
dd$TMED=d6$TMED
fOut=paste0("RESULTADOS/TIMESERIES/HOURLY/FILLED/V0",iteration,
"/",x,".xlsx")
dir.create(dirname(fOut),showWarnings = F,recursive = T)
write.xlsx(dd,fOut,asTable = F,overwrite = T)
if(sum(duplicated(dd[1:2]))>0) print(x)
nrow(dd)==nrow(tiempo)
# d2[!duplicated(d2[1:2]),]
dd
})
stopCluster(cl)

```

```

names(d2)=estaciones
d4=do.call(rbind,d2)
d4=dcast(d4,FECHA+HORA~CODEST,value.var = "TMED")
d4[-c(1:2)]=data.frame(sapply(d4[-c(1:2)],function(x) round(x,2)))
head(d4)
fOut="RESULTADOS/DATABASES/TMED_HORARIO.xlsx"
dir.create(dirname(fOut),showWarnings = F,recursive = T)

```

### 3. HOMOGENIZAR SERIES DE DATOS CON CLIMATOL

```

library(climatol)
library(openxlsx)
library(ggplot2)
library(raster)
variable="TN"
path="/mnt/disco3/MURCIA"
setwd(path)
# alt=raster("SPATIAL/MATERIALES/REF/ALT/alt.asc")
# plot(alt)
estacion=read.xlsx(paste0("DATABASES/DB_",variable,".xlsx"),1)[c(4,3,5,1,2)
]
# DUPLI=duplicated(estacion$nombre)
# estacion$nombre[DUPLI]=paste(estacion$nombre[DUPLI],2)
#
# estacion$alt=extract(alt,estacion[1:2])
datos=read.xlsx(paste0("DATABASES/DB_",variable,".xlsx"),2,detectDates =
T)
# datos=subset(datos,date<=as.Date("2020-12-31"))

range(as.numeric(unlist(datos[-1])),na.rm = T)

```

```

write.table(setNames(estacion,c("X","Y","Z","Code","Name")),
paste0('HOMOGEN/',variable,'_2000-2019.est'),          row.names=FALSE,
col.names=FALSE)
write(as.matrix(datos[-1]), paste0('HOMOGEN/',variable,'_2000-2019.dat'))
setwd("HOMOGEN")
homogen(variable, 2000, 2019,vmin=-19, vmax=35)
load(paste0(variable,'_2000-2020.rda'))
dd2m(variable, 2000, 2019, homog=TRUE)
dahstat(variable, 2000, 2019)
dahstat(variable, 2000, 2019, stat='series')
datos2=datos
datos2[-1]=setNames(data.frame(dah),names(datos2)[-1])
est.index=grep("-2",est.c$Code,invert = T)
l=list(est.c[est.index,],
cbind(datos[1],setNames(data.frame(dah[,est.index]),est.c$Code[est.index])))
names(l)=c("Estaciones","Hoja2")
write.xlsx(l,paste0(variable,"_DB.xlsx"))
# nrow(estacion)
# x=estacion$codigo[18]
# for(x in estacion$codigo[-c(1:19)]){
# plot(datos$date,datos[[x]],type = "h", main=x)
# Sys.sleep(2)
# }

```

#### 4. ESPACIALIZACIÓN GWR

```

#cargar paquetes
paquetes <- c("openxlsx", "spgwr", "hydroGOF", "automap", "raster",
"parallel",
"pbapply", "gstat", "reshape2", "rgeos", "lubridate","rgdal")
sapply(paquetes, require, character.only = TRUE)

```

```

apply.GWR=function(formula, data, longlat=T, gweight = gwr.tricube){
  gweight = gweight

  #ancho de banda
  bwG<- gwr.sel(formula=formula, data = data, gweight = gweight,
  verbose = T,method="cv",RMSE=T,weights)
  #adaptativo
  adG<- gwr.sel(formula=formula, data = data, gweight = gweight,
  verbose = T,method="cv",adapt=T,RMSE=T,weights)
  #gwr segun parÃmetros
  gwrG<- gwr(formula=formula, data = data, bandwidth = bwG,
  gweight = gweight,hatmatrix = T,adapt=adG,
  longlat=longlat,predictions=T)
  return(gwrG)
}
path="/mnt/disco3/MURCIA"
setwd(path)
#raster de referencia
REF=raster("RESULTADOS/RASTER/WEEKLY/LSTn/A2000049.tif")
CENTRO=colMeans(data.frame(coordinates(REF)))
ALT=setNames(resample(getData('worldclim', var='alt', res=0.5,path =
"MATERIALES/RASTER",
                    lon=CENTRO[1], lat=CENTRO[2]),REF),"ALT")
coast=is.na(ALT)
coast[coast==0]=NA
coast<- distance(coast)
names(coast)="COAST"
ref2=projectRaster(stack(ALT,coast),crs = crs("+init=epsg:25830"))

```

```

rGrid=rasterToPoints(ref2,spatial = T)
gridded(rGrid)=T
ESP=getData('GADM',          country='ESP',          level=1,path          =
"MATERIALES/POLYGONS")
MUR=ESP[18,]
TN=stack(list.files("RESULTADOS/RASTER/CLIMATE/TN2",pattern          =
"tif$",full.names = T))
TM=stack(list.files("RESULTADOS/RASTER/CLIMATE/TM2",pattern          =
"tif$",full.names = T))
predictors=100*exp(17.3*TN/(237.3+TN))/exp(17.3*TM/(237.3+TM))
plot(predictors)
#base de datos
puntos=read.xlsx("MATERIALES/DATABASES/RESUMEN          DIARIAS
2.xlsx",sheet = 1,cols = 1:6)
coordinates(puntos)=~LONGITUD+LATITUD;crs(puntos)=crs(ALT)
puntos2=read.xlsx("MATERIALES/DATABASES/puntos.xlsx")
puntos2=cbind(puntos2[2:3],
extract(stack(ALT,coast),puntos2[2:3]),TA=NA)
HR=read.xlsx("MATERIALES/DATABASES/RESUMEN          DIARIAS
2.xlsx",sheet = "HR")
TN=read.xlsx("MATERIALES/DATABASES/RESUMEN          DIARIAS
2.xlsx",sheet = "TN")[-(1:6)]
TM=read.xlsx("MATERIALES/DATABASES/RESUMEN          DIARIAS
2.xlsx",sheet = "TM")[-(1:6)]
HRE=cbind(HR[1:6],100*exp(17.3*TN/(237.3+TN))/exp(17.3*TM/(237.3+TM))
)
i=7
d2=pblapply(1:12,function(i){
  r=predictors[[i]]

d=setNames(cbind(puntos,HR[[6+i]],HRE[[6+i]]),c(names(puntos),"HR","HRE"))

```

```

d2=setNames(data.frame(cbind(coordinates(d),
extract(stack(ALT,coast),d),d[["HR"]])),c("x","y","ALT","COAST","HR"))
puntos3=puntos2
coordinates(d2)=~x+y;coordinates(puntos3)=~x+y
crs(d2)=crs(puntos3)=crs(ALT)
d2=spTransform(d2,CRSobj = crs("+init=epsg:25830"))
puntos3=spTransform(puntos3,CRSobj = crs("+init=epsg:25830"))
kb = autoKrige(HR~ALT+COAST+ALT:COAST,d2,puntos3,block = c(5,5),
model = c("Pen","Sph", "Exp"))
HR2=cbind(puntos2[1:2],HR=kb$krige_output$var1.pred,HRE=extract(aggregate(r,2),puntos2[1:2]))
coordinates(HR2)=~x+y;crs(HR2)=crs(ALT)
dd=rbind(d[names(HR2)],HR2)
#aplicar gwr
linear=apply.GWR(HR~HRE,dd)
class(linear)
gwrG=linear$SDF
names(gwrG)[2:3]=paste0("a",0:1)
g1=gwrG[c(2:3)]
(qGlobalR2 <- (1 - (linear$results$rss/linear$gTSS)))
qGlobalR2>.5
g2=spTransform(g1,CRSobj = crs("+init=epsg:25830"))
g2$ALT=extract(ALT,g1)
g2$COAST=extract(coast,g1)
# y=names(g1)[2]
g1$a0
BETA=sapply(names(g1), function(y){
fit=formula(paste0(y,"~ALT+COAST"))
df1=g2[is.finite(g2[[y]]),]

```

```

kriging_result_block = autoKrige(fit, df1,rGrid, block = c(10,10),
model = c("Pen","Sph", "Exp"))
  # plot(kriging_result_block)
ok=projectRaster(raster(kriging_result_block$krige_output),ALT)
ok
  })
# plot(stack(BETA),nr=1,addfun=function() {
# plot(d,add=T,col="blue")
# plot(MUR,add=T)
# })
IMG=BETA[[1]]+BETA[[2]]*r
s=stack(IMG,r)
ran<- c(min(minValue(s)), max(maxValue(s)))
plot(s,nr=1,addfun=function() {
plot(d,add=T,col="blue")
plot(MUR,add=T)
  },legend.width=2,legend.shrink=1,zlim=c(30,100))
fOut=paste0("RESULTADOS/RASTER/CLIMATE/HR2/",names(r),".tif")
dir.create(dirname(fOut),showWarnings = F,recursive = T)
writeRaster(IMG,fOut,format="GTiff", overwrite=T,NAflag =-9999)
round(qGlobalR2,2)
  #obtenci3n de los datos del modelo
(d2=linear$SDF[c(2:3,7,9)])
  })
# for(i in 1:12){
#
hist(d2[[i]]$localR2,main=c(month.abb[i],paste(round(range(d2[[i]]$localR2),3),col
lapse = " - "))
# }
i=1

```

```

e=lapply(1:4,function(i){
  setNames(cbind(HR[1:6],sapply(d2, `[`, i)[1:nrow(HR),]),names(HR))
})
df1=data.frame(HR=unlist(HR[-c(1:6)]),HRE=unlist(HRE[-
c(1:6)]),HRgwr=unlist(e[[3]][-c(1:6)]))
df1$HRlm=predict(lm(HR~HRE,df1))
plot(df1$HR,df1$HRlm)
abline(0,1)
plot(df1$HR,df1$HRgwr)
abline(0,1)
AIC(lm(HR~HRlm,df1))
AIC(lm(HR~HRgwr,df1))
BIC(lm(HR~HRlm,df1))
BIC(lm(HR~HRgwr,df1))
View(data.frame(lm=gof(df1$HR,df1$HRlm),gwr=gof(df1$HR,df1$HRgwr))
)
resumen=append(append(list(HR,HRE), e),
  append(list(cbind(HR[1:6],e[[3]][-c(1:6)]-HR[-c(1:6)]),list(df1)))
names(resumen)=c("HR", "HRE", "m", "b", "HRest", "r2", "ERRORES", "HR-
HRE")
write.xlsx(resumen, file =
paste0("RESULTADOS/DATABASES/GWR_HR.xlsx"),asTable = F)

```

## 5. TEST DE MANN-KENDALL Y PENDIENTE DE SEN

```

#Abre las bibliotecas a usar
library(boot)
library(Kendall)

```

```

library(xlsx)
library(trend)
#Ruta de acceso a los datos
wkdir = "C:/Users/AGR/Documents/ALFONSO TESIS/JULIO
2023/TESIS/SEN"
setwd(wkdir)
#Nombre de la planilla Excel a usar
xlsfile<-"HORAS FRIO POR AÑO.xlsx"
#Carga la planilla
wb=read.xlsx(xlsfile, 1, header=TRUE)
df=read.xlsx(xlsfile, 1, header=TRUE)
# Hace que las variables sean accesibles por R
attach(df)
#Muestra los nombres de los campos
names(df)
summary(df)
fix(df)
#Regresion lineal
lm1 = lm(TEMPERATURA~FECHA)
#resultados regresion
summary(lm1)
#Analisis de varianza
anova(lm1)
#Grafico de puntos Y/X
plot(FECHA,TEMPERATURA, col = "black")
#Linea de regresion
abline(lm1, col = "red")
#Intervalos de confianza para los parámetros
confint(lm1, level = 0.95)

```

```
plot(AL31)
# The autocorrelation.
acf(AL31)
# The Mann-Kendall trend test.
#tau : Kendall's tau statistic
#sl : two-sided p-value
#S : Kendall Score
#D : denominator, tau=S/D
#varS : variance of S#
#Perform the Mann-Kendall Trend Test
#MannKendall(TEMPERATURA)
mk.test(AL31)
sens.slope(AL31)
mk.test(AL41)
sens.slope(AL41)
mk.test(AL62)
sens.slope(AL62)
mk.test(CA12)
sens.slope(CA12)
.....
#Plot the time series data
plot(AÑO,CR12)
#Add a smooth line to visualize the trend
lines(lowess(AÑO,CR12), col='blue')
```

**ANEXO 5. Resultados del Test de Mann-Kendall del número de heladas mensuales.**

*Tabla 51. Resultados del Test de Mann-Kendall del número de heladas mensuales*

<b>p-value</b>	<b>octubre</b>	<b>noviembre</b>	<b>diciembre</b>	<b>enero</b>	<b>febrero</b>	<b>marzo</b>
AL31		0.8623	0.6362	0.2731	0.2586	0.2609
AL 41		0.4647	0.3924	0.9479	0.1711	0.7337
AL62				0.4879		
CA12			0.8999	0.3977	0.3408	
CA21				0.916	0.7287	
CA42			0.8715	0.7745	0.8745	0.3171
CA52			1	0.6731		
CA73						
CA91			0.615	0.685	0.7299	0.2086
CI22		0.7287	0.5442	0.09087	0.2811	0.2916
CI32		0.9498	1	0.1032	0.5607	0.2916
CI42		0.8827	0.468	0.4512	0.4532	0.3171
CI52		0.7882	0.4937	0.3578	1	0.8671
CI71		1	0.7601	0.664	0.1361	0.3426
CR12	0.7528	0.4672	0.2374	0.9221	0.6476	0.3406
CR32	1	0.452	0.06319	0.6258	0.7684	0.01142
CR42		0.6845	0.4132	0.5343	0.356	1
CR52		0.3512	0.2136	0.3269	0.5554	1
CR61		0.07835	0.07202	0.4527	0.3451	0.8173
JU12		1	0.1711	0.2783	0.9471	0.2635
JU42	0.7287	0.6671	0.579	0.7196	0.8438	0.7179
JU52		1	1	0.5353	0.3271	0.5971
JU71	0.7287	0.1591	1	0.8701	0.3404	0.6773
JU81		0.5542	0.4901	0.6009	0.7382	0.3705
LO11		0.7517	0.4576	0.8649	0.667	0.2916
LO21			0.8169	1	0.7162	0.3408
LO31				0.4879		
LO41		0.726	0.6008	0.51	0.1226	0.2867

<b>p-value</b>	<b>octubre</b>	<b>noviembre</b>	<b>diciembre</b>	<b>enero</b>	<b>febrero</b>	<b>marzo</b>
LO51				0.4879	0.7287	
LO61		0.6282	0.2896	0.1974	0.4456	0.729
ML12		0.8779	0.04516	0.2501	0.5282	0.8926
ML21		0.9498	0.4177	0.5038	0.1796	0.2314
MO12			1	0.685	0.8999	1
MO22			0.6731	0.5163	0.698	0.6592
MO31		0.7879	0.05572	0.1921	0.4674	0.4139
MO41			0.4604	0.4883	0.8999	0.3408
MO51			1	0.8971	0.7287	0.3859
MO62						
MU21		0.5624	0.08072	0.8677	0.6306	0.6067
MU31			0.3788	0.916	0.4879	0.3859
MU52			1	0.5966	0.7287	
MU62		0.6029	0.7628	0.6106	0.8999	0.3859
TP22		0.3859	0.6362	0.2194	0.6669	0.3426
TP42		0.3859	0.6055	0.9443	0.5178	0.2578
TP52			1	0.2314	0.7287	
TP73			0.615	0.5442		0.3859
TP91			0.2688	0.8873	0.7287	





## ANEXO 7. Selección de episodios muy fríos a partir del P5

Figura 95. Selección de días fríos a partir del percentil 5.

ESTACION	2004-02-26	2004-02-27	2004-02-28	2004-02-29	2004-03-01	2004-03-02	2004-03-03	2004-03-04	2004-03-05	2004-03-06
AL31	4.86	3.09	0.15	3.66	-0.59	-2.78	-1.59	2.79	10.97	10.19
AL41	5	3.8	1.7	3.7	2.5	-1.3	-5.2	-2	6.2	9
AL62	8.1	6.7	6.2	7.9	4.9	2.2	3.3	7	12.13	12.44
CA12	6.07	3.29	2.69	4.91	2.06	0.05	-1.57	2.88	9.29	9.82
CA21	7.34	4.6	1.18	6.12	1.84	0.42	0.97	6.77	15.48	12.57
CA42	5.57	2.81	2.27	3.64	0.97	-0.45	-2.07	2.32	10.45	10.96
CA52	7.08	4.62	5.43	5.86	1.68	0.08	2.17	4.28	12.25	13.95
CA73	3.93	1.75	1.33	3.04	0.85	-0.78	-1.85	1.14	6.23	6.83
CA91	4.6	3.4	0.4	3.7	-0.5	-1.4	-1.7	3.5	10.5	10.3
CI22	4.8	2.9	1.9	2.9	3.4	-1.6	-2.4	5.6	11.9	12.7
CI32	4.21	2.93	1.83	4.24	1.32	-0.98	-1.02	6.52	12.22	11.48
CI42	4.3	1.8	0.8	1	1.3	-1.4	-3.2	3.7	9.5	9.3
CI52	3.3	1	-0.1	-0.1	-2.3	-3.6	-5.5	-1.7	5.1	8.5
CI71	2.23	-0.08	-0.91	1.62	-1.58	-4.44	-5.78	0.61	8.27	8.94
CR12	0.90	-1.10	-2.90	0.80	-3.40	-6.70	-6.10	-0.30	6.90	5.00
CR32	2.4	0.2	-0.9	-0.8	-3.4	-4.9	-7.2	-3.8	4	6.1
CR42	3.45	2.61	0.2	2.68	-1.74	-3.36	-4.79	-0.32	6.55	9.31
CR52	4.4	1.1	-0.6	2.5	-2.2	-5.1	-4.3	-0.1	8.3	9.4
CR61	0.34	-1.03	-2.4	0.43	-3.08	-5.51	-5.63	2.48	5.6	4.98
JU12	2.8	0.8	1.6	0.8	-0.8	-3.9	-4.7	4.3	8.9	9.9
JU42	2.12	0.23	-0.65	1.84	-2.1	-5.52	-5.96	1.77	9.61	8.21
JU52	1.7	-0.1	1.4	3.8	-1.8	-6.5	-7	1.9	8.5	7.6
JU71	2.4	-0.1	2.1	4.2	-1	-5	-5.8	5.5	11.9	10.2
JU81	3.1	1.6	2.7	1.8	-1.2	-3.8	-5.1	3	10.1	13.2
LO11	4.89	2.1	0.24	5.9	-0.43	-1.47	-3.85	1.1	11.43	10.2
LO21	5.83	5.14	1.34	5.7	1.55	-1.14	-1.46	3.31	9.91	9.37
LO31	7.41	7.96	7.38	9.88	5.74	2.85	2.44	4.29	8.98	11.82
LO41	3.43	-0.49	-0.05	1.97	-2.53	-4.66	-4.24	0.83	7.42	6.2
LO51	6.7	5.8	4.5	7.2	2.2	0.8	1.9	6.7	12.3	11.3
LO61	4.2	1.3	1.3	2.9	0.7	-2.2	-4.7	-1.7	6.7	8.6
ML12	5	0.6	0.7	-0.5	-0.4	-1.6	-3.7	5.4	12.2	10
ML21	6.3	2.9	0.9	3	2.5	0.8	-0.4	4.7	12.6	10.6
MO12	7.07	4.09	2.67	6.09	1.96	1.13	0.07	7.88	13.95	12.13
MO22	5.8	2.5	1.4	1.2	2.1	-0.1	-0.1	7.7	12.4	11.9
MO31	2.8	0.9	1.8	-0.9	-0.1	-2.6	-4.9	1	8.6	8.2
MO41	5.1	2.3	2.4	2.6	2.4	-0.1	-2.1	5.1	12.1	12.7
MO51	6.44	3.16	3.76	3.04	2.19	-0.14	0.81	8.13	13.02	13.6
MO62	4.93	2.8	1.72	4.45	1.08	-1.2	-2.54	4.78	11.76	11.18
MU21	3.6	1.87	1.91	0.59	-0.43	-0.57	-1.68	4.72	11.89	9.51
MU31	8.3	5.5	3.3	6.1	3	2	-0.9	5.3	12.7	11.1
MU52	6.8	4.5	5.2	6.8	2.5	1	2.1	10.5	14.4	13.4
MU62	6.3	3.2	2	3.2	3.6	1	-2.2	3.2	10.4	10.3
TP22	6.4	3.2	1.8	1.7	2.9	1.5	-2.6	4.2	9.2	10.9
TP42	4.5	1.7	-0.2	2.6	-0.8	0.1	-2.8	1.1	7.6	9.5
TP52	6.2	3.84	3.15	5.33	2.6	0.58	-0.73	5	10.9	10.59
TP73	6.3	3.8	4.3	4.6	2.6	1.5	-0.2	4.6	11.1	11.4
TP91	6.12	3.43	2.75	5.03	2.15	0.2	-1.45	3.68	10.18	10.31

En rosa están los valores negativos y en amarillo los valores que están por debajo del P5 del mes de enero, que según la estación, pueden ser positivos. En este caso, se puede ver cómo hay heladas los días 1 y 4 de marzo de 2004 pero los días más fríos fueron el 2 y el 3. Este criterio nos sirvió para detectar las Olas de Frío o heladas muy fuertes.