



# UCAM

UNIVERSIDAD CATÓLICA  
DE MURCIA

ESCUELA INTERNACIONAL DE DOCTORADO

Programa de Doctorado en Tecnologías de la  
Computación e Ingeniería Ambiental

**El mercado de divisas (FOREX) como un  
modelo elástico de red**

Autor:

D. Antonio Vicente Contreras

Directores:

Dr. D. José María Cecilia Canales

Dr. D. Horacio Emilio Pérez Sánchez

Murcia, 14 de marzo de 2019





# UCAM

UNIVERSIDAD CATÓLICA  
DE MURCIA

## AUTORIZACION DE LOS DIRECTORES DE LA TESIS DOCTORAL PARA SU PRESENTACIÓN

El Dr. D. José María Cecilia Canales y el Dr. D. Horacio Emilio Pérez Sánchez como Directores<sup>1</sup> de la Tesis Doctoral titulada “El mercado de divisas (FOREX) como un modelo elástico de red”, realizada por D. Antonio Vicente Contreras 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 firmamos, para dar cumplimiento a los Reales Decretos 99/2011, 1393/2007, 56/2005 y 778/98, en Murcia a 14 de Marzo de 2019.

Dr. D. José María Cecilia Canales Dr. D. Horacio Emilio Pérez Sánchez

---

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



*A mi mujer (ST)*



## Agradecimientos

A la Universidad Católica San Antonio de Murcia por el apoyo a través del programa de Doctorado Industrial y en especial a los doctores D.José María Cecilia Canales y D.Horacio Emilio Pérez Sánchez en su labor de dirección de esta tesis y al apoyo personal prestado.

A la empresa *Artificial Intelligence Talentum, S.L.* por el apoyo en este doctorado industrial y en concreto, del Dr.D. Sergio Navarro Sánchez y de mis compañeros Alberto, Herrera y Amparo que han trabajado duro para conseguir poner a disposición lo necesario en cada momento y hacer posible su realización.



## Resumen

El Mercado de divisas, también conocido como FOREX, es un mercado financiero en el que bancos internacionales, compañías comerciales, inversores privados, entre otros agentes financieros pueden negociar sobre divisas. Este mercado mundial y descentralizado es considerado uno de los mayores mercados financieros en el mundo en términos de volumen de negociación. Así mismo, la predicción a tiempo real de los distintos activos financieros en el mercado FOREX aporta información de utilidad a los distintos participantes del mercado a la hora de tomar decisiones de negocio.

La aportación de esta tesis a la literatura científica es la de elaborar un modelo predictivo del mercado FOREX, basado en principios físico-químicos, en concreto, un modelo elástico de red, bajo el contexto de un entorno de eficiencia de mercado en sentido débil. Este algoritmo, denominado *elastic network model for the FOREX market* (ENMX) presenta las siguientes características. En primer lugar, el algoritmo ENMX es capaz de reproducir la naturaleza inestable del mercado FOREX, permitiendo la predicción de precios de cotización alejados de su precio de *equilibrio*. Además, este modelo permite la simulación de mercado de hasta 21 pares de divisas relacionados entre sí, por lo tanto, es capaz de representar la evolución del mercado FOREX en su conjunto. En segundo lugar, la interacción entre los distintos inversores y cada precio de cotización particular, la cual podría producir pequeñas desviaciones en dicho precio de cotización, es representada por un movimiento aleatorio que sigue una distribución estadística que mejor se ajusta a los datos del histórico de cotizaciones analizado. De entre las distribuciones estadísticas analizadas, la distribución Pseudo-Voigt es la que mejor modeliza las variaciones de los precios de cotización del mercado FOREX. Tras el estudio de la especificación del modelo ENMX, se compararon las predicciones del modelo ENMX frente a modelos econométricos, tales como el VAR y el paseo aleatorio. Respecto a las métricas de comparación propuestas, se utilizaron el *profit factor* (PF), un indicador ampliamente utilizado en el mundo financiero como medida de rentabilidad y, por otro lado, la raíz del error cuadrático medio (RECM) como una de las métricas más utilizadas en el mundo de la econometría en términos de precisión de la predicción. Los resultados arrojaron luz de que el modelo ENMX fue capaz de predecir mejor en términos de rentabilidad y precisión frente a los modelos econométricos propuestos.

Puesto que uno de los objetivos de esta tesis doctoral es el de realizar predicciones en tiempo real del mercado FOREX, la versión secuencial del algoritmo ENMX no es capaz de satisfacer estas necesidades. Por ello, surgió de manera natural la paralelización del modelo ENMX, al que denominamos *parallel elastic network model for the FOREX market* (PENMX). En esta tesis doctoral se proponen diferentes estrategias de paralelización heterogéneas basadas en computadores de memoria compartida, usando OpenMP, y computadores de memoria distribuida usando MPI. Siguiendo la línea anterior, se comparó la predicción del algoritmo PENMX frente al modelo VAR y paseo aleatorio usando las métricas anteriormente mencionadas. En este caso, se distinguieron dos situaciones de mercado frecuentemente detectadas en el mercado FOREX. Una de ellas, es una situación de mercado en la que se detecta una alta volatilidad presente en las diferentes divisas analizadas y la otra una situación de mercado tendencial, en la que se refleja una tendencia alcista o bajista en un período de tiempo determinado. Respecto a la situación de mercado de alta volatilidad, el modelo PENMX superó en términos de predicción al modelo VAR y al paseo aleatorio en un horizonte más a largo plazo (horizonte temporal superior a la hora). Sin embargo, en la situación de mercado tendencial, los modelos VAR y el paseo aleatorio mejoraron al algoritmo PENMX. Esto es debido a que el modelo PENMX no tiene en cuenta en la predicción los precios de cotización pasados mientras que estos modelos se basan en el comportamiento de los precios históricos para elaborar la predicción.

Por último, dado que la presente tesis doctoral está enmarcada dentro del programa de doctorados industriales de la UCAM y como tal, esta tesis se enmarca dentro de las líneas de investigación e innovación de la empresa *Artificial Intelligence Talentum, S.L.*, para el desarrollo de estrategias de *trading* automático mediante técnicas de inteligencia artificial y computación de altas prestaciones. Además de la investigación industrial realizada, en la presente tesis doctoral se ha realizado un estudio de modelo de negocio, que utilizando el modelo teórico propuesto y el código software operativo generado, pusiera a disposición de inversores privados e institucionales propuestas de inversión del mercado FOREX (señales de *trading* automático).

Por tanto, el último capítulo de esta tesis doctoral tiene por motivación el realizar un estudio detallado de la aplicación de un modelo con capacidad de generación de predicciones de precios de cotización sobre varios instrumentos financieros de manera conjunta, relacionada y simultánea. En concreto, siete divisas con especial relevancia en el mercado estudiado (FOREX). De igual

manera se pone de manifiesto la capacidad de generación de señales de *trading* automáticas en un corto período de tiempo, una hora, considerada en intervalos de cinco minutos. Se realiza un estudio del marco conceptual aplicable a esta aplicación industrial, tanto a nivel de tecnología aplicada como del mercado financiero específica en esta área. Se completa el mismo, con la investigación del mercado de los asistentes virtuales del mercado FOREX donde se ubica la aplicación industrial derivada de la tesis.

*Palabras clave: Mercado FOREX, Trading, Modelo elástico de red, Computación paralela, Algoritmo bioinspirado, Modelo de negocio, Señales de trading*

## Resume

The foreign exchange (FOREX) market is a financial market in which participants, such as international banks, companies or private investors, can both invest in and speculate on exchange rates. This market is considered one of the largest financial markets in the world in terms of trading volume. Indeed, the just-in-time price prediction for a currency pair exchange rate (e.g. EUR/USD) provides valuable information for companies and investors as they can take different actions to improve their business.

This doctoral dissertation introduces a new algorithm, inspired by the behaviour of macromolecules in dissolution, to model the evolution of the FOREX market, called the ENMX (elastic network model for FOREX market) algorithm. This algorithm allows the system to escape from a potential local minimum, so it can reproduce the unstable nature of the FOREX market, allowing the simulation to get away from equilibrium. ENMX introduces several novelties in the simulation of the FOREX market. First, ENMX enables the user to simulate the market evolution of up to 21 currency pairs, connected, and thus emulating behaviour of the real world FOREX market. Second, the interaction between investors and each particular quotation, which may introduce slight deviations from the quotation prices, is represented by a random movement. We analyse different probability distributions like Gaussian and Pseudo-Voigt, the latter showing better behaviour distributions, to model the variations in quotation prices. Finally, the ENMX algorithm is also compared to traditional econometric approaches such as the VAR model and a driftless random walk, using a classical statistical (root mean square error) and a profitability (profit factor) measure. The results show that the ENMX outperforms both models in terms of quality by a wide margin.

Moreover, due to the fact that the computational needs required are highly costly as the number of currency pairs increase, thus a hybrid parallelization using several shared memory and message passing algorithm is studied on distributed cluster is evaluated to achieve a high-throughput algorithm that answers the real-time constraints of the FOREX market. The context-aware algorithm proposed to model the behaviour of the FOREX market, called parallel elastic network model for the FOREX market (PENMX) is also compared with a VAR model as well as a driftless random walk using both a classical statistical measure and a profitability measure according to the comparison of the ENMX

algorithm. Specifically, we distinguish between two types of market situation. One of this is an uncertainty situation in which the currency pairs analysed exhibit a higher volatility pattern for some time. The other market situation considered is either an upward trend or downward trend for the currency pairs analysed. Regarding results, PENMX outperforms VAR model and random walk in terms of quality under the uncertainty market situation whereas both the VAR model and the driftless random walk outperform PENMX in the trend market situation. This fact is due to the lag structure of these compete models that are able to capture past patterns of the historical data considered.

Finally, due to the fact that this thesis dissertation is within the framed of the doctoral industrial program of the Polytechnic School at the Catholic University of San Antonio of Murcia (UCAM), so that is within the research area of the firm Artificial Intelligence Talentum, S.L., called development of automated trading systems using artificial intelligence techniques and high-performance computing. In addition to this research area, a business model was proposed in this thesis dissertation based on automated trading signals with the aim of recommending to private and institutional investors optimal trading decisions in the FOREX market.

Thus, the last chapter of this dissertation is focused on making an in-depth study of the application of a model that predicts quotation prices across several financial instruments at the same time. In particular, the seven currencies more representative in the FOREX market. Also, the performance of the generation of trading signals is evaluated in a short period of time, specifically one hour with a timeframe of five minutes. Moreover, a conceptual framework is developed under this industrial application as well as the research of the virtual assistants in the FOREX market.

*Keywords: FOREX market, Trading, Elastic network model, Parallel computing, Bioinspired computing, Business model, Trading signals*

# Índice

<b>1</b>	<b>Introducción</b>	<b>1</b>
1.1	Motivación . . . . .	1
1.2	Objetivos de la tesis . . . . .	3
1.3	Estructura de la tesis . . . . .	4
<b>2</b>	<b>La evolución del <i>trading</i> en los mercados financieros: El caso particular del mercado de divisas</b>	<b>7</b>
2.1	Evolución del trading . . . . .	7
2.1.1	Evolución del proceso de trading . . . . .	8
2.1.2	Evolución del proceso de <i>trading</i> en las relaciones con intermediarios . . . . .	11
2.2	El caso particular del mercado de divisas o mercado FOREX . .	16
2.2.1	Origen y evolución del mercado FOREX . . . . .	16
2.2.2	Características y funcionamiento del mercado FOREX .	19
2.2.2.1	Características del mercado FOREX . . . . .	19
2.2.2.2	Funcionamiento del mercado FOREX . . . . .	22
2.3	Plataformas de <i>trading</i> . . . . .	25
<b>3</b>	<b>Sistemas de <i>trading</i> algorítmico</b>	<b>35</b>
3.1	Sistemas de trading . . . . .	35
3.1.1	<i>Trading</i> algorítmico. Caracterización, definición y clasificación . . . . .	36
3.1.2	<i>Trading</i> algorítmico vs <i>Trading</i> de alta frecuencia . . . .	38
3.1.3	Impacto del <i>trading</i> algorítmico en los mercados financieros	39
3.2	Estrategias de <i>trading</i> algorítmico . . . . .	49
3.2.1	Estrategias Algorítmicas de los agentes profesionales . .	49
3.2.1.1	Algoritmos impulsados por impactos . . . . .	50
3.2.1.2	Algoritmos basados en costes . . . . .	51
3.2.1.3	Algoritmos de lectura automatizada de noticias ( <i>Newsreader algorithms</i> ) . . . . .	52
3.2.2	Estrategias algorítmicas de <i>trading</i> propietario . . . . .	53

3.2.2.1	Estrategias de creación de mercado . . . . .	53
3.2.2.2	Estrategias basadas en el arbitraje estadístico . . . . .	54
3.2.3	Nuevos enfoques estratégicos de <i>trading</i> algorítmico . . . . .	55
3.2.3.1	Estrategias algorítmicas basadas en la econofísica . . . . .	55
3.2.3.2	Métodos de series temporales . . . . .	59
3.2.3.3	Métodos de aprendizaje computacional . . . . .	60
3.2.3.4	Métodos de <i>trading</i> basados en algoritmos genéticos . . . . .	60
<b>4</b>	<b>El modelo elástico de red</b>	<b>67</b>
4.1	Caracterización del modelo elástico de red . . . . .	67
4.1.1	Descripción del modelo ENMX . . . . .	67
4.1.2	Caracterización de la distribución Pseudo-Voigt . . . . .	70
4.1.3	Algoritmo del modelo ENMX . . . . .	72
4.2	Resultados . . . . .	75
4.2.1	Evaluación de la distribución de probabilidad de la muestra analizada . . . . .	75
4.2.2	Resultados empíricos de los experimentos realizados . . . . .	77
4.2.2.1	Análisis de la distribución Pseudo-Voigt . . . . .	77
4.2.2.2	Comparación con modelos econométricos . . . . .	81
<b>5</b>	<b>Paralelización del modelo elástico de red (ENMX)</b>	<b>83</b>
5.1	Introducción . . . . .	83
5.2	Antecedentes . . . . .	85
5.2.1	Procesamiento tradicional . . . . .	85
5.2.2	Modelos de programación paralela . . . . .	86
5.3	Diseño del algoritmo PENMX . . . . .	88
5.3.1	Análisis de la aplicación ENMX . . . . .	88
5.4	Paralelización del modelo ENMX (PENMX) . . . . .	93
5.5	Resultados . . . . .	98
5.5.1	Resultados de rendimiento computacional . . . . .	98
5.5.2	Resultados de calidad . . . . .	101
<b>6</b>	<b>Estudio de un modelo de negocio digital de recomendaciones de inversiones en el mercado FOREX</b>	<b>109</b>
6.1	Introducción . . . . .	109
6.1.1	Motivación . . . . .	109
6.1.2	Justificación . . . . .	110
6.2	Marco Conceptual . . . . .	113

6.2.1	Conceptos . . . . .	114
6.2.1.1	Señales de <i>trading</i> . . . . .	114
6.2.1.2	Comercio electrónico ( <i>e-commerce</i> ) . . . . .	114
6.2.1.3	<i>e-Business</i> . . . . .	115
6.2.1.4	<i>M-Business</i> . . . . .	116
6.2.1.5	Inteligencia artificial. Concepto y aprendizaje automático aplicado al mercado Forex . . . . .	116
6.2.1.6	Auge de los portales de trading financiero que ofrecen señales de trading . . . . .	117
6.2.2	Definición y características de nuestro servicio de señales	118
6.2.3	Análisis funcional . . . . .	119
6.2.4	Análisis legal (empresa radicada en España) . . . . .	121
6.3	Investigación del mercado . . . . .	122
6.3.1	Características y cuantificación del mercado del trading .	122
6.3.1.1	Descripción del Mercado . . . . .	122
6.3.1.2	Análisis del cliente . . . . .	125
6.3.1.3	Estudio de la competencia . . . . .	125
6.3.2	Percepción de servicio propuesto: Asistente Virtual . . .	127
6.3.2.1	Control del riesgo asumido por el usuario . . . .	127
6.3.3	Análisis DAFO . . . . .	129
6.3.3.1	Matriz de Factores <i>TipsClaire</i> . . . . .	129
6.3.3.2	Estrategias . . . . .	130
6.3.4	Lienzo de modelo de negocio o <i>Business Model Canvas</i> .	133
6.4	Lecciones aprendidas . . . . .	135
<b>7</b>	<b>Conclusiones y Líneas Futuras</b>	<b>137</b>
7.1	Conclusiones . . . . .	137
7.2	Vías futuras . . . . .	139

# Capítulo 1

## Introducción

### 1.1 Motivación

Durante muchos años, los economistas han centrado sus esfuerzos en desarrollar modelos econométricos que fueran capaces de explicar el comportamiento de los mercados financieros. Si nos centramos en los distintos marcos teóricos que se han aplicado en este ámbito, debemos destacar la hipótesis de los mercados eficientes (*Efficient Market Hypothesis*, EMH en sus siglas en inglés), introducida por Eugene Fama [Fama, 1965, Malkiel and Fama, 1970] y Samuelson [Samuelson et al., 1965] en un entorno de aceptación de la eficiencia de los mercados de capitales [Makovský, 2014]. Dado que encontramos diferentes definiciones de mercado eficiente, es razonable utilizar la definición de Fama, que propone que un mercado es eficiente si refleja completamente toda la información disponible. Bajo este supuesto, se asume que todos los inversores se comportan racionalmente partiendo de la misma información disponible. De esta manera, la información disponible en cada momento del tiempo en el mercado es interpretada de manera eficiente, de modo que la determinación del precio de los activos es óptima. Por lo tanto, es imposible obtener un rendimiento mayor al riesgo asumido en una operación de mercado. Debido a que los inversores optimizan la información pasada y la información actual disponible, la nueva información que llega al mercado, la cual es impredecible, podría afectar a los precios en el mercado [Cuthbertson and Nitzsche, 2005].

Además, Fama introdujo una clasificación de la EMH basada en tres formas de eficiencia: débil, semi-fuerte y fuerte [Malkiel and Fama, 1970]. La forma débil propone que los precios de los activos financieros incluyen toda la información financiera histórica. Debido a este hecho, solo la nueva información impredecible causaría cambios en el precio de los activos, lo que significa que el paseo aleatorio es el mejor predictor tanto de los precios, como de los rendimientos de los activos. La forma semi-fuerte defiende que los precios de los activos financieros incorporan la forma débil de la EMH más toda la información que está públicamente disponible en el mercado en cualquier momento. La forma fuerte de la EMH engloba la forma débil y semi-fuerte de EMH, así como la información privada disponible y que se incorpora de inmediato a los precios de los activos financieros. Tanto la forma débil como semi-fuerte de la eficiencia del mercado han sido testadas por varios autores. Sin embargo, los resultados relativos a la validez de estas formas de eficiencia se han dividido en función de los supuestos realizados. Por otro lado, se ha prestado menos atención a la validez de la eficiencia en sentido fuerte. Pocos estudios de la forma fuerte han encontrado alguna evidencia que rechace la eficiencia de los mercados financieros analizados [Tı̇tan, 2015] y [Degutis and Novickyte, 2014].

La aportación de esta tesis a la literatura científica es la de elaborar un modelo predictivo del mercado FOREX, basado en principios físico-químicos, en concreto, un modelo elástico de red, bajo el contexto de un entorno de eficiencia de mercado en sentido débil. El desarrollo de esta tesis se enmarca en el ámbito del Doctorado Industrial de la empresa *Artificial Intelligence Talentum*<sup>1</sup>, una empresa innovadora de base tecnológica especializada en el diseño y desarrollo de algoritmos y modelos de predicción basados en el uso de técnicas de inteligencia artificial. La compañía que ha motivado este trabajo de investigación fue fundada en Julio de 2013 para trabajar en modelos predictivos aplicados a los mercados financieros e industriales. Está ubicada en el Centro Europeo de Empresas Innovadoras de Murcia<sup>2</sup> y fue reconocida en 2015 como empresa de base tecnológica innovadora. Su interés se apoya de manera central en la continuación del proyecto de investigación denominado “Nueva generación de robot para el trading cuantitativo automático con capacidades de cálculo distribuido basado en aplicación de métodos de redes Neuronales y Bayesianas” desarrollado en 2014 y 2015 (Expediente CDTI IDI-20140630 "Nueva generación de robot para el *trading* cuantitativo automático con capacidades de cálculo distribuido basado en aplicaciones de métodos de redes neuronales y bayesianas") y base

<sup>1</sup>Artificial Intelligence Talentum. <http://www.aitalentum.com/>

<sup>2</sup>Centro Europeo de Empresas Innovadoras de Murcia. <https://www.ceeim.es/>

de la línea comercial FXTALENTUM ®. Como resultado de este trabajo de investigación será posible obtener conclusiones que podrán ser valiosas para el diseño de los modelos de red elástica que expliquen la relación entre los precios de activos financieros relacionados (Divisas). Siendo de gran interés para su uso en esta compañía, de manera directa, en el mercado de derivados financieros sobre divisas y en otros campos de aplicación donde existan variables temporales interrelacionadas (Precio y consumo de energía eléctrica, horas de uso y coste de mantenimiento en equipos inteligentes conectados, etc.).

## 1.2 Objetivos de la tesis

En esta tesis doctoral, proponemos un modelo elástico de red (*elastic network model for the FOREX market*, ENMX en sus siglas en inglés), basado en los principios que gobiernan los movimientos de moléculas en disolución, con el fin de predecir el mercado de divisas, también conocido como mercado FOREX. A su vez, debido al alto coste computacional de la obtención de resultados, así como los requisitos temporales del dominio de aplicación, se propone la paralelización del modelo propuesto. La representación del modelo está derivada de la bioinformática y bajo determinados supuestos, como la distribución de probabilidad que mejor se ajusta a la muestra analizada entre otros, se ajustarán las condiciones de modelo y se estudiará su capacidad relacionada con el objetivo de explicar el comportamiento de los precios de los activos. Finalmente, se expondrán y compararán los resultados del modelo con los generados por otros sistemas, tales como modelos VAR [Luetkepohl, 2009] y paseo aleatorio [Fama, 1965] similares desarrollados dentro del contexto de la econometría. Con este fin en mente, esta tesis doctoral contribuye a la necesidad de obtener un profundo conocimiento acerca de la aplicación de determinados modelos derivados de la física y la biología en la explicación del funcionamiento de determinados mercados de capitales de gran volumen de divisas.

Los objetivos principales son:

- O1- Identificar los principales modelos que se están utilizando para modelar el mercado de divisas. Revisión del estado del arte y técnicas de predicción previamente realizadas en este mercado.

- O2- Caracterizar el modelo elástico de red y su aplicación en la modelización de equilibrio bajo un contexto teórico de eficiencia en sentido débil del mercado.
- O3- Desarrollar una paralelización del algoritmo del modelo propuesto reduciendo así el tiempo de cálculo requerido y satisfacer el objetivo de predicción del mercado FOREX en tiempo real.
- O4- Generación de predicciones de precios de cotización en el mercado FOREX según el modelo.
- O5- Resultados y comparación del modelo elástico de red con otros modelos econométricos. Selección de indicadores para la comparación del modelo.
- O6- Estudio de la aplicación industrial del modelo elástico de red en el mercado FOREX.

### 1.3 Estructura de la tesis

Finalmente, con el objetivo de orientar al lector de esta tesis doctoral, se describe brevemente el contenido de la misma desglosada en los siguientes capítulos:

- *Capítulo 1: Introducción.* El objetivo de este capítulo es el de ilustrar al lector sobre el problema a abordar en esta tesis así como las soluciones planteadas en la literatura. Además, también se enumeran los objetivos a alcanzar en esta tesis doctoral.
- *Capítulo 2: Evolución del trading en los mercados financieros: El caso particular del mercado de divisas.* Este capítulo trata de contextualizar al lector sobre la evolución histórica del proceso de *trading* así como del mercado FOREX objeto de estudio. También se describen las características y funcionamiento de este mercado además de las distintas plataformas en las que se opera en este mercado.
- *Capítulo 3: Sistemas de trading. El trading algorítmico. Enfoques basadas en trading algorítmico.* Primeramente, se describen las distintas características del *trading* algorítmico y su impacto en los mercados financieros.

Finalmente, las distintas estrategias de *trading* algorítmico son explicadas así como en los campos que se han aplicado cubriendo así el objetivo O1.

- *Capítulo 4: El modelo elástico de red.* Se propone y desarrolla el modelo elástico de red (ENMX). Finalmente, se compara la bondad del modelo ENMX con otros modelos econométricos ampliamente utilizados para la predicción del mercado FOREX. En este caso, se abordarían los objetivos O2, O4 y O5.
- *Capítulo 5: Paralelización del modelo elástico de red (PENMX).* Paralelización del modelo ENMX con el fin de satisfacer las necesidades de predicción a tiempo real del mercado FOREX y cubrir el objetivo O3.
- *Capítulo 6: Estudio de un modelo de negocio digital de recomendaciones de inversiones en el mercado FOREX.* A través del uso de la predicciones que genera el modelo elástico de red, para proporcionar información sobre las mejores recomendaciones de inversión al *trader* particular e institucional en el mercado de divisas. Aborda el objetivo número 6.
- *Capítulo 7: Conclusiones y vías futuras.* Por último, se concluye esta tesis doctoral además de las posibles vías futuras.
- *Bibliografía.* Aportación al lector de las referencias bibliográficas utilizadas para un conocimiento más profundo de los conceptos estudiados.



## Capítulo 2

# La evolución del *trading* en los mercados financieros: El caso particular del mercado de divisas

Este capítulo se centra en ofrecer una perspectiva temporal de la transición del proceso de *trading*<sup>1</sup> hacia el denominado *trading* electrónico desde el punto de vista de compra-venta. Además de esto, se discutirán importantes innovaciones tecnológicas y se identificarán los impulsores de esta revolución.

### 2.1 Evolución del trading

El cambio evolutivo hacia el *trading* electrónico no ocurrió repentinamente. A partir de 1971, la *National Association of Securities Dealers Automated Quotation* (NASDAQ) se convirtió en el primer mercado de acciones electrónicas

---

<sup>1</sup>Se conoce como *Trading* o especulación bursátil al intercambio de instrumentos financieros entre inversores con el objetivo de maximizar su beneficio en un determinado periodo de tiempo. Suele ir asociado al intercambio de instrumentos financieros en el corto plazo entre los distintos participantes del mercado, a través de herramientas de inversión que permiten la compra-venta de productos financieros tales como acciones, bonos, materias primas, divisas, derivados financieros, etc [Economipedia, 2018]

registrando dos mil quinientos valores *over the counter*<sup>2</sup> (OTC). Pocos años después, los competidores implementaron progresivamente este sistema a ambos lados del Atlántico.

### 2.1.1 Evolución del proceso de trading

La figura 2.1 presenta las piedras angulares del cambio evolutivo en el proceso de *trading* electrónico desde su comienzo inicial en los mercados de valores. Desde principios de 1990, muchas de las principales bolsas de valores ya aceptaban la operativa de forma electrónica por completo, es decir, el registro de operativas en los libros de órdenes así como la determinación de precios se realizaba mediante algoritmos de casación que asignaban órdenes de compra y venta con precios de referencia [Johnson, 2010]. Los intercambios contabilizados en los libros de órdenes electrónicos (*central limit order book*, CLOB en sus siglas en inglés) proporcionaron una forma transparente, anónima y rentable de agregar y almacenar órdenes de límite abierto, así como permitir el almacenamiento simultáneo de órdenes ejecutables en tiempo real. Estos avances condujeron a una descentralización del acceso al mercado, lo que permitió a los inversores realizar operativas desde ubicaciones remotas e hizo que el comercio físico en los corros tradicionales fuera cada vez más obsoleto. A mediados de la década de 1990, la Comisión de Bolsa y Valores intensificó aún más la competencia entre estos intercambios al permitir que las redes de comunicación electrónica, es decir, los sistemas informáticos que facilitan las transacciones fuera de los intercambios tradicionales, entrarían en la batalla por el flujo de órdenes, liderando el panorama de comercio electrónico que estaba altamente fragmentado. Respecto al lado de las ventas, la operativa de manera electrónica procedió a la implementación de mecanismos automáticos de observación de precios, “ojos electrónicos”, y máquinas automáticas de cotización que generaban cotizaciones con condiciones pre preparametrizadas, reduciendo efectivamente la necesidad de un operador humano. Hasta este momento, la introducción de la liquidez se realizaba de manera manual por un operador humano experto.

Alrededor del año 2000, los participantes del mercado desde el punto de vista del lado de compra comenzaron a establecer mesas de negociación elec-

---

<sup>2</sup>*Over the counter* hace referencia a las operativas realizadas fuera del mercado organizado. Dichas operaciones suelen ser realizadas a medida entre las grandes empresas bilateralmente. Fuente: <https://www.bbva.com/es/operaciones-over-the-counter-otc/>

trónicas al conectarse con múltiples corredores y fuentes de liquidez. El *trading* experimentó mejoras significativas desde el punto de vista de la eficiencia debido al uso de los sistemas de gestión de órdenes (*order management system*, OMS en sus siglas en inglés), que permitieron la automatización del enrutamiento<sup>3</sup> de órdenes, la conectividad y la integración con los sistemas de confirmación, compensación y liquidación. La introducción del Protocolo de Intercambio de Información Financiera (FIX en sus siglas en inglés) permitió la comunicación electrónica de forma uniforme a nivel mundial de los mensajes relacionados con el *trading* y se convirtió en el estándar de mensajería *de facto* para las comunicaciones comerciales y previas al comercio [FIX Protocol Limited (FPL), 2018]. Casi al mismo tiempo, los pioneros desde el lado de las ventas implementaron los primeros algoritmos para ayudar y mejorar sus ejecuciones propietarias. Al darse cuenta de que los clientes desde el punto de vista de las compras también pudieron beneficiarse de estos avances, los brókeres<sup>4</sup> comenzaron a ofrecerles servicios algorítmicos poco después. Desde que se ofrecieron sistemas que permiten la creación y parametrización de algoritmos individuales, la captación de clientes ha aumentado constantemente [Johnson, 2010]. Los primeros servicios inteligentes de enrutamiento de órdenes se introdujeron en el sistema de EEUU con el fin de admitir el enrutamiento de órdenes en un sistema de mercado múltiple.

---

<sup>3</sup>*Enrutamiento*: Proceso de enrutar. Enrutar: dirigir, guiar, canalizar o encaminar

<sup>4</sup>Según la Real Academia de la lengua española (RAE), un bróker es un agente intermediario en operaciones financieras o comerciales que percibe una comisión por su intervención.

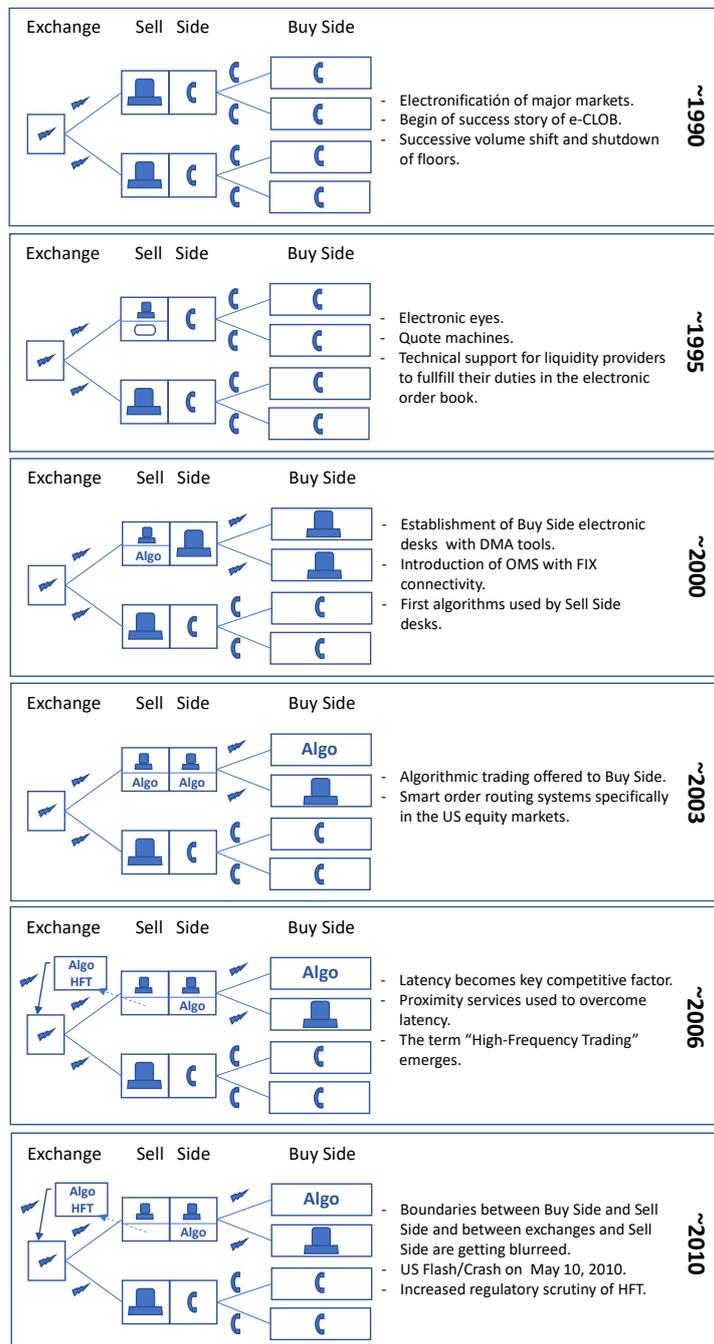


Figura 2.1: Evolución del *trading* desde 1990 hasta 2010 [Chen et al., 2018].

Alrededor de 2006, ambos lados compradores y vendedores, comenzaron a utilizar ubicaciones físicas cercanas para satisfacer la demanda y oferta, reduciendo así el tiempo de latencia entre la solicitud de las órdenes y su ejecución. A partir de esta fecha, surgió el término *trading* de alta frecuencia (TAF). Se ha de tener en cuenta, sin embargo, que, en particular, las empresas compradoras de tamaño medio y pequeño todavía usaban el teléfono, el fax o el correo electrónico para comunicar órdenes a sus intermediarios. El Flash Crash de 2010 en EEUU [Kirilenko et al., 2017] marca un evento significativo en la evolución del comercio de valores porque intensifica dramáticamente la discusión reguladora sobre los beneficios de esta evolución como veremos en detalle en el siguiente capítulo.

### 2.1.2 Evolución del proceso de *trading* en las relaciones con intermediarios

Para aumentar y agregar detalles a lo descrito anteriormente, esta sección destaca los principales avances tecnológicos que acompañan a la relación de intermediación entre el lado de la compra, el lado de la venta y los mercados en el proceso de negociación de valores. El panel superior de la figura 2.2 muestra el proceso de negociación tradicional contemplado desde la decisión de asignación del inversor desde el lado del comprador hasta la llegada de la orden final a los mercados. En este proceso, el bróker jugó un papel central porque era responsable de la administración y ejecución de la orden. Dependiendo de la complejidad de la orden y la disponibilidad del instrumento financiero utilizado (ambos impulsados principalmente por el tamaño de la orden y la seguridad de la liquidez negociada), el intermediario tenía que decidir entre solicitar la orden directamente al mercado de inmediato y en tamaño completo o dividir y temporizar la orden para evitar el impacto en el mercado. Si la liquidez en el mercado no estaba disponible, el bróker ejecutaba la orden contra su propio libro propietario, proporcionando capital de riesgo.

El panel inferior de la figura 2.2 muestra cómo la relación de intermediación entre el lado comprador y el lado vendedor cambió durante la evolución tecnológica. Como se ilustra, la responsabilidad de la ejecución se desplazó hacia el lado de la compra, que absorbió un control más directo sobre el proceso de enrutamiento y ejecución de órdenes, y el papel del lado de las ventas cambió al de proveedor de acceso al mercado y tecnología comercial. Las nuevas tec-

nologías mencionadas en la figura 2.2 , el acceso directo al mercado y el acceso al mercado patrocinado, así como el enrutamiento de órdenes inteligentes se describen a continuación en esta sección para mostrar su relación con el comercio algorítmico. Debido a que la ejecución de intermediarios de agencia (*dark pools*), o servicios de ejecución electrónica para grandes órdenes institucionales sin transparencia previa a la negociación, se centra principalmente en la interacción directa de órdenes de compra y solo indirectamente relacionada con el comercio algorítmico, esta tecnología no será descrita en detalle.

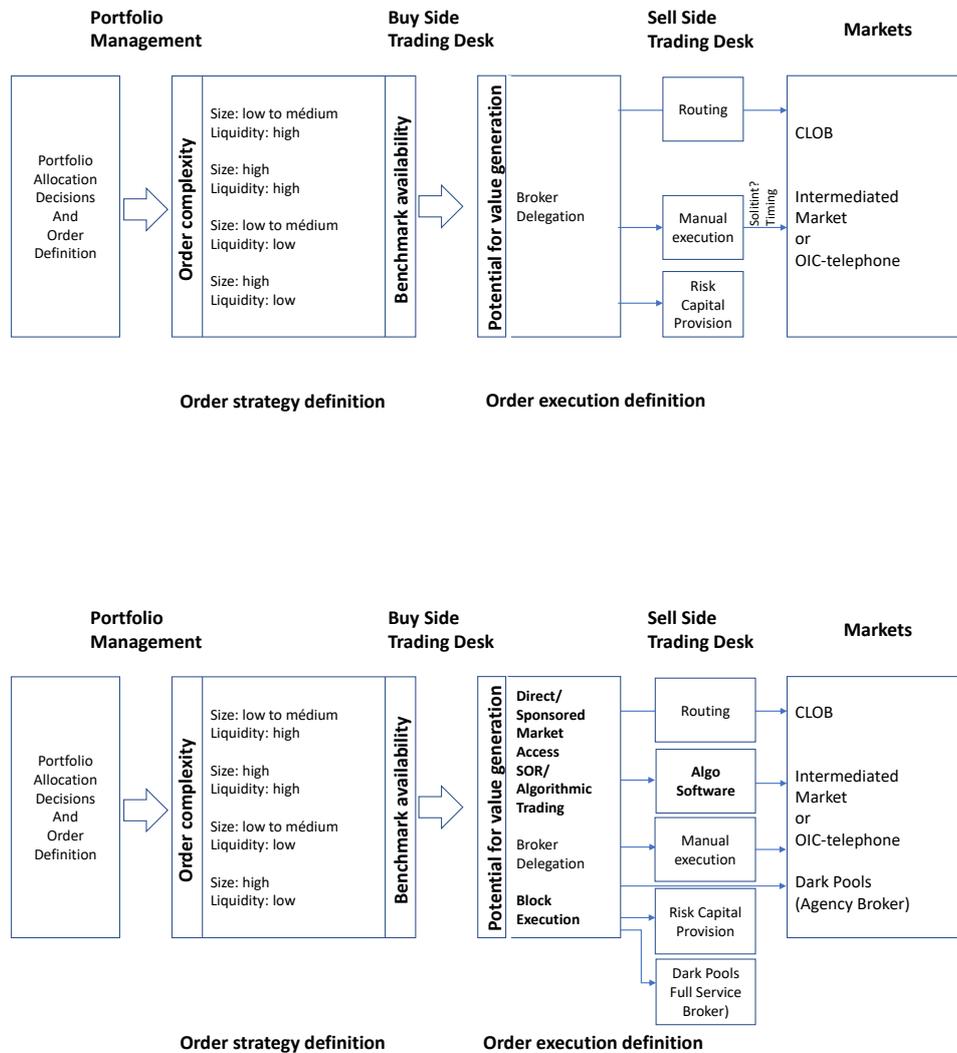


Figura 2.2: Si bien tradicionalmente la responsabilidad de la ejecución de la orden se subcontractaba completamente desde lado de la venta, los nuevos servicios de ejecución habilitados para la tecnología permiten un control total por parte de los compradores [Chen et al., 2018].

En los mercados organizados por intercambios, solo los miembros registrados tienen acceso al CLOB. Estos miembros son los únicos autorizados para realizar transacciones directamente; por lo tanto, su papel principal es el de intermediarios de acceso al mercado para los inversores. Los miembros del mercado que realizan esa función se conocen como intermediarios de cambio [Harris, 2003]. Estos intermediarios transforman las decisiones de inversión de sus clientes en órdenes que se asignan a los lugares de mercado deseados (mercado de acciones, mercado de divisas, etc.). A medida que el lado de la compra se ha vuelto más consciente de los costes de comercialización a lo largo de los años, los intermediarios han comenzado a proporcionar modelos alternativos de acceso al mercado, como el denominado acceso directo a los mercados (*Direct Market Access*, DMA en sus siglas en inglés). Al aprovechar el DMA, un inversor ya no tiene que pasar por un intermediario para realizar una orden, sino que puede remitirse directamente a los mercados a través de la infraestructura de negociación del intermediario [Johnson, 2010]. Se refiere a DMA como *cero contacto* porque el lado de compra toma el control total sobre la orden sin la intervención directa de un intermediario. Dada la reducción resultante en la latencia del mercado, los modelos DMA proporcionan una base importante para las estrategias basadas en algoritmos y *trading* de alta frecuencia.

El acceso patrocinado al mercado representa un enfoque modificado para las ofertas de DMA. Este enfoque apunta al mercado a través de la identificación de sus intermediarios, pero omite la infraestructura de estos. Los usuarios con acceso patrocinado confían en su propia infraestructura de alta velocidad y en los mercados de acceso usando la identificación del vendedor; es decir, comercian en el mercado alquilando los servicios de intermediación de su agente de ventas. Posteriormente, los intermediarios solo proporcionaron controles automáticos de riesgos previos al comercio que, en su mayoría, se implementaron dentro del software de intercambio y fueron administrados por el intermediario, por ejemplo, estableciendo un valor máximo de orden o el número máximo de órdenes en un período de tiempo predefinido.

Una extensión adicional, *acceso simple* o *acceso no filtrado* se refiere a la omisión de los controles de riesgo previos al comercio. En este proceso, para lograr una mayor reducción de la latencia, solo se llevaba a cabo la supervisión post-negociación, lo que permite potencialmente que las órdenes erróneas y las órdenes enviadas por algoritmos defectuosos entren en los mercados. Debido a los posibles efectos negativos de esta extensión, la comisión de valores e intercambio (*Securities and Exchange Commission*, SEC en sus siglas en inglés)

prohibió este tipo de *acceso desnudo* en 2010. Además, la SEC requirió que todos los intermediarios implementarán controles de riesgo y procedimientos de supervisión relacionados con la forma en que ellos y sus clientes acceden al mercado [SEC, 2010]. Actualmente, el “acceso desnudo” no está permitido en el panorama europeo de negociación de valores.

De acuerdo con Ende y sus coautores [Ende et al., 2009], en una configuración en la que cada instrumento se comercializa solo en un mercado, lograr el mejor precio posible requiere principalmente el momento óptimo del *trading* y la cantidad de órdenes óptimas para minimizar el impacto en los precios o los costes de transacción implícitos. Sin embargo, en un sistema de mercado fragmentado, en los que cada instrumento se comercializa en múltiples lugares, un operador debe monitorizar la liquidez y los niveles de precios en cada lugar en tiempo real. Los sistemas automatizados de baja latencia basados en algoritmos brindan soluciones en mercados fragmentados. Los motores de enrutamiento de órdenes inteligentes (SOR en sus siglas en inglés) monitorizan múltiples grupos de liquidez (es decir, intercambios o sistemas de comercio alternativos) para identificar la mayor liquidez y el precio óptimo mediante la aplicación de algoritmos para optimizar la ejecución de órdenes. Continuamente recopilan datos en tiempo real de los lugares respectivos sobre las situaciones disponibles en el libro de órdenes.

Según Foucault y Menkveld [Foucault and Menkveld, 2008], los autores analizan las ejecuciones entre dos centros de negociación de acciones holandesas y argumentan que las ejecuciones comerciales sub-óptimas son el resultado de la falta de automatización de las decisiones de enrutamiento [Ende et al., 2009]. Evalúa empíricamente el valor de los algoritmos SOR en un sistema de valores europeo fragmentado posterior a MiFID <sup>5</sup>. Estos autores encontraron *trading* sub-óptimo ejecutado por valor de 62 mil millones de euros dentro de un conjunto de datos de cuatro semanas. Con aproximadamente el 6,71 por ciento de todas las órdenes que se pueden ejecutar a mejores precios, predijeron un ahorro de costes general de 9,5 millones de euros dentro de este período de tiempo, lo que indicó una necesidad creciente de SOR sofisticados para lograr la mejor ejecución posible.

---

<sup>5</sup>A partir del 3 de enero de 2018 entró en vigor el nuevo marco teórico sobre mercados e instrumentos financieros, basado en la directiva MiFID II.

## 2.2 El caso particular del mercado de divisas o mercado FOREX

Desde el momento en el que existen distintas divisas, se necesita un vehículo que permita la realización de transacciones financieras entre países de una forma segura. El mercado Forex se encarga de proveer el mecanismo para la realización de pagos entre países con distinta moneda. A través de este mercado se transfieren fondos y poder adquisitivo de una moneda a otra, mediante la determinación del tipo de cambio, que permite cambiar una moneda por otra [Lind-Waldock, 2006]. Con la evolución de las nuevas tecnologías, este mercado que estaba reservado para inversores institucionales se ha convertido en un mercado de inversión en el que cualquier inversor puede negociar divisas y sus derivados.

### 2.2.1 Origen y evolución del mercado FOREX

Para conocer los orígenes del mercado FOREX nos tenemos que remontar al acuerdo de Bretton Woods que fue establecido en 1944 [Bordo, 1993] y se convirtió en la base del sistema monetario internacional. Antes de este acuerdo, el método empleado para establecer el tipo de cambio era el Patrón Oro donde una moneda fijaba su valor respecto a una onza de oro, y con ello, respecto a todas aquellas que seguían este sistema [Feenstra and Alan, 2012]. El papel moneda se podía cambiar por oro, estando las autoridades monetarias obligadas a ello. Este sistema funcionó eficazmente hasta la Primera Guerra Mundial (1914-1918), donde se tuvo que abandonar ante la imposibilidad de respaldar con oro la elevada demanda de impresión de papel moneda. Se demandaba más cantidad de dinero que oro disponible en las reservas de los bancos para realizar transacciones entre países. En 1922, en la conferencia de Génova, se buscó una solución que permitiese reconstruir el sistema financiero internacional tras la finalización de la guerra, creándose el sistema Patrón Cambio Oro para economizar el oro [Ruiz, 1992]. Se eliminó la conversión de moneda en oro de manera directa, fijándose un tipo de cambio para cada moneda respecto del oro, creándose una distinción entre dos tipos de divisas, las divisas clave y las divisas periféricas. La libra esterlina y el dólar se impondrían como divisas clave, al ser Reino Unido y Estados Unidos los que más apoyaron este sistema.

Tras el crack de 1929 y la crisis mundial que este suceso provocó, quedó patente que este sistema era insostenible en el tiempo. Los países abandonaron el patrón oro y se empezó a emitir dinero fiduciario. Era necesario abandonar definitivamente el patrón oro y basar los tipos de cambio en otro sistema. De acuerdo con Bordo [Bordo, 1993], el acuerdo de Bretton Woods contempló tres acuerdos que configuraron el sistema monetario internacional:

- Creación del Fondo Monetario Internacional (FMI) y del Banco Internacional de Reconstrucción y Fomento (BIRF), que se llamaría más tarde Banco Mundial.
- Creación del Acuerdo General de Aranceles y Comercio (GATT), que más tarde sería la Organización Mundial del Comercio (OMC).
- Creación de un sistema de tipos de cambio y de pagos entre países.

El dólar seguía comprometido a mantener su valor fijo respecto del oro, en 35 dólares por onza de oro, estableciéndose como moneda internacional. El resto de países fijarían el valor de su moneda respecto al dólar, que era el único valor fijo, y restringiendo la fluctuación de los tipos de cambio dentro de una banda del 1 %. Si era necesario un cambio en la paridad de la moneda respecto al dólar, el FMI debía de autorizarlo previamente.

Funcionaría relativamente bien hasta agosto de 1971 cuando la demanda de los bancos centrales de cambio de dólares por oro fue tal, que Estados Unidos no pudo seguir manteniendo el acuerdo [Bordo, 1993]. Abandonó la convertibilidad del dólar por oro, devaluándose oficialmente y se instauró un sistema de flotación libre. El valor de las monedas pasó a depender de la oferta y demanda del dólar frente al resto.

En 1972, la *Chicago Mercantile Exchange* (CME)<sup>6</sup> introdujo la negociación de futuros de divisas. Las empresas necesitaban suavizar los efectos negativos que los tipos de cambio flotantes podían tener en sus negocios internacionales, intercambiando este riesgo con los especuladores. De este modo, se establecieron los primeros contratos de futuros financieros que dieron acceso a las personas al mercado de divisas. No obstante, diversos autores hacen referencia al libro

---

<sup>6</sup>Desde 1921 hasta 1947 la CME se especializó exclusivamente en contratos de futuros sobre alimentos, negocio que abandonó en 1983.

publicado en 1688, “Confusión de confusiones”, de José de la Vega [de la Vega and Smith, 2009], como el primer trabajo escrito sobre la Bolsa y en el que ya se mencionan operaciones de futuros.

El mercado FOREX como se conoce en la actualidad, es no siempre fue así. La revolución en el modo de realizar transacciones electrónicas de divisas se produjo en dos etapas [King et al., 2011]. La primera cuando se sustituyó el teléfono por las plataformas electrónicas un mercado totalmente digital, pero y la segunda en el momento en que los participantes del mercado comenzaron a desarrollar formas de explotar las nuevas tecnologías.

Las plataformas electrónicas de *trading*, explicadas al final de este capítulo, cambiaron el panorama del mercado interbancario a finales de los ochenta, quedando dominado por los brókeres electrónicos a finales de los noventa para las transacciones interbancarias de divisas líquidas. En 1992, *Reuters* se puso en cabeza con su plataforma *Dealing 2000-2 (D2000-2)*, surgiendo en abril del año siguiente el *Electronic Brokering Service (EBS)*, otra plataforma electrónica respaldada por un consorcio<sup>7</sup> de grandes bancos. La CME también lanzó su plataforma Globex, que se usaba para la negociación de contratos de futuros en divisas entre los brókeres de futuros y sus clientes, mientras que las dos primeras se usaban para el comercio de divisas entre los *dealers*<sup>8</sup>, permitiendo la publicación continua de demanda y oferta de divisas entre los participantes del sistema. Reuters y EBS se convertirían en las principales plataformas en el mercado interbancario. Hasta ese momento, el comercio o *trading* electrónico era aquel que se realizaba a través de mensajes electrónicos entre dos partes, por cualquier medio diferente del teléfono [Mizrach and Neely, 2006].

No fue hasta mediados de los noventa cuando estas plataformas llegaron a los clientes *retail o traders*<sup>9</sup>. Los grandes bancos comenzaron a lanzar sus

---

<sup>7</sup>Este consorcio se formó para evitar que Reuters tuviera el monopolio en el sector de las plataformas electrónicas de *trading*, ya que fueron los primeros en lanzar la suya. Los bancos integrantes del consorcio fueron: ABN-AMRO, Bank of America, Barclays, Chemical, Citibank, Citicorp, Commerzbank, Credit Suisse, Lehman Brothers, Midland, J.P. Morgan, NatWest, Swiss Bankcorp y Union Bank of Switzerland.

<sup>8</sup>Un *dealer* compra y vende instrumentos financieros por cuenta propia para sí mismo o en algunos casos para sus clientes. A diferencia de un bróker, que actúa de intermediario y ejecuta las operaciones en nombre de terceros.

<sup>9</sup>Cliente *retail* hace referencia a cliente minorista y *trader* a aquel que compra y vende activos financieros en cualquier mercado financiero, centrándose en el corto plazo, con el objetivo de beneficiarse de las operaciones de *trading*.

propias plataformas y hoy día existen multitud de brókeres que hacen lo mismo, tanto brókeres con mesa de negociación, también llamados *Brokers Dealing Desk*, como sin mesa de negociación o *Brokers Non-Dealing Desk*, también conocidos como *brokers ECN (Electronic Communications Network)*<sup>10</sup>. Gracias a Internet, cualquier inversor particular puede operar en el mercado de divisas con tan sólo un par de *clicks*.

## 2.2.2 Características y funcionamiento del mercado FOREX

### 2.2.2.1 Características del mercado FOREX

El mercado de divisas o mercado FOREX es uno de los principales mercados financieros del mundo. Se trata de un mercado global para invertir en tipos de cambio, que mueve hasta cuatro mil millones de dólares americanos al día, según el *Bank for International Settlements (BIS)* [Bank for International Settlements, 2018a]. Tradicionalmente, el mercado FOREX ha estado reservado para el inversor institucional, pero la aparición de nuevas tecnologías ha democratizado este mercado, haciéndolo accesible al público en general. La alta liquidez y la flexibilidad del calendario de inversión, ya que el mercado funciona de manera continua 24 horas al día, cinco días a la semana, lo convierten en un mercado muy atractivo para el inversor particular. Si a esto se le suma la dificultad de manipulación del precio por parte de bancos o grandes fondos, este mercado se vuelve aún más atractivo. Además, el alto volumen de los contratos y la disponibilidad de datos históricos de series temporales, hacen que el mercado FOREX proporcione un marco muy interesante para la investigación científica y financiera.

---

<sup>10</sup>ECN es el sistema informático que emplean este tipo de brókeres, las instituciones financieras y clientes minoristas o *traders* para operar las órdenes de compra y venta directamente en el mercado sin intermediación del bróker. La contrapartida a la orden puede proceder de otro *trader*, de un banco o de un bróker, pero no podemos identificar el origen. El *broker ECN* ofrece siempre el mejor *Bid* (precio de compra) y el mejor *Ask* (precio de venta) de todos sus proveedores de liquidez, es decir el *spread* más pequeño que le ofrezcan en el momento en el que el cliente lanza la orden.

### Un mercado que funciona las 24 horas del día

El mercado Forex está dividido en cuatro zonas geográficas: América del Norte (Nueva York), Europa (Londres), Australia (Sidney) y Asia (Tokio), pero, independientemente de que cada zona tiene su horario de apertura, el mercado de divisas no descansa en el período de lunes a viernes. Siempre hay al menos una zona en la que el mercado está abierto, desde el domingo por la noche hasta el viernes por la tarde. Esto permite a los inversores operar de manera continua, a excepción de los fines de semana, pudiéndose observar un mayor volumen de negociación cuando se produce un solapamiento de las horas de apertura de los diferentes mercados. Así, la actividad empieza en Australia y Asia, continuando por Europa cuando abren los mercados en Frankfurt, Londres y París, y acaba más tarde en Nueva York.

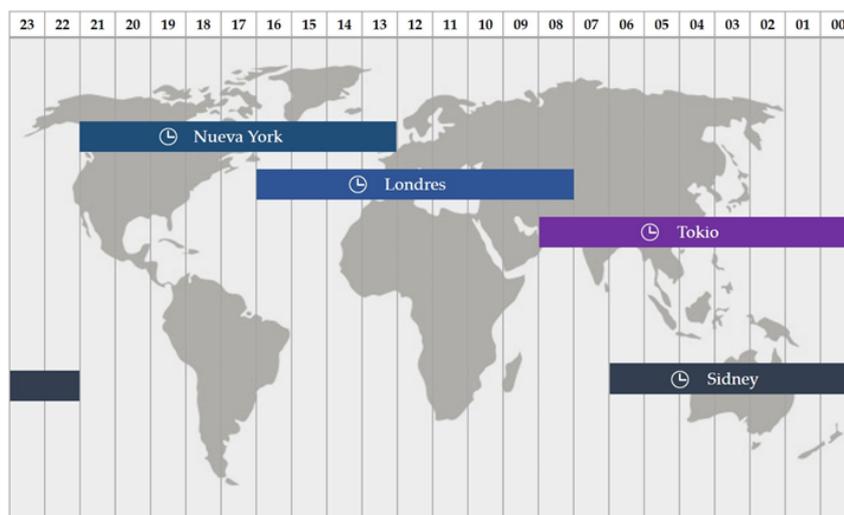


Figura 2.3: Horarios de funcionamiento del mercado FOREX por zona geográfica. Datos de Rankia y mapa de FreeVectorMaps.com.

Si observamos de los dos últimos países de la distribución geográfica del volumen negociado en la tabla 5.4, según el BIS, se aprecia que para 2016 un 36.9% se del *trading* se produjo en el Reino Unido, seguido por Estados Unidos con un 19.5% (ver figura 2.3).

Geographical distribution of OTC foreign exchange turnover<sup>1</sup>

Net-gross basis,<sup>2</sup> daily averages in April, in billions of US dollars and percentages Table 6

Country	2001		2004		2007		2010		2013		2016	
	Amount	%										
Argentina	...	...	1	0,0	1	0,0	2	0,0	1	0,0	1	0,0
Australia	54	3,2	107	4,1	176	4,1	192	3,8	182	2,7	121	1,9
Austria	8	0,5	15	0,6	19	0,4	20	0,4	15	0,2	19	0,3
Bahrain	3	0,2	3	0,1	3	0,1	5	0,1	9	0,1	6	0,1
Belgium	10	0,6	21	0,8	50	1,2	33	0,6	22	0,3	23	0,4
Brazil	6	0,3	4	0,1	6	0,1	14	0,3	17	0,3	20	0,3
Bulgaria	...	...	...	...	1	0,0	1	0,0	2	0,0	2	0,0
Canada	44	2,6	59	2,3	64	1,5	62	1,2	65	1,0	86	1,3
Chile	2	0,1	2	0,1	4	0,1	6	0,1	12	0,2	7	0,1
China	...	...	1	0,0	9	0,2	20	0,4	44	0,7	73	1,1
Chinese Taipei	5	0,3	9	0,4	16	0,4	18	0,4	26	0,4	27	0,4
Colombia	0	0,0	1	0,0	2	0,0	3	0,1	3	0,0	4	0,1
Czech Republic	2	0,1	2	0,1	5	0,1	5	0,1	5	0,1	4	0,1
Denmark	24	1,4	42	1,6	88	2,1	120	2,4	117	1,8	101	1,5
Estonia	...	...	0	0,0	1	0,0	1	0,0	0	0,0	...	...
Finland	2	0,1	2	0,1	8	0,2	31	0,6	15	0,2	14	0,2
France	50	2,9	67	2,6	127	3,0	152	3,0	190	2,8	181	2,8
Germany	91	5,4	120	4,6	101	2,4	109	2,2	111	1,7	116	1,8
Greece	5	0,3	4	0,2	5	0,1	5	0,1	3	0,0	1	0,0
Hong Kong SAR	68	4,0	106	4,1	181	4,2	238	4,7	275	4,1	437	6,7
Hungary	1	0,0	3	0,1	7	0,2	4	0,1	4	0,1	3	0,1
India	3	0,2	7	0,3	38	0,9	27	0,5	31	0,5	34	0,5
Indonesia	4	0,2	2	0,1	3	0,1	3	0,1	5	0,1	5	0,1
Ireland	9	0,5	7	0,3	11	0,3	15	0,3	11	0,2	2	0,0
Israel	1	0,1	5	0,2	8	0,2	10	0,2	8	0,1	8	0,1
Italy	18	1,0	23	0,9	38	0,9	29	0,6	24	0,4	18	0,3
Japan	153	9,0	207	8,0	250	5,8	312	6,2	374	5,6	399	6,1
Korea	10	0,6	21	0,8	35	0,8	44	0,9	48	0,7	48	0,7
Latvia	...	...	2	0,1	3	0,1	2	0,0	2	0,0	1	0,0
Lithuania	...	...	1	0,0	1	0,0	1	0,0	1	0,0	0	0,0
Luxembourg	13	0,8	15	0,6	44	1,0	33	0,7	51	0,8	37	0,6
Malaysia	1	0,1	2	0,1	3	0,1	7	0,1	11	0,2	8	0,1
Mexico	9	0,5	15	0,6	15	0,4	17	0,3	32	0,5	20	0,3
Netherlands	31	1,8	52	2,0	25	0,6	18	0,4	112	1,7	85	1,3
New Zealand	4	0,2	7	0,3	13	0,3	9	0,2	12	0,2	10	0,2
Norway	13	0,8	14	0,6	32	0,7	22	0,4	21	0,3	40	0,6
Peru	0	0,0	0	0,0	1	0,0	1	0,0	2	0,0	1	0,0
Philippines	1	0,1	1	0,0	2	0,1	5	0,1	4	0,1	3	0,0
Poland	5	0,3	7	0,3	9	0,2	8	0,2	8	0,1	9	0,1
Portugal	2	0,1	2	0,1	4	0,1	4	0,1	4	0,1	2	0,0
Romania	...	...	...	...	3	0,1	3	0,1	3	0,1	3	0,0
Russia	10	0,6	30	1,1	50	1,2	42	0,8	61	0,9	45	0,7
Saudi Arabia	2	0,1	2	0,1	4	0,1	8	0,1	7	0,1	8	0,1
Singapore	104	6,1	134	5,1	242	5,6	266	5,3	383	5,7	517	7,9
Slovakia	1	0,0	2	0,1	3	0,1	0	0,0	1	0,0	2	0,0
Slovenia	0	0,0	0	0,0	0	0,0	...	...	...	...	...	...
South Africa	10	0,6	10	0,4	14	0,3	14	0,3	21	0,3	21	0,3
Spain	8	0,5	14	0,5	17	0,4	29	0,6	43	0,6	33	0,5
Sweden	25	1,5	32	1,2	44	1,0	45	0,9	44	0,7	42	0,6
Switzerland	76	4,5	85	3,3	254	5,9	249	4,9	216	3,2	156	2,4
Thailand	2	0,1	3	0,1	6	0,1	7	0,1	13	0,2	11	0,2
Turkey	1	0,1	3	0,1	4	0,1	17	0,3	27	0,4	22	0,3
United Kingdom	542	31,8	835	32,0	1.483	34,6	1.854	36,7	2.726	40,8	2.406	36,9
United States	273	16,0	499	19,1	745	17,4	904	17,9	1.263	18,9	1.272	19,5
<b>Total</b>	<b>1.705</b>	<b>100,0</b>	<b>2.608</b>	<b>100,0</b>	<b>4.281</b>	<b>100,0</b>	<b>5.045</b>	<b>100,0</b>	<b>6.686</b>	<b>100,0</b>	<b>6.514</b>	<b>100,0</b>

<sup>1</sup> Data may differ slightly from national survey data owing to differences in aggregation procedures and rounding. The data for the Netherlands are not fully comparable over time due to reporting improvements in 2013. <sup>2</sup> Adjusted for local inter-dealer double-counting (ie "net-gross" basis).

Figura 2.4: Volumen negociado por países [Bank for International Settlements, 2018a]

### El mercado con mayor liquidez y más grande del mundo

Según el Bank of International Settlements, en 2016 el volumen medio

negociado en el mercado FOREX fue de 5,1 billones de dólares al día [Bank for International Settlements, 2018a]. Esta cifra es cincuenta veces superior al volumen de operaciones diario negociado en la Bolsa de Nueva York (ver figura 5.4).

A pesar de la impresionante cifra de dinero negociada diariamente, los precios de los activos se mueven en incrementos que son relativamente pequeños, muestra de un mercado que funciona de manera fluida y sin problemas. Además, la liquidez que ofrece el mercado FOREX hace posible que un inversor pueda comprar y vender activos en cualquier momento del día. La mayor parte de esta liquidez la proporcionan los grandes bancos de inversión a través de sus mesas de *trading*, desde donde emiten las cotizaciones de compra y de venta de todos los pares de divisas negociados en el mercado FOREX. Estos grandes bancos dan los precios a los brókeres ECN o STP<sup>11</sup>, cada uno con su *spread*, que será menor a mayor volumen de operaciones del bróker. Éste a su vez, proporcionará los precios marcados por el proveedor de liquidez a sus clientes, con su respectiva comisión o aumento del *spread*.

### 2.2.2.2 Funcionamiento del mercado FOREX

En el mercado FOREX, a diferencia del mercado de acciones, las operaciones son descentralizadas, es decir, las cotizaciones no pasan por un mercado centralizado con un único precio, si no que éstas pueden variar en función del agente que las proporcione. Dependiendo del bróker, el tipo de cambio de un par puede diferir ligeramente. Aún así, se puede distinguir una estructura jerárquica en el mercado, véase figura fig:estFOREX.

---

<sup>11</sup>Los brókeres *Straight Through Process* (STP) conectan las operaciones de sus clientes con los proveedores de liquidez, al igual que los brókeres ECN. La diferencia está en el *spread*<sup>12</sup>. Un *broker STP* ofrece a su cliente el mejor *Bid* (precio de oferta) y el mejor *Ask* (precio de demanda) por separado, es decir el bróker seleccionará el *Bid* más alto de todos sus proveedores de liquidez y el *Ask* más bajo de todos sus proveedores de liquidez, con lo que puede llegarse a dar *spreads* negativos.

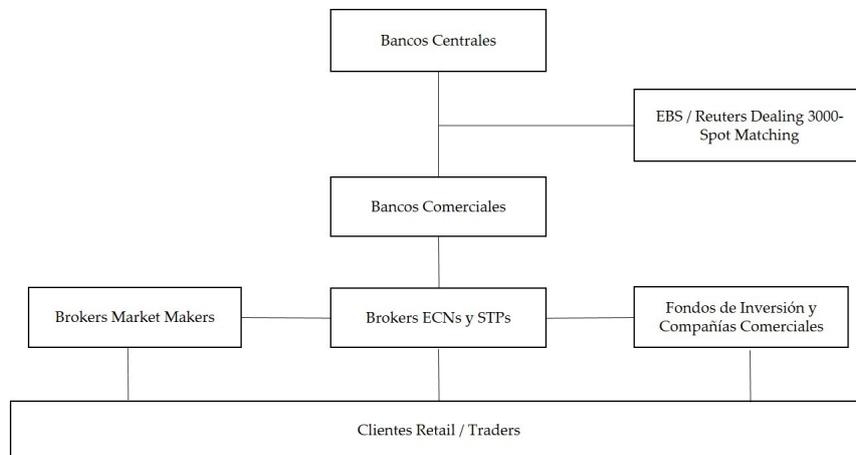


Figura 2.5: Estructura del mercado FOREX

En cuanto al modo de relacionarse dentro de esta estructura jerárquica, se puede ver de manera sencilla en la figura 2.6.

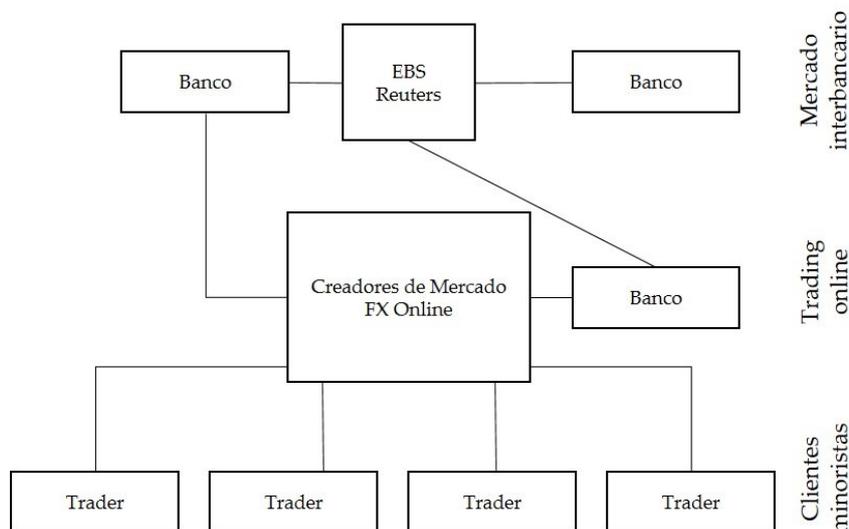


Figura 2.6: Relación entre los distintos participantes del mercado Forex.

### Las plataformas Reuters y Electronic Brokering Services

En lo más alto de la estructura se encuentran los mayores bancos del mundo y algunos más pequeños, que son los que conforman el mercado interbancario. Estos intercambian órdenes principalmente a través de diferentes plataformas de *trading* según los pares de divisas negociados, la *Reuters Dealing 3000-Spot Matching* o a través del sistema *Electronic Brokering Service* (EBS). La elección de una u otra radica en la diferente liquidez que ofrecen para las divisas negociadas. Así, para EBS los pares USD/JPY, USD/CHF, EUR/USD, EUR/JPY y EUR/CHF son muy líquidos, mientras que para Reuters son USD/CAD, GBP/USD, NZD/USD y el AUD/USD.

### Broker Market Makers, Brokers ECN y STP, Fondos de inversión y Compañías Comerciales

Estas instituciones operan a través de los bancos comerciales, pues no tienen una relación de crédito competitiva con las entidades que operan en el interbancario. Su tipo de cambio es generalmente un poco más alto y más caro que el de éstas.

ECN significa *Electronic Communication Network*, por sus siglas en inglés, y es una red informática que facilita varias clases de transacciones financieras que tienen lugar fuera de las bolsas de valores tradicionales. El objetivo principal de las redes ECN es prescindir de los intermediarios y conectar a los traders y brókeres a un entorno ágil y directo. La premisa principal de ECN es que todas las órdenes se añaden a un registro o pool común que sirve como registro unificado. En dicho registro se buscan contrapartes que satisfagan las órdenes (ya sea de manera completa o parcial) por medio del sistema de comparación. ECN es el término general para esta clase de red, aunque existen muchas marcas como Bloomberg News, y las bolsas de Nueva York y Chicago. Procesamiento directo, STP en sus siglas en inglés, es por tanto un sistema completamente automático de procesamiento de órdenes. En general, STP quiere decir que el bróker juega el papel de intermediario entre el mercado y los *traders*, en vez de ser una mesa de operadores bursátiles en donde se procesan las órdenes.

Los brókeres no interrelacionan con las *traders* en ninguno de los sistemas anteriores descritos, sea ECN o STP, por lo que los operadores de mercado y los usuarios ven las órdenes como son y sin modificaciones. Cuando se trabaja de esta manera, el vínculo entre el mercado y el usuario es la Plataforma de *trading*, de ahí su importancia.

### **Clientes Retail o Traders**

Gracias a internet y a los servicios de intermediación y negociación electrónica, los obstáculos que impedían al inversor particular participar en el mercado FOREX han desaparecido, haciendo posible que todos los agentes puedan negociar en el mercado de divisas. Este perfil de inversor se adscribe a un bróker regulado a través de la apertura de una cuenta de inversión, en la que se depositan los fondos que desea invertir. La interacción con el mercado de divisas se realiza a través de una plataforma electrónica de *trading* que es proporcionada por el bróker. La mayoría de ellos ofrecen estas plataformas como parte de los servicios a sus clientes.

## **2.3 Plataformas de *trading***

Una plataforma de *trading* es un software de funcionamiento *online* y continuo cuya finalidad principal es conectar al usuario con el mercado bursátil que se ejecuta habitualmente en los ordenadores particulares o teléfonos móviles. En lo relacionado con el *trading* minorista, este tipo de plataformas conectan a las personas con su bróker y con el mercado. La plataforma de *trading* es la herramienta de trabajo fundamental de cualquier inversor que opera en los mercados financieros a través de internet. Se trata de un software diseñado para poder analizar el mercado, recibir los precios de los instrumentos financieros disponibles para invertir y abrir, controlar y cerrar posiciones según las decisiones que vaya tomando en cada momento. En definitiva, es el soporte donde se ejecutará en modo operativo real cualquier estrategia o sistema de *trading* que se desee seguir. La mayoría de *traders* utilizan alguna de las plataformas que le proporciona su bróker *online* de manera gratuita, otros optan por utilizar alguna plataforma de pago que les ofrece algunas

características más avanzadas que necesitan para su operativa. Cada plataforma es un mundo, y aunque el objetivo es el mismo, las hay que ofrecen simplemente las características básicas mientras que otras son mucho más completas, con un proceso de aprendizaje más amplio que está más pensado para *traders* experimentados y con mayores conocimientos. Veamos las principales:

### *Metatrader*

*MetaTrader* es en la actualidad la plataforma de *trading* más utilizada y más popular a nivel mundial. Se ha extendido tanto su uso porque son muchos los brókeres *online* que han adquirido la licencia de este software de inversión y la ofrecen gratuitamente a sus clientes (ver figura 2.7).

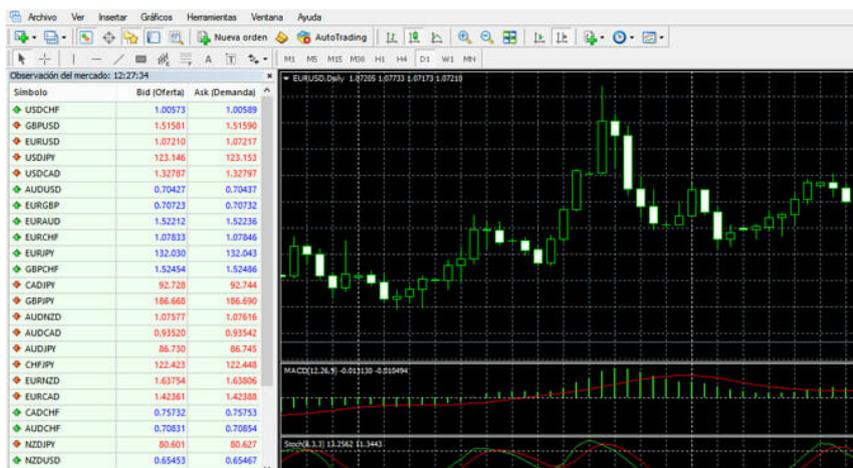


Figura 2.7: Vista general del usuario de la plataforma Metatrader.

Se trata de una plataforma desarrollada por la empresa *MetaQuotes Software Corp*<sup>13</sup> y que está especialmente diseñada para invertir en el mercado de divisas y también para operar con CFD's (contratos por diferencia) sobre índices, acciones, materias primas, energías, etc.

*MetaTrader* es una completa herramienta que cuenta prácticamente con todo lo necesario para analizar el mercado y ejecutar nuestras operaciones de

<sup>13</sup><https://www.metatrader5.com/es/automated-tradings>

*trading*. Uno de sus principales puntos fuertes es la posibilidad de utilizar sistemas de *trading* automático (conocidos como *EAs* o *Expert Advisors*) que permiten abrir y cerrar posiciones automáticamente en base a una serie de variables pre-configurada, ejecutando cualquier estrategia sin necesidad de intervención humana. Incluye un lenguaje de programación sencillo (similar al C++) denominado MetaQuotes Language<sup>14</sup> que permite generar nuevos indicadores, scripts o sistemas de *trading* automático. Actualmente, la versión más utilizada es MetaTrader 4 (MT4) aunque ya existe una nueva versión, MetaTrader 5 (MT5). Aunque MT5 incorpora ciertas mejoras sobre las características de MT4, los indicadores o EAs desarrollados para MT4 no se pueden usar en MT5 por eso todavía MT4 mantiene una cuota de uso mayor.

### *cTrader*

*cTrader* es una plataforma de *trading* desarrollada por la empresa Spotware Systems Ltd. Permite acceso directo al mercado (DMA) y está diseñada para trabajar con *brokers NDD (Non Dealing Desk)* con ejecución ECN / STP (ver figura 2.8).

---

<sup>14</sup><https://www.metatrader5.com/es/automated-trading/mql5>

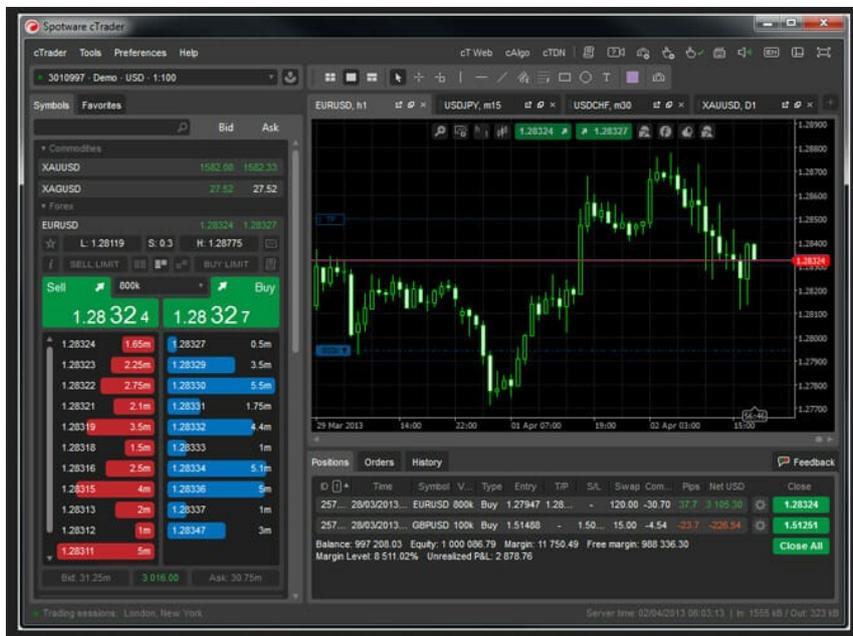


Figura 2.8: Vista general del usuario de la plataforma cTrader.

Es una de las plataformas más completas, está disponible en 14 idiomas y cuenta con un sistema de gráficos con capacidad de adaptarse a cualquier tipo de estrategia. Ofrece también e indicadores para análisis técnico y la ejecución de órdenes instantáneamente, específicamente en una latencia de seis veces por segundo. No incluye por el contra un escenario de ejecución de sistemas automáticos.

### *ProRealTime*

*ProRealTime* es una plataforma de *trading* totalmente online especializada en análisis del mercado. Ha sido desarrollada por la compañía IT-Finance y utiliza la tecnología Java (ver figura 2.9).



Figura 2.9: Vista general del usuario de la plataforma ProRealTime.

Ofrece un sistema de gráficos de alta calidad, más muchísimos indicadores de análisis técnico. Incluye la posibilidad de utilizar indicadores personalizados y un completo set de herramientas para análisis técnico avanzado. Como principal cualidad destaca el acceso a históricos de cotizaciones para hacer una chequeo o test de prueba de estrategias. Lo que la conforma con una plataforma ideal para el desarrollo de estrategias de *trading*.

### *Visual Chart*

Al igual que la anterior, la plataforma de *trading Visual Chart* está especialmente indicada para el análisis del mercado. Visual Chart ofrece un sistema avanzado de gráficos, un amplio catálogo de herramientas para dibujar en los gráficos, todo tipo de representaciones (Lineal, Barras, Velas Japonesas, Histograma, Histograma Relleno, Punto y Figura, Renko, Three Line Break) y más de 200 indicadores de análisis personalizables (ver figura 2.10).

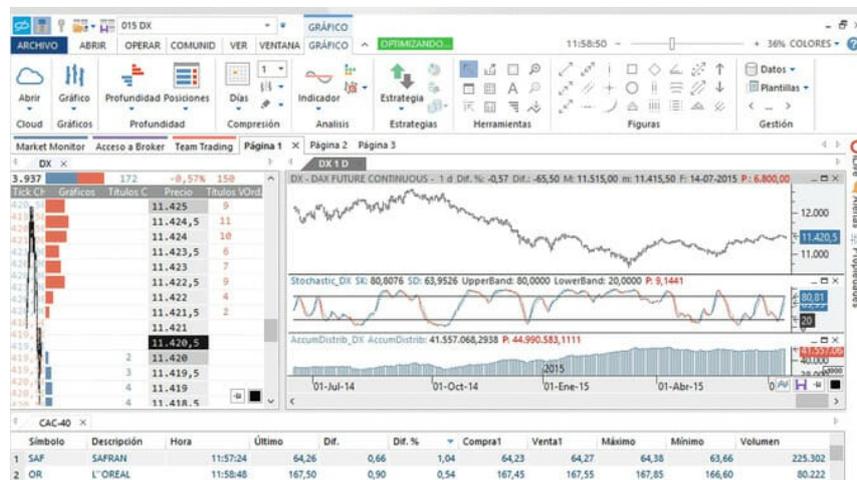


Figura 2.10: Vista general del usuario de la plataforma Chart.

## *NinjaTrader*

*NinjaTrader* es una plataforma de *trading* que suele ser utilizada por traders de futuros, aunque también permite operar en acciones, Forex o CFDs. Permite analizar el mercado (con menos prestaciones en este sentido que Pro-RealTime o Visual Chart), permite desarrollar sistemas de *trading* automático personalizados y someterlos a test o bien ejecutar tus operaciones manualmente (ver figura 2.11).



Figura 2.11: Vista general del usuario de la plataforma NinjaTrader.

### *Sirix WebTrader*

*Sirix WebTrader* es una plataforma de *trading* exclusiva en formato web que ha sido desarrollada por la compañía Leverage (ver figura 2.12), Inc<sup>15</sup>.

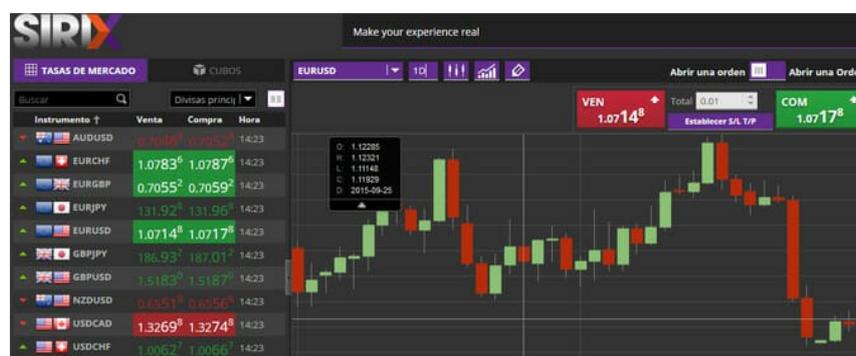


Figura 2.12: Vista general del usuario de la plataforma Sirix WebTrader.

<sup>15</sup>Para más información, visitar la página web <https://leverage.com/es/>

Tiene la ventaja de que permite operar desde cualquier ordenador sin necesidad de descargar, instalar o configurar software en el ordenador local. La última versión de Sirix Webtrader está basada en HTML5 e incorpora nuevas características que la convierten en una plataforma bastante completa y a la vez sencilla de utilizar. Ofrece otras funcionalidades como los “Cubos de *trading*” (diseñados para ejecutar fácilmente las operaciones con un solo clic) o la herramienta de “Tendencia” que te informa sobre las tendencias actuales del mercado, pero no soporta opciones de automatización o prueba de estrategias.

Una de las diferencias principales de esta plataforma con respecto a otras es que también está pensada para “*trading* Social” dándote la posibilidad de seguir en tiempo real a otros *traders* y poder copiar sus operaciones automáticamente aprovechándote de su experiencia y estrategias ganadoras para obtener beneficios.

### Plataformas de *trading* Social

Existen otros brókeres especializados en *trading* social, como por ejemplo eToro<sup>16</sup> o Tradeo<sup>17</sup>, que han desarrollado sus propias plataformas web para potenciar a su usuarios el localizar a los mejores traders de cualquier país, poder seguirlos, compartir impresiones con ellos y copiar sus operaciones aprovechándote de su experiencia y estrategias en su propio beneficio. Estas plataformas deben ser consideradas realmente redes sociales de inversión (ver figura 2.13).

---

<sup>16</sup>Para más información, visitar la página web <https://www.etoro.com/es/>

<sup>17</sup>Para más información, visitar la página web <https://tradeo.com/>

The screenshot shows the eToro 'Social Trading' interface. At the top, there is a search bar and a notification '8,099 Buscar Resultados'. Below this, a table lists several traders with their respective performance data. The table columns are: 'Beneficios', 'Clasificación de riesgos', 'Copiadores', and 'Cambio en copiadores/retroceso semanal'. Each row includes a trader's profile picture, name, location, and a 'Copiar' button.

Beneficios	Clasificación de riesgos	Copiadores	Cambio en copiadores/retroceso semanal
+39.92%	3	3,901	+3.20% -9.90%
+19.26%	3	1,682	+4.54% -16.14%
+12.42%	3	1,056	+0.79% -7.25%
+15.75%	2	782	+0.35% -7.53%
+36.30%	3	601	+2.28% -17.81%
+15.15%	6	588	+0.17% -12.73%

Figura 2.13: Vista general del usuario de la plataforma de *trading* Social.

### ¿Cuál es la mejor plataforma de *trading*?

Como se ha expuesto cada plataforma tiene sus características, sus ventajas e inconvenientes. La mejor plataforma para un uso puede no serlo para otro uso en función del perfil del inversor. Debe escogerse aquella que se ajuste a las necesidades específicas según factores determinados: nivel de conocimientos informáticos, los instrumentos en los que quieres invertir, el lugar y dispositivo desde el que vas a operar, el tipo de análisis que se realice, y especialmente y en nuestro caso si se va a trabajar con sistemas de *trading* automático. En nuestros experimentos se ha utilizado la plataforma Metatrader 4.0 para la ejecución operativa de test y pruebas. El motivo de elegir esta versión es la ausencia de una versión (MT 5.0) estable hasta enero de 2018<sup>18</sup> y la imposibilidad de usar código de versiones anteriores (MT5).

<sup>18</sup>Para más información, visitar <https://www.metaquotes.net/en/company/news/5072>



# Capítulo 3

## Sistemas de *trading* algorítmico

### 3.1 Sistemas de trading

Durante las últimas décadas, como hemos visto en el anterior capítulo, el comercio o *trading* de valores ha experimentado cambios significativos a medida que cada vez más y más etapas dentro del proceso de *trading* se iban automatizado mediante la incorporación de sistemas electrónicos. Las plataformas de negociación electrónicas, junto con algoritmos avanzados ingresaron en el panorama comercial internacional e introdujeron una revolución tecnológica en el comercio tradicional organizado en corros el cual se realizaba en los inicios del *trading*. Hoy en día, el panorama de negociación de valores se caracteriza por un alto nivel de automatización, por ejemplo, permite intercambiar carteras de cestas complejas y ejecutarlas con un solo clic o encontrar la mejor ejecución a través de algoritmos inteligentes de enrutamiento de órdenes en los mercados internacionales. Estos algoritmos abarcan todo el proceso de negociación-compra (gestores de activos tradicionales y fondos de cobertura), así como las instituciones vendedoras (bancos, intermediarios y *brokers-dealers*) vieron como su negocio migró significativamente a un área impulsada por sistemas de información donde se realiza el *trading* con una mínima intervención humana [Chen et al., 2018].

Además, con la ayuda de nuevos modelos de acceso al mercado, el lado de la compra ha ganado más control sobre los procesos reales de negociación y

asignación de órdenes y puede desarrollar e implementar sus propios algoritmos de negociación o utilizar soluciones de software estándar de proveedores independientes. Sin embargo, el lado de la venta todavía ofrece la mayoría de las herramientas de negociación algorítmica a sus clientes. La aplicación de algoritmos informáticos que generan órdenes automáticamente ha reducido los costes generales de comercialización para los inversores porque los intermediarios podrían omitirse en gran medida. En consecuencia, el *trading* algorítmico (TA) ha ganado una importante cuota de mercado en los mercados financieros internacionales en los últimos años puesto que la automatización de ahorro de tiempo y costes fue una relación mano a mano entre los inversores y sus intermediarios de acceso al mercado, pero también ha causado un cambio en la focalización de los inversores del mismo modo lo hizo la invención del teléfono en 1876 para la comunicación entre personas [Chen et al., 2018].

Este capítulo está estructurado de la siguiente manera. Primero, caracterizamos el *trading* algorítmico a la luz de las definiciones disponibles en la literatura académica. Por lo tanto, se ilustrará la diferencia entre el *trading* algorítmico y otros conceptos relacionados tales como el *trading* de alta frecuencia (TAF). Se exponen varios tipos de *trading* algorítmico así como se destacan para discutir el impacto significativo de los algoritmos en el comercio de valores. En segundo lugar, presentamos la evolución actual de las estrategias algorítmicas, destacando las innovaciones actuales como los algoritmos basados en minería de texto.

### 3.1.1 *Trading* algorítmico. Caracterización, definición y clasificación

Un algoritmo se define como la ejecución de instrucciones predefinidas para procesar una tarea determinada [Johnson, 2010]. Transferidos al contexto de la negociación de valores, los algoritmos proporcionan un conjunto de instrucciones sobre cómo procesar o modificar una orden o varias órdenes sin intervención humana (*trading* algorítmico). Con base en el diseño y la parametrización especificados, los algoritmos sin participación humana no solo procesan órdenes simples, sino que también toman decisiones comerciales de acuerdo con un perfil de inversión predefinido. Por lo tanto, generalmente nos referimos a algoritmia como la toma de decisiones de *trading* respaldada por el ordenador, fecha de inicio para la ejecución de la orden y la administración de

órdenes.

Debido a la diversidad de definiciones proporcionadas en el ámbito académico, se resume a continuación algunos de los aspectos fundamentales en este área. En la literatura, el *trading* algorítmico (TA) se ve como una herramienta para los traders profesionales que pueden observar los parámetros del mercado u otra información en tiempo real y automáticamente genera / lleva a cabo decisiones comerciales sin intervención humana [Gomber and Haferkorn, 2015]. Los autores enumeran además la observación de mercado en tiempo real y la generación automatizada de órdenes como características clave de los algoritmos de *trading*. Estos elementos son esenciales en la mayoría de las definiciones de *trading* algorítmico. Por ejemplo, Chaboud y otros [Chaboud et al., 2014] destacan: "En el *trading* algorítmico, las computadoras interactúan directamente con las plataformas de negociación, realizando órdenes sin intervención humana inmediata. Los ordenadores observan los datos del mercado y posiblemente otra información a muy alta frecuencia y, según un algoritmo incorporado, envían de vuelta instrucciones de *trading* en milisegundos". Basándonos en Domowitz y Yegerman [Domowitz and Yegerman, 2005], los autores afirman: "En general, definimos el *trading* algorítmico como la ejecución automatizada de órdenes de capital a través de canales de acceso directo al mercado, generalmente con el objetivo de cumplir un punto de referencia particula".

La Comisión Europea proporcionó una definición reglamentaria más estricta en la propuesta relativa a la revisión de la Directiva sobre Mercados de Instrumentos Financieros (MiFID)<sup>1</sup> en 2011. La propuesta establece que el "*trading* algorítmico o negociación algorítmica significa la negociación de instrumentos financieros en los que un algoritmo informático determina automáticamente los parámetros individuales de órdenes tales como iniciar la orden, el momento, el precio o la cantidad de órdenes o cómo gestionar la orden después de su presentación, con intervención humana limitada o nula. Esta definición no incluye ningún sistema que sólo se use con el propósito de enrutar órdenes a uno o más centros de negociación o para la confirmación de órdenes". Para resumir la intersección de estas declaraciones académicas y regulatorias, el *trading* sin intervención humana se considera clave aspecto del *trading* algorítmico y se convirtió en el centro de la mayoría de las definiciones aplicadas de esta estrategia. Según Gomber y Haferkorn [Gomber and Haferkorn, 2015], los autores definen las características del *trading* a menudo vinculadas a la negociación

<sup>1</sup>Recalcar que el 3 de enero de 2018 entró en vigor la normativa MiFID II. <https://www.boe.es/doue/2014/173/L00349-00496.pdf>

algorítmica:

1. Intermediación del agente (bróker).
2. Minimización del impacto en el mercado (para una gran cantidad de órdenes).
3. Para lograr un punto de referencia particular.
4. Períodos de mantenimiento de días, semanas o meses.
5. Trabajar una orden a través del tiempo y en todos los mercados.

Esta caracterización delinea el *trading* algorítmico desde su subcategoría más cercana, *trading* de alta frecuencia (TAF), que se abordará en el siguiente epígrafe. Dado el continuo cambio en el entorno tecnológico, una clasificación que lo abarca todo parece inalcanzable, mientras que los ejemplos brindados promueven una comprensión común de esta área en la evolución del *trading* electrónico.

### 3.1.2 *Trading* algorítmico vs *Trading* de alta frecuencia

El *trading* de alta frecuencia es un fenómeno relativamente nuevo en el panorama del *trading* algorítmico, por lo que no existen definiciones en la literatura tan abundantes como con el *trading* algorítmico. Aunque a menudo se usan los términos TAF y *trading* algorítmico como sinónimos, en realidad, no lo son, y es necesario delinear las diferencias entre los conceptos. [Aldridge, 2013], [Hendershott et al., 2009] y [Gomber and Haferkorn, 2015] reconocen TAF como una subcategoría de *trading* algorítmico. La literatura generalmente indica que las estrategias de negociación basadas en TAF, en contraste con el *trading* algorítmico, actualizan sus órdenes varias veces en un segundo y no suelen mantener intradía una posición concreta, es decir, realizan miles de operativas intradía las cuales pueden anular posiciones tomadas anteriormente.

El envío rápido, cancelación y eliminación de órdenes es necesario para obtener pequeñas ganancias por operación en una gran cantidad de operaciones

sin mantener posiciones significativas durante la noche. Como requisito implícito, el TAF necesita contar con acceso de alta velocidad a los mercados, el uso compartido de los servicios de proximidad y el suministro de datos individuales. No se basa en estrategias sofisticadas para solicitar órdenes como lo hace el *trading* algorítmico, sino que se basa principalmente en la velocidad de ejecución para obtener pequeñas ganancias en una gran cantidad de intercambios. El concepto de definir TAF como una subcategoría de *trading* algorítmico también es aplicado por la Comisión Europea en su última propuesta MiFID<sup>2</sup>: "Un subconjunto específico de negociación algorítmica es el Trading de Alta Frecuencia, en el que un sistema comercial analiza datos o señales del mercado a alta velocidad y luego envía o actualiza grandes cantidades de órdenes en un período de tiempo muy corto en respuesta a ese análisis". El TAF normalmente lo realizan los *traders* que utilizan su propio capital para operar y, en lugar de ser una estrategia en sí misma, suele ser el uso de tecnología sofisticada la vía de implantación en vez de estrategias más tradicionales como la creación de mercado o el arbitraje. La mayoría de los trabajos académicos coinciden en que TAF debe clasificarse como tecnología en lugar de estrategia de *trading* específica y, por lo tanto, se debe diferenciar el TAF del *trading* algorítmico.

### 3.1.3 Impacto del *trading* algorítmico en los mercados financieros

#### Reducción de la latencia

Entre los cambios en el proceso de *trading* desencadenados por el *trading* algorítmico, la ejecución y la latencia de transmisión de información se mostraron el ajuste más significativo. La latencia en este contexto se refiere al tiempo que transcurre desde la inserción de una orden en el sistema de *trading* y la llegada real de la orden y su ejecución en el mercado. En la era de los corros o comercio físico, los operadores con capacidades superiores y proximidad física cercana a las mesas de especialistas podían realizar más intercambios y evaluar información más rápido que sus competidores y, por lo tanto, podrían comerciar con mayor éxito. Hoy, las latencias promedio se han reducido a un fragmento de un milisegundo. Este avance fue impulsado principalmente por las últimas

---

<sup>2</sup>Para un estudio más profundo, véase [Ferrarini and Moloney, 2012] y [Clausen and Sørensen, 2012]

innovaciones en hardware, servicios de co-ubicación de intercambio y una mejor infraestructura de mercado. Tal disminución en la latencia se traduce en un aumento en las entradas de los participantes, así como en una reducción de las tasas de error, ya que los operadores pueden evitar situaciones de operativa económicamente atractivas debido a la alta latencia [Riordan and Storckenmaier, 2012]. La omisión de la limitación humana en la toma de decisiones es central en la promoción de algoritmos con el propósito de realizar transacciones de alta velocidad. Combinando el acceso a datos de alta velocidad con la toma de decisiones predefinidas, los algoritmos de hoy en día son capaces de adaptarse rápidamente a los cambios permanentes en las condiciones del mercado. Los centros de negociación se centran en intensificar la búsqueda de velocidad para proporcionar una menor latencia con el fin de atraer a más clientes [Ende et al., 2011].

### Colocalización y Proximidad de los servicios de *Hosting*

La Comisión de Comercio de Futuros de Materias Primas (*Commodity Futures Trading Commission*, CFTC en sus siglas en inglés) establece que el término *Colocalización y Proximidad de los servicios de Hosting*<sup>3</sup> se define como mercado comercial y cierto espacio de instalaciones de terceros, energía, telecomunicaciones y otros productos y servicios auxiliares que están disponibles para los participantes del mercado con el fin de ubicar sus sistemas/servidores informáticos muy cerca del sistema de comercio y ejecución del mercado de comercio. Estos servicios proporcionan a las instituciones participantes una mayor reducción de latencia al minimizar la red y otras demoras en las operaciones. Estas mejoras son esenciales para todos los participantes que operan mediante TAF pero también son beneficiosas en las estrategias de *trading* algorítmico. Por lo tanto, la CFTC reconoce que estos servicios no deben otorgarse de manera discriminatoria, por ejemplo, limitando el espacio de uso compartido o por la falta de transparencia de los precios. Para garantizar el acceso equitativo, justo y transparente a estos servicios, la CFTC propuso una norma que requiere que las instituciones que ofrecen servicios de alojamiento compartido o proximidad ofrezcan acceso equitativo sin barreras artificiales que impidan que algunos participantes del mercado accedan a estos servicios.

---

<sup>3</sup>Para más información, véase <https://www.cftc.gov/PressRoom/PressReleases/pr5832-10>

## Fragmentación de los mercados

La fragmentación del flujo de órdenes de los inversores se ha producido en los mercados de valores estadounidenses desde la implementación del Reglamento de Bolsas y Sistemas de Comercio Alternativo (Reg ATS en sus siglas en inglés) en 2000, seguido de la implementación en 2005 del Sistema de Regulación del Mercado Nacional (Reg NMS en sus siglas en inglés). La competencia en los mercados de renta variable europeos comenzó en 2007 después de la introducción de MiFID, que permitió a los nuevos locales competir con los intercambios nacionales existentes. Ambos enfoques regulatorios, aunque difieren en el grado explícito de regulación, apuntaban a mejorar la competencia en el panorama comercial atrayendo nuevos participantes a los mercados. Debido a que el interés de los operadores en el *trading* basado en algoritmos precedió a estas regulaciones, la fragmentación de los mercados no puede considerarse la fuerza motivadora para el uso de algoritmos. Pero teniendo en cuenta que un sistema de mercado múltiple solo permite la ejecución de órdenes beneficiosas y el consiguiente ahorro de costes si se incluye a cada plataforma operativa de *trading* relevante en la toma de decisiones, es razonable la necesidad de algoritmos para respaldar este proceso. Además, las estrategias de mercado cruzado (arbitraje), así como la provisión de liquidez en mercados fragmentados solo se pueden lograr con una amplia disponibilidad de datos de mercado cruzado y un alto nivel de toma de decisiones automatizada. Por lo tanto, la fragmentación se considera un estímulo para promover el uso de algoritmos y las tecnologías de alta frecuencia en los mercados actuales.

## Participación en el mercado y Relevancia Empírica

El *trading* algorítmico influye no solo en el entorno comercial actual y en la infraestructura del mercado, sino también en las características comerciales y los patrones intradiarios. Aunque los niveles exactos de participación siguen siendo opacos debido al anonimato de los comerciantes y la protección de sus métodos, una multitud de artículos académicos y de la industria intentan estimar la participación general en el mercado. La empresa *Aite Group* calculó el uso de algoritmos desde un punto de partida en el que su uso era cercano a cero en el 2000, donde señalaron que el uso de algoritmos es responsable de más del 50 por ciento del volumen de transacciones en los Estados Unidos

en 2010 [Algorithmic trading: More bells and whistles., 2016]. Hendershoot y Riordan [Hendershott et al., 2009] alcanzaron aproximadamente el mismo número sobre la base de un conjunto de datos de los instrumentos DAX 30 de Deutsche Boerse comercializados en XETRA en 2008. Por otro lado, la empresa *CME group* [Algorithmic trading and market dynamics., 2010] realizó un estudio de la actividad algorítmica dentro de sus mercados de futuros que indicó el uso de algoritmos de entre 35 por ciento (para futuros de petróleo crudo) y 69 por ciento (para futuros de EuroFX) en 2010. Debido a que la literatura se basa principalmente en conjuntos de datos históricos, estas cifras pueden subestimar los niveles reales de *trading* mediante el uso de algoritmos.

Así mismo, en los últimos años podemos apreciar una tendencia significativa hacia un mayor aumento en el uso de algoritmos. Como se puede apreciar en la figura 3.1, la proporción de negociación algorítmica en EBS ha experimentado un notable aumento a representar casi el 75% en 2016 con respecto a la negociación manual. Por ello, el *trading* algorítmico y TAF ahora reclaman una participación significativa en el mercado de divisas.

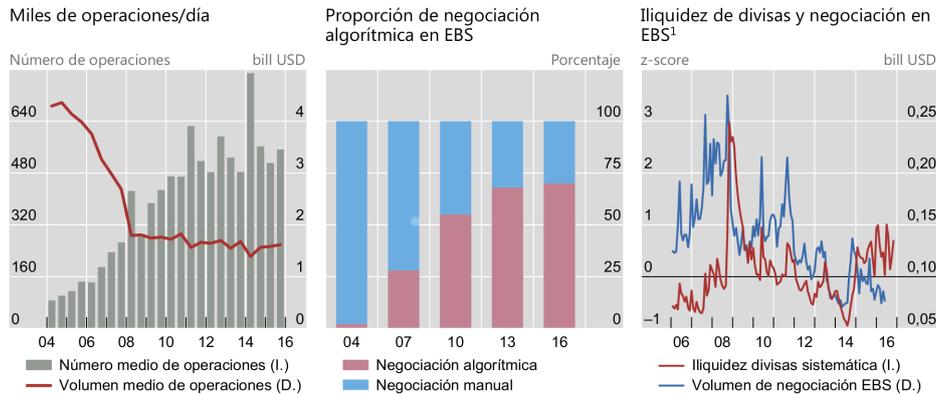


Figura 3.1: Tamaño de operaciones, negociación algorítmica y negociación en plataformas primarias entre intermediarios [Karnaukh et al., 2015], [Bank for International Settlements, 2018b] y [New York Foreign Exchange Committee, 2018].

### Impacto del *trading* algorítmico en la calidad del mercado y el proceso de *trading*

La opinión negativa prevaleciente sobre el *trading* algorítmico, especialmente TAF, es impulsada en parte por los informes de los medios que no siempre están bien informados ni son imparciales. La mayor parte de la literatura científica acredita al *trading* algorítmico con efectos beneficiosos sobre la calidad del mercado, la liquidez y los costes de transacción. Solo unos pocos estudios destacan los posibles riesgos impuestos por la gran velocidad de negociación. Sin embargo, todos los académicos fomentan evaluaciones objetivas y una regulación sólida para evitar fallos en el sistema sin reducir la innovación tecnológica. Esta sección se centrará en los hallazgos importantes con respecto al panorama comercial en lo que concierne a EEUU Y Europa.

### **Impacto en la modificación del comercio y ratios de cancelación**

Entre los primeros que analizaron el patrón de negociación algorítmica en los libros de órdenes electrónicos se encuentran Prix y otros [Prix et al., 2007] que estudiaron los cambios en la duración de las órdenes canceladas en el libro de órdenes de XETRA. Debido a las características de su conjunto de datos, pueden identificar cada orden por un identificador único y así crear de nuevo el historial completo de eventos para cada orden. A medida que se centran en la duración de las llamadas órdenes de eliminación sin relleno, es decir, las órdenes que se insertan y posteriormente se cancelan sin ser ejecutadas, encuentran características algorítmicas específicas sobre el límite de inserción de una orden en comparación con las operaciones ordinarias de humanos. Según Gsell y Gomber [Gsell and Gomber, 2009], también se centran en las diferencias en el patrón de comercio entre los *traders* humanos y los que utilizan computación. En su configuración de datos, son capaces de distinguir entre presentaciones algorítmicas y de orden humano. Los autores llegan a la conclusión de que los sistemas automatizados tienden a presentar una mayor cantidad de órdenes, pero significativamente más pequeñas. Además, muestran la capacidad de los algoritmos para controlar sus órdenes y modificarlas para estar en la parte superior de la cartera de órdenes. Los autores afirman que el comportamiento comercial algorítmico es fundamentalmente diferente del *trading* humano en lo que respecta al uso de tipos de orden, el posicionamiento de los límites de órdenes, el comportamiento de modificación o eliminación de órdenes. Los sistemas de *trading* algorítmico capitalizan su capacidad para procesar los datos de alta velocidad y reaccionan de forma inmediata a los movimientos del mercado mediante la presentación de las órdenes correspondientes o la

modificación de las existentes.

La negociación algorítmica ha resultado en un *trading* más rápido y un diseño de estrategia de negociación más preciso, pero ¿cuál es el impacto en la liquidez del mercado y en su volatilidad? Las siguientes secciones proporcionan una visión más amplia de esta cuestión.

### **Impacto en la Liquidez del Mercado**

La calidad de un mercado está determinada principalmente por su liquidez. Según Harris [Harris, 2003], la liquidez se puede considerar "la capacidad de negociar grandes cantidades rápidamente, a bajo coste, cuando se desee comerciar". La liquidez afecta los costes de transacción para los inversores y es un factor decisivo en la competencia por el flujo de órdenes entre los intercambios y los lugares de negociación propietarios. Muchos artículos académicos se centran en estos atributos para discernir los posibles impactos del *trading* algorítmico y TAF en la liquidez de un mercado y, por lo tanto, en la calidad de un mercado. Respecto al trabajo de Hendershott y otros [Hendershott et al., 2009], los autores proporcionan el primer estudio de eventos, evaluando la difusión de las cotizaciones automáticas de la Bolsa de Valores de Nueva York en 2003. Este evento marcó la introducción de una actualización automática de cotizaciones, que proporcionó información más rápida y causó un aumento exógeno en el *trading* algorítmico y, por otro lado, casi ninguna ventaja para los *traders* humanos. Al analizar el *trading* antes y después de este evento, los autores encuentran que el *trading* algorítmico reduce los costes de negociación y aumenta la capacidad de información sobre las cotizaciones. Estos hallazgos están influenciados por el hecho de que el período analizado cubre un aumento general en el volumen comercializado, lo que también contribuye a la calidad del mercado, pero esto no es estudiado por los autores en [Hendershott et al., 2009].

Además, Hendershott y otros [Hendershott et al., 2011] confirman el efecto positivo del *trading* algorítmico sobre la calidad del mercado. Encuentran que los *traders* que utilizan algoritmos consumen liquidez cuando es más económica y proporcionan liquidez cuando es más costosa. Además, concluyen que el *trading* algorítmico contribuye a la suavización de la volatilidad en las fases turbulentas del mercado porque los operadores algorítmicos no se

retiran ni atenúan las transacciones durante estos tiempos y, por lo tanto, contribuyen más al descubrimiento del precio eficiente que el *trading* humano. Estos resultados están respaldados por los hallazgos de Chaboud y otros [Chaboud et al., 2014]. Sobre la base de un conjunto de datos de intercambios algorítmicos de 2003 a 2007, los autores argumentan que los ordenadores proporcionan liquidez durante los períodos de estrés del mercado. En general, estos resultados ilustran que el *trading* algorítmico evalúa continuamente el mercado en términos de liquidez e información y reacciona rápidamente a los cambios en las condiciones del mercado, proporcionando liquidez en situaciones de estrés de mercado. Adicionalmente, varios trabajos proporcionan evidencia empírica adicional de los efectos positivos de los algoritmos sobre la liquidez del mercado [Chaboud et al., 2014] y [Hasbrouck and Saar, 2013].

Entre la evidencia teórica sobre los beneficios de la negociación algorítmica, el modelo presentado por Foucault y Menkveld [Foucault and Menkveld, 2008] obtuvo una atención significativa. Con el fin de determinar los beneficios y costes de las actividades de monitorización de los mercados de valores, los autores desarrollan un modelo de *trading* con monitorización imperfecta para estudiar esta compensación y su impacto en la tasa de intercambio. Con el fin de estudiar el efecto del *trading* algorítmico, los autores lo interpretan como una reducción de los costes de monitorización, concluyendo que el *trading* algorítmico debería conducir a un fuerte aumento en la tasa de intercambio. Además, debería conducir a una disminución en el diferencial de oferta y demanda si y solo si, aumenta la velocidad de reacción de los creadores de mercado en relación con la velocidad de reacción de los tomadores del mercado (la "relación de velocidad"). Entre la evidencia teórica sobre los beneficios de la negociación algorítmica, el modelo presentado por Foucault y otros [Foucault et al., 2013] obtuvo una atención significativa.

Por último, la negociación algorítmica es socialmente beneficiosa porque aumenta la velocidad a la que se obtienen las ganancias de los operadores. Sin embargo, los ajustes en las tarifas de comercio redistribuyen la ganancia social del *trading* algorítmico entre los participantes. Por esta razón, la automatización de un lado puede, en contra de la intuición, empeorar ese lado después de los ajustes en los honorarios del marcador/tomador [Foucault et al., 2013].

### **Impacto en la volatilidad de mercado**

Una alta variabilidad en los precios de los activos indica una gran incertidumbre sobre el valor del activo subyacente, lo que aliena la valoración de un inversor y puede dar lugar a decisiones de inversión incorrectas cuando la variabilidad del precio es alta. La conexión de la automatización con una mayor variabilidad de precios parece ser un argumento directo debido a la velocidad enorme de los ordenadores actuales. Con la investigación, sin embargo, este prejuicio resulta ser insostenible. Al simular situaciones de mercado con y sin la participación de transacciones algorítmicas, Gsell [Gsell, 2008] encuentra una variabilidad de precios decreciente cuando los ordenadores actúan en el mercado. Esto podría explicarse por el hecho de que debido a que existe una latencia más baja en el *trading* algorítmico, se pueden enviar más órdenes al mercado y, por lo tanto, el tamaño de las órdenes fragmentadas disminuye. Se producirán menos ejecuciones parciales porque con mayor frecuencia habrá suficiente volumen en el libro de órdenes para ejecutar por completo la orden más pequeña. Si se producen menos ejecuciones parciales, los movimientos de precios se reducirán a medida que la orden se ejecuta en menos límites en la cartera de órdenes. El autor estudió el mercado de divisas y basó su trabajo en un conjunto de datos que diferencian el *trading* algorítmico y el *trading* no algorítmico, como es el caso del análisis técnico. Chaboud y otros [Chaboud et al., 2014] no encuentran relación causal entre el *trading* algorítmico y la mayor volatilidad del tipo de cambio. Ellos establecen la siguiente afirmación: "En todo caso, la presencia de más transacciones algorítmicas se asocia con una menor volatilidad". Los autores usan un enfoque de mínimos cuadrados ordinarios (MCO) para probar una relación causal entre las fracciones de la negociación algorítmica diaria y el volumen diario general. Además, Groth [Groth, 2011] confirma esta relación entre volatilidad y negociación algorítmica mediante el análisis de datos que contienen una señal específica proporcionada por el operador del mercado respectivo que permite distinguir entre operadores algorítmicos y humanos. El autor indica que la participación de los operadores algorítmicos está asociada no a niveles más altos de volatilidad, sino a precios más estables.

Además, los operadores algorítmicos no retiran la liquidez durante los períodos de alta volatilidad, y los operadores no parecen ajustar su comportamiento cancelando la orden a los niveles de volatilidad. En otras palabras, los operadores algorítmicos proporcionan liquidez incluso si los mercados se vuelven turbulentos; por lo tanto, los algoritmos suavizan las fluctuaciones de los precios y contribuyen a la solidez de los mercados en tiempos de tensión.

Los investigadores del *Foresight Project*, con sede en Londres, proporcionan

una visión más crítica del *trading* algorítmico. Aunque destacan sus efectos beneficiosos sobre la estabilidad del mercado, los autores advierten que posibles bucles de retroalimentación auto reforzados dentro de procesos de control y gestión bien intencionados pueden amplificar los riesgos internos y dar lugar a interacciones y resultados no deseados [Atak, 2011]. Los autores ilustran posibles cascadas de liquidez o choque de precios, que también intensificaron el colapso súbito de los Estados Unidos del 6 de mayo de 2010. Esta hipótesis está respaldada, en parte, por Kirilenko y sus coautores [Kirilenko et al., 2017] donde cada hallazgo de TAF está altamente relacionado con la volatilidad y la presión de venta inusualmente grande observada durante el *Flash Crash*.

### Regulación y manejo del estrés de mercado

Con el aumento del volumen de negociación y la discusión pública, el *trading* algorítmico se convirtió en un tema clave para los organismos reguladores. Los principales cambios en la regulación precedentes, la regulación NMS y el Dodd-Frank. Actuar en los Estados Unidos y MiFID en la Unión Europea, había abordado la reforma del sistema de mercado financiero. Después de la crisis, incluido el colapso del banco de inversión *Lehman Brothers* y el *Flash Crash* de 2010, los reguladores comenzaron a investigar y cuestionar la automatización general de las operaciones. Desde entonces, tanto la SEC como los reguladores federales europeos han promovido el diálogo con profesionales y académicos para evaluar cuestiones clave relacionadas con el *trading* algorítmico. El debate sigue siendo intenso, con los partidarios del *trading* algorítmico resaltando los efectos beneficiosos para la calidad del mercado y los que no son partidarios alertan sobre el creciente grado de toma de decisiones por ordenador y disminuyen las opciones para la intervención humana a medida que la velocidad de negociación aumenta aún más. A continuación, en la siguiente sección nos centramos en un evento específico que promovió a los reguladores en ambos lados del Atlántico para volver a evaluar la contribución del *trading* algorítmico, el *Flash Crash*, en el que un único algoritmo programado incorrectamente llevó a una caída profunda.

### *Trading* Algorítmico en el contexto del “Flash Crash”

El 6 de mayo de 2010, los mercados de valores de EE.UU sufrieron una de las caídas más devastadoras de la historia reciente. En cuestión de minutos, los índices de acciones, los fondos negociados en bolsa y los contratos de futuros disminuyeron significativamente (por ejemplo, el índice industrial *Dow Jones* bajó un 5,49 por ciento en cinco minutos) solo para volver a subir a sus niveles originales. La CFTC junto con la SEC investigó el problema y proporcionó evidencia a fines de 2010 de que un solo algoritmo erróneo había iniciado este fallo. Se implementó un programa automatizado de venta para dividir una orden más grande de contratos *E-mini S&P 500*, un contrato de futuros de índices bursátiles comercializado en la plataforma de negociación electrónica *Globex de Chicago Mercantile Exchange*, en varias órdenes más pequeñas para minimizar el impacto en el mercado.

La parametrización del algoritmo programó una estrategia de porcentaje fijo de volumen sin tener en cuenta la duración del tiempo o el precio mínimo de ejecución. Esta aplicación incauta dio lugar a una importante dislocación de liquidez, lo que resultó en una caída de los precios de los contratos de futuros *E-mini S&P 500*. Esta cascada de volumen de ventas encendió el mercado, lo que generó desequilibrios masivos en el libro de órdenes con las posteriores caídas de precios. Las vinculaciones entre mercados transfirieron estos desequilibrios de la cartera de órdenes a los principales índices de renta variable estadounidenses de amplia base, como el índice industrial *Dow Jones* y el índice S&P 500. Finalmente, los movimientos extremos de los precios desencadenaron una salvaguarda comercial en la *Globex de Chicago Mercantile Exchange* que detuvo el comercio durante varios minutos y permitió estabilizar los precios. Para obtener una imagen más detallada de la singularidad de *Flash Crash*, se necesita una mirada más cercana a la estructura del mercado de acciones de los EE.UU. Y al NMS. La regla de comercio a fondo de Estados Unidos y un régimen de interrupción de circuitos que no estaban dirigidos a acciones individuales ni estaban lo suficientemente alineados entre los centros de negociación de los EE.UU. También son causas relevantes de *Flash Crash*. En Europa, un régimen de mejor ejecución más flexible sin obligaciones de reenrutamiento y un régimen de salvaguarda de volatilidad de acción por acción que ha existido durante más de dos décadas han impedido en gran medida problemas comparables [Gomber et al., 2012].

## 3.2 Estrategias de *trading* algorítmico

El entorno comercial no solo se ha adaptado a los avances tecnológicos, sino que también se ha mejorado la interacción del mercado y la gestión de órdenes con soporte informático. Las siguientes dos secciones ofrecen una visión general completa del *status quo* en las estrategias de negociación algorítmica, centrándose en las estrategias de negociación utilizadas principalmente en el comercio de agentes profesionales, el *trading* propietario, así como en el mundo académico.

### 3.2.1 Estrategias Algorítmicas de los agentes profesionales

Desde el comienzo del *trading* algorítmico, la complejidad de los algoritmos se han desarrollado con modelos matemáticos subyacentes y soporte de hardware y software. Los algoritmos reaccionan a las cambiantes condiciones del mercado, nivelan su agresividad en función de la hora de negociación actual y consideran las noticias financieras en su comportamiento comercial. Además de los avances en la personalización, las estrategias subyacentes clave de los algoritmos no han cambiado mucho. La mayoría de los algoritmos de hoy todavía se esfuerzan por coincidir con los puntos de referencia dados, minimizar los costes de transacción o buscar liquidez en diferentes mercados. La categorización de los diversos algoritmos se basa principalmente en los diferentes objetivos o el comportamiento de las estrategias utilizadas.

Domowitz y Yegerman [Domowitz and Yegerman, 2005] califican los algoritmos atendiendo a su complejidad y mecánica, mientras que Johnson [Johnson, 2010] sugiere una clasificación basada en su objetivo. Seguimos la propuesta de Johnson, [Johnson, 2010] al ilustrar la cronología del desarrollo de algoritmos. Los algoritmos impulsados por impacto e impulsados por los costes buscan minimizar los costes de impacto en el mercado (costes comerciales generales). El autor sitúa los algoritmos oportunistas en una categoría separada. Dado que los algoritmos impulsados por impacto y por costes están disponibles para la modificación oportunista, damos ejemplos de comportamiento oportunista en ambos tipos. También proporcionaremos una breve introducción a los algoritmos de lectura automatizada de noticias, entre los últimos desarrollos.

### 3.2.1.1 Algoritmos impulsados por impactos

Las órdenes que ingresan al mercado pueden cambiar considerablemente el precio real de mercado en función de la cantidad de órdenes, el límite de la orden y la liquidez actual de la cartera de órdenes. Imagine una gran orden de mercado presentada a un mercado de baja liquidez. Esta orden eliminaría la otra parte del libro de órdenes en gran medida, lo que empeoraría significativamente su propio precio de ejecución con cada llenado parcial. El fenómeno es la razón por la cual los costes de impacto del mercado constituyen una parte de los costes comerciales implícitos [Harris, 2003] y [Domowitz and Yegerman, 2005]. Los algoritmos impulsados por impacto buscan minimizar el efecto que la negociación tiene en el precio del activo. Al dividir las órdenes en subórdenes y distribuir su ejecución a lo largo del tiempo, estos algoritmos tienen la característica de procesar varias órdenes sobre la base de un precio de referencia predefinido, tiempo o volumen de referencia. El índice de referencia del precio promedio ponderado por volumen (VWAP en sus siglas en inglés) se centra en los precios negociados previamente en relación con el volumen de la orden. El volumen de negocios total dividido por el volumen total de los tamaños de la orden indica el precio promedio del intervalo de tiempo dado y puede representar el punto de referencia para la medición del rendimiento del algoritmo.

Centrándonos en el tiempo de ejecución, el algoritmo de referencia del precio promedio ponderado por volumen (TWAP en sus siglas en inglés) genera, en su implementación más simple, subórdenes igualmente grandes y los procesa en intervalos de tiempo igualmente distribuidos. Los intervalos de negociación se pueden calcular a partir de la cantidad total, la hora de inicio y la hora de finalización; por ejemplo, una orden para comprar 120.000 acciones en porciones de 5.000 acciones desde las 10 en punto hasta las 12 en punto, da como resultado intervalos de intercambio de cinco minutos. Ambos métodos tienen desventajas sustanciales. Si se desconoce la situación actual del mercado mientras se programa la orden para cumplir con el punto de referencia predefinido, los resultados de ambos algoritmos pueden conducir a condiciones de ejecución desventajosas. La previsibilidad de estos algoritmos puede alentar a los *traders* a explotarlos, por lo que la dinamización de ambos conceptos es razonable porque las condiciones reales del mercado son obviamente un indicador más eficiente que los datos históricos. Con el acceso a datos de mercado en tiempo real, los puntos de referencia de VWAP se calculan en función del *trading*,

ajustando los algoritmos operativos con cada operación. Los algoritmos de porcentaje de volumen (POV en sus siglas en inglés) basan su participación en el mercado en el volumen real del mercado, renuncian a las transacciones si la liquidez es baja e intensifican la agresividad si la liquidez es alta para minimizar el impacto en el mercado. La aleatoriedad es una característica de los algoritmos impulsados por impacto. Como la previsibilidad disminuye con la aleatoriedad de tiempo o volumen, las órdenes estáticas son menos propensas a su detección por parte de otros participantes del mercado.

### 3.2.1.2 Algoritmos basados en costes

Los costes de impacto en el mercado representan solo una parte de los costes generales que surgen en la negociación de valores. La literatura académica distingue entre los costes implícitos, como el impacto en el mercado o los costes de tiempo, y los costes explícitos, como los honorarios de comisión o de acceso [Harris, 2003]. Los algoritmos basados en costes se concentran en ambas variantes para minimizar los costes generales de operación. Por lo tanto, la división de orden simple puede no ser el mecanismo más deseable, ya que el impacto en el mercado puede finalmente reducirse, pero a costa de un mayor riesgo de tiempo debido al lapso de tiempo extendido en el que se procesa la orden. Los algoritmos impulsados por costes deben anticipar tales efectos opuestos para no solo cambiar las fuentes de riesgo, sino minimizarlo. El déficit de implementación (*implementation shortfall* en inglés) es uno de los puntos de referencia generalizados en el *trading* de los agentes. Representa la diferencia del precio de ejecución promedio actualmente alcanzable en el mercado y el precio de ejecución real proporcionado por el algoritmo. Dado que los algoritmos basados en el déficit de implementación son, al menos en parte, afectados por los mismos parámetros de mercado que los algoritmos impulsados por impacto, ambos tipos utilizan enfoques similares. El déficit adaptativo es una subcategoría del déficit de implementación. Con base en las limitaciones de este último, este algoritmo permite operar de forma más oportunista en situaciones de mercado beneficiosas.

### 3.2.1.3 Algoritmos de lectura automatizada de noticias (*Newsreader algorithms*)

Una de las innovaciones relativamente recientes son los algoritmos de lectura automatizada de noticias. Como cada decisión de inversión se basa en información aportada por noticias u otra información distribuida, los inversores alimentan sus algoritmos con noticias en tiempo real. Desde una perspectiva teórica, estas estrategias de inversión se basan en la forma semi-fuerte del mercado eficiente [Malkiel and Fama, 1970] es decir, los precios se ajustan rápidamente a la nueva información disponible públicamente y de forma imparcial. En términos prácticos, la información es transmitida a los precios de mercado con una cierta brecha transitoria, durante la cual los inversores pueden obtener ganancias. Sin embargo, la capacidad de los humanos para analizar una cantidad significativa de información en tiempos de reacción cortos es limitada, de modo que el lector automatizado de noticias se despliega para analizar el “sentimiento” de estas noticias. Un enfoque clave de este tipo de algoritmos es el de utilizar la información relevante en documentos tales como *blogs*, noticias, artículos o divulgaciones corporativas. Esta información puede estar desestructurada, lo que significa que es difícil de entender para los ordenadores, ya que la información escrita contiene muchas características sintácticas y semánticas, y la información relevante para una decisión de inversión puede ocultarse dentro de esta paráfrasis.

El campo teórico de la minería de texto abarca la investigación de documentos para determinar su conclusión positiva o negativa sobre el tema relevante. En general, existen dos tipos de análisis en profundidad de la orientación semántica de la información de texto (llamada minería de polaridad): técnicas supervisadas y no supervisadas [Zhou and Chaovalit, 2008]. Las técnicas supervisadas se basan en conjuntos de datos etiquetados para formar un clasificador (por ejemplo, una máquina de vectores de soporte), que está configurado para clasificar el contenido de documentos futuros. En contraste, las técnicas no supervisadas usan diccionarios predefinidos para determinar el contenido buscando palabras de moda dentro del texto. Con base en la cantidad o ambigüedad de este contenido, los algoritmos toman decisiones de inversión con el objetivo de adelantarse al proceso de transmisión de la información. Una introducción a varios enfoques para extraer información de inversión de varios documentos no estructurados, así como una evaluación de la eficiencia de estos enfoques, es ofrecida por [Tetlock, 2007] y [Tetlock et al., 2008].

### 3.2.2 Estrategias algorítmicas de *trading* propietario

Mientras que la sección anterior se ha centrado en el *trading* de agentes profesionales, esta sección se enfocará en estrategias que prevalecen en el *trading* propietario, esto es agentes particulares, las cuales han cambiado significativamente debido a la implementación de la toma de decisiones con soporte informático.

#### 3.2.2.1 Estrategias de creación de mercado

Las estrategias de creación de mercado difieren significativamente de las estrategias de los agentes (compra) porque no tienen como objetivo crear posiciones permanentes en los activos. En cambio, su propósito es obtener beneficios de la liquidez a corto plazo presentando simultáneamente órdenes de compra y venta limitadas en diversos instrumentos financieros. Los ingresos de los creadores de mercado se basan en el *spread* agregado *bid-ask*.

En su mayor parte, intentan lograr una posición plana al final del día. Los creadores de mercado a menudo emplean máquinas de presupuesto, programas que generan, actualizan y eliminan citas de acuerdo con una estrategia predefinida [Gomber et al., 2012]. La implementación de máquinas de presupuesto en la mayoría de los casos debe ser autorizada por el mercado y debe ser monitorizada por el usuario. El éxito de la creación de mercado básicamente se mantiene a través de la observación de precios de mercado en tiempo real, ya que los distribuidores con información más oportuna sobre el precio actual del mercado pueden establecer cotizaciones de una manera más exacta y así generar un diferencial más bajo de oferta y demanda a través de un mayor número de oficios ejecutados. Por otro lado, la velocidad en el envío, la ejecución y la cancelación reduce el riesgo de un creador de mercado de citar incorrectamente los instrumentos en tiempos de alta volatilidad. Por lo tanto, los creadores de mercado se benefician de forma crítica de la observación automatizada del mercado, así como de las cotizaciones basadas en algoritmos.

Un creador de mercado podría tener la obligación de cotizar debido a los requisitos de los operadores de la sede del mercado, por ejemplo, los patrocinadores designados en el sistema de negociación de bolsa de *Frankfurt XETRA*. Los comercios de alta frecuencia emplean estrategias que son similares

a las del mercado tradicional, pero no están obligadas a cotizar y, por lo tanto, pueden retirarse de la negociación cuando la incertidumbre del mercado es alta. Además de las ganancias generadas por el *spread bid-ask*, los creadores de TAF se benefician de los modelos de precios de lugares de ejecución que reembolsan a los creadores de TAF voluntarios en caso de que sus órdenes proporcionen liquidez (liquidador), es decir, estén sentados en el libro de órdenes y sean ejecutados por un tomador de liquidez que tiene que pagar una tarifa. Este modelo a menudo se llama fijación de precios asimétrica o fijación de precio por el productor / receptor.

### 3.2.2.2 Estrategias basadas en el arbitraje estadístico

Otro campo que evolucionó significativamente con la implementación de algoritmos informáticos es el arbitraje financiero. Harris [Harris, 2003] define a los arbitrajistas como especuladores que basan sus decisiones de *trading* en la información sobre valores relativos. Se benefician cuando los precios convergen para que sus compras se aprecien en relación con sus ventas. Los tipos de arbitraje varían según la naturaleza de las suposiciones subyacentes sobre el precio "natural" de un activo. El autor identifica además dos categorías: el arbitraje puro (también conocido como revertir el arbitraje) se basa en la opinión de que el valor de un activo tiende fundamentalmente a un promedio largo o medio. Las desviaciones de este promedio solo representan cambios de momento debido a los ajustes a corto plazo. La segunda categoría, el arbitraje especulativo, asume un valor de activo no estacionario. Variables no estacionarias tienden a caer y subir sin regresar regularmente a un valor particular. En lugar de anticipar el valor a largo plazo de un valor, los arbitrajistas predicen el movimiento futuro de un valor y las estrategias de inversión base sobre el valor esperado. La variedad de estrategias de arbitraje son derivadas de uno de estos dos enfoques, que van desde técnicas de negociación de pares de vainilla hasta predicciones de patrones de negociación basadas en métodos estadísticos o matemáticos. Para un análisis detallado de las estrategias de arbitraje basadas en algoritmos y la comprensión de las prácticas actuales, véase, por ejemplo, [Pole, 2011].

La observación permanente del mercado y los modelos cuantitativos constituyen uno de los pilares esenciales para ambos tipos de arbitraje. El segundo pilar se centra nuevamente en la latencia de negociación. Las oportunidades para llevar a cabo el arbitraje con frecuencia existen solo por breves instantes.

Debido a que solo los ordenadores pueden analizar exhaustivamente los mercados en un breve instante del tiempo, el arbitraje se ha convertido en una estrategia principal del TAF [Gomber et al., 2012].

### 3.2.3 Nuevos enfoques estratégicos de *trading* algorítmico

#### 3.2.3.1 Estrategias algorítmicas basadas en la econofísica

Actualmente, el concepto de Econofísica es considerado como una de los nuevos enfoques en el ámbito económico y financiero. Esta nueva disciplina, que utiliza unas herramientas y metodología diferentes, ha contribuido en los últimos años a un mejor entendimiento de las series económicas y en especial de los mercados financieros. Además, esta nueva rama está apoyada por muchos expertos e investigadores como podemos encontrar en [Schinckus, 2011] y [Pereira et al., 2017].

Sin embargo, aunque el nexo entre las doctrinas de la física y la economía es relativamente nuevo, ambas disciplinas han evolucionado paralelamente a largo de sus años de existencia [Chen and Li, 2012]. Referente a la física, tras el descubrimiento de la ley de la gravedad por Isaac Newton (1643-1727), emergió un nuevo método de investigación, tanto en la física como en la ciencia en general. Este enfoque está basado en el racionalismo y el experimentalismo que se utiliza para comprender el universo mediante un análisis, síntesis y aplicación del método inductivo. Posteriormente, con respecto a la economía, Adam Smith (1723-1790), considerado el “padre de la Economía” fue fuertemente influenciado por las ideas de Newton. Otro economista que fue influenciado por las ciencias físicas, principalmente en relación con el equilibrio de los cuerpos en la constitución de sus leyes, fue León Walras. Su ley de equilibrio general se basó en el trabajo sobre equilibrio de fuerzas del matemático Louis Poincot (1777-1859). Así mismo, muchas otras aportaciones esenciales en economía también fueron fuertemente influenciadas por la disciplina de la física <sup>4</sup>.

En relación al mundo financiero, la hipótesis de los mercados eficientes, *efficient market hypothesis* (EMH) en inglés es otra de las asunciones que tiene un carácter multidisciplinario respecto a su origen [Pereira et al., 2017].

---

<sup>4</sup>Para una revisión de la literatura sobre esto, consultar [Carbone et al., 2007]

Actualmente, esta hipótesis es uno de los temas más estudiados en el ámbito económico. Como introducimos anteriormente, la EMH en su forma débil, afirma que los precios de los mercados aleatorios siguen un paseo aleatorio. Adicionalmente, la EMH afirma que los mercados reflejan toda la información existente en los precios de dichos mercados financieros. Por lo tanto, esto tiene dos consecuencias:

- El precio de los activos financieros en cada momento del tiempo refleja toda la información disponible en ese momento del tiempo, por lo que no existe otra información disponible (como otros precios de activos financieros) que puedan explicar el comportamiento del precio de un determinado activo financiero. Por lo tanto, la correlación serial entre los errores debe ser cero.
- Los precios de un mercado financiero determinado cambian de un momento a otro con la misma distribución de probabilidad.

La relación entre la econofísica y la EMH se halla en el estudio de la memoria a largo plazo en las series financieras y la determinación de la distribución de probabilidad que más se ajuste a los rendimientos financieros [Mandelbrot, 1967].

El interés de la física en la economía y, sobre todo, en los mercados financieros surge a partir de los años 80, cuando se empiezan a guardar y analizar datos de los mercados en grandes cantidades. La motivación de analizar estas cantidades masivas de datos sobre valores de compra, venta, interés y otras variables financieras provocó que muchos físicos y matemáticos fueran contratados en Wall Street para ello.

Aun así, el término no surge hasta los años 90, cuando H. Eugene Stanley, intentando recopilar los artículos escritos por físicos en dicho campo, acuñó el término Econofísica, una ciencia que intenta aunar física, economía, matemáticas y finanzas. Al analizar desde un punto de vista físico los mercados financieros, se observa que la dinámica de estos sistemas surge de la actividad de un número enorme de inversores, cuyas acciones y decisiones influyen en las opciones y perspectivas de otros inversores, todos ellos con objetivos heterogéneos. Es razonable clasificar entonces éstos como sistemas complejos, pues las interacciones individuales entre todos los inversores son tan complicadas

y numerosas que, en principio, resultarían inabarcables para su análisis. Por ello, algunas herramientas de la física estadística, de procesos estocásticos y de dinámica no lineal son muy útiles y de uso extendido en el campo de la econofísica. El objetivo principal suele ser, en ocasiones, extraer y entender las propiedades de los fenómenos económicos a partir de la dinámica microscópica de los agentes que participan. De todos los temas que estudia la econofísica, el más popular es el análisis de los mercados financieros, que es sobre lo que versa este trabajo. Gracias a las nuevas tecnologías, es posible disponer de precios y de volúmenes de transacciones en los mercados financieros a escalas prácticamente de milisegundos. Esta enorme cantidad de información disponible, así como otras propiedades del mercado suelen motivar a los físicos a contribuir a la econofísica.

Generalmente, se dispone de la secuencia de precios de una acción o cualquier otro recurso (en el caso del mercado FOREX, se trabaja con cotizaciones de divisas) ordenada en el tiempo, llamada serie temporal. El análisis de ésta trata de encontrar patrones y tendencias para conseguir elaborar métodos de predicción, que puedan indicar su comportamiento en el futuro. Estos modelos de predicción deben reproducir las propiedades estadísticas que se pueden destilar de la enorme cantidad de datos disponibles.

Estas propiedades son llamadas hechos estilizados si se observan de forma regular para cualquier acción, mercado y escala temporal. Algunas de las más importantes son [Miramontes and Volke, 2013]:

- **Las distribuciones de cola ancha de los cambios relativos en los precios.** Llamando  $q(t)$  al precio del instrumento financiero en un momento dado, entonces el cambio relativo en el precio vendrá dado por:

$$\Delta q = q(t + \Delta t) - q(t) \quad (3.1)$$

Empíricamente, se observa que la distribución en un histograma de esta variable no se ajusta a una distribución normal o Gaussiana, sino que decae más lentamente que una exponencial. Actualmente existen muchos estudios que corroboran esta observación [Cont, 2001], aunque existen varias propuestas para la forma de la distribución del cambio de precios.

- **Los cambios relativos en los precios cumplen la propiedad de Markov.** Ésta es una propiedad de ciertos procesos estocásticos cuya

distribución de probabilidad del valor futuro de una variable aleatoria depende únicamente de su valor presente, siendo independiente de la historia de dicha variable, esto es, tienen autocorrelación nula. Si tiene esta propiedad el valor que exhibe el instrumento financiero es un proceso de Markov.

Esta propiedad genera controversia, pues el análisis técnico de los mercados tiene en cuenta la historia anterior para obtener información de su comportamiento y así tratar de encontrar mecanismos de predicción. Sin embargo, las series temporales que generan estos modelos al evolucionar el sistema sí cumplen la propiedad, pues están generadas mediante un método de Montecarlo.

- **Agrupación de volatilidad.** Esta propiedad se refiere al hecho observable de que los cambios en los precios no se reparten isótrópicamente a lo largo del tiempo, sino que los cambios grandes en el precio de un valor financiero tienden a ser seguidos por cambios grandes durante intervalos de tiempo notables.
- **Normalidad de agregación.** Se puede observar que al incrementar la escala temporal y analizar la diferencia de precio de las variables financieras (incrementar el  $\Delta t$ ), se aprecia que las distribuciones se acercan cada vez más a una Gaussiana. Por ello, la forma de la distribución depende de la escala de tiempo.

Si el lector quiere indagar más sobre finanzas desde el punto de vista de la física estadística, la referencia [Bouchaud and Potters, 2003] es muy recomendable.

La ventaja de los modelos econofísicos respecto a los modelos de regresión clásica es que permiten dar una explicación causal a las predicciones mientras que los modelos basados en correlaciones solo pueden obtener relaciones estadísticas. Esto significa que cuando se propone un modelo dinámico se debe partir de unas hipótesis de causa-efecto, por ejemplo: “La opinión de los inversores depende de la opinión de los inversores más cercanos a ellos”. Mientras, en un modelo de correlación, la única relación entre hechos que podemos obtener es que cuando sucede A sucederá B con cierta probabilidad, sin importar lo que cause esta relación.

El modelo elástico de red propuesto en esta tesis doctoral está enmarcado

en el entorno de la Econofísica, puesto que los supuestos asumidos encajan de manera idónea con el comportamiento de los precios en los mercados financieros y siguen esta doctrina. El carácter multidisciplinar de este trabajo dota de un carácter atractivo y novedoso a esta tesis doctoral, por lo que su aporte a la literatura científica será de gran valor.

### 3.2.3.2 Métodos de series temporales

El diseño de algoritmos de series temporales tiene su apoyo en la disciplina de la Estadística, la econometría en particular. Este tipo de técnicas han sido ampliamente estudiadas para el estudio del comportamiento de los mercados financieros. El trabajo de Meese and Rogoff [Meese and Rogoff, 1983] compara la precisión de la predicción entre varios modelos macroeconómicos estructurales que establecen la relación a largo plazo entre los tipos de cambio y *fundamentals*<sup>5</sup>. En su análisis empírico, concluyeron que un paseo aleatorio sin deriva que no usa ningún tipo de información de variables económicas fundamentales se comportó tan eficientemente como estos modelos estructurales. Sin embargo, otros investigadores que han acometido este tema han encontrado evidencia empírica de que los fundamentales superan al paseo aleatorio [Woo, 1985, Schinasi and Swamy, 1989, Sarantis and Stewart, 1995]. Debido al hecho de que, dependiendo de los datos, la metodología y las teorías económicas asumidas que se utilizan en los estudios previos, la discusión sobre la validez de los *fundamentals* no tiene una posición clara acerca de si ayudan a predecir o no los tipos de cambio. Referimos al lector a [Manzur, 2018] para una revisión de la literatura reciente sobre la relación entre tipos de cambio y *fundamentals*.

Entre los principales modelos econométricos usados para tratar con la información de series temporales, debemos destacar los modelos VAR [Sims, 1980], que modelan de manera lineal las interacciones entre un conjunto de variables endógenas a través de su propio pasado. Específicamente, para el mercado FOREX, debemos resaltar la contribución de los siguientes trabajos [Meese and Rogoff, 1983, Sarantis and Stewart, 1995, Liu et al., 1994, Redl, 2015] que utilizaron el enfoque del VAR. Además, se han aplicado técnicas econométricas adicionales para predecir los tipos de cambio. Otros modelos de series temporales que también han acometido este tema son, principalmente,

---

<sup>5</sup>En la literatura económica, *fundamentals* se asocia a aquellas variables exógenas capaces de explicar los movimientos en los tipos de cambio

modelos de corrección de errores [Joseph, 1995, Trapletti et al., 2002], modelos GARCH [Meade, 2002] y *Markov switching models* [Engel and Hamilton, 1990, Bollen et al., 2000].

### 3.2.3.3 Métodos de aprendizaje computacional

*Machine learning (ML)*, también conocido como aprendizaje computacional o automático, es un amplio campo de la Inteligencia Artificial que, definido por Arthur Samuel en el año 1959, proporciona a los computadores la habilidad de aprender sin necesidad de ser programados. La idea fundamental es que se construya un sólo programa que sea entrenado de tal modo que pueda aprender cómo realizar alguna tarea determinada y realizarla. Aplicar el aprendizaje automático a los mercados financieros significa que es necesario no sólo resolver un problema en las bases de datos, sino también tratar con la inteligencia artificial para aprender a decidir en cada momento. Varios autores han intentado modelar los mercados financieros a través de una variedad de técnicas, tales como Redes Neuronales [Yao and Tan, 2000, Kamruzzaman and Sarker, 2003], Máquinas de vectores de soporte o *Support Vector Machines* [Kamruzzaman et al., 2003] y Redes Neuronales Difusas o *Fuzzy Neural Networks* [Kuo et al., 2001]. El uso de modelos elásticos de red junto con modelos de análisis normal ha demostrado su capacidad para predecir con precisión movimientos de moléculas y se ha convertido en una metodología ampliamente utilizada para estudiar la dinámica a gran escala en varios escenarios de biología estructural. Motivados por las características de estos modelos, que incluyen simplicidad y un alto grado de precisión, podemos encontrar casos de uso recientemente desarrollados con datos experimentales en diferentes escenarios con éxito, siendo uno de ellos los mercados financieros [López-Blanco and Chacón, 2016].

### 3.2.3.4 Métodos de *trading* basados en algoritmos genéticos

La aplicación de algoritmos inteligentes inspirados biológicamente en el *trading* algorítmico es relativamente reciente en la literatura; por lo tanto, se han dado algunos pasos hacia la evolución y la mejora del rendimiento de estas técnicas (esquemas híbridos, codificaciones alternativas, etc.). Además, sobre la base de estudios previos, los algoritmos inteligentes inspirados biológicamente se han aplicado a una amplia gama de problemas como el modelado, la clasificación

y la optimización, y en ámbitos como la industria, las finanzas y la medicina. La mayoría de los resultados indican el gran potencial de estas metodologías recientemente introducidas. El objetivo de esta sección es presentar una revisión de la literatura sobre trabajos seleccionados sobre el problema en cuestión con el fin de introducir más adelante el modelo elástico de red.

Respecto a los algoritmos genéticos usados en los mercados financieros, Lin y otros [Lin et al., 2005] aplicaron un algoritmo genético basado en operadores de valor real para resolver una situación específica del problema de optimización de la cartera de activos. Además, Hung y coautores [Hung et al., 2003] propuso una extensión de un sistema adaptativo de negociación de supervisión supervisada (EASLD en sus siglas en inglés) combinado con un esquema de optimización de carteras con el fin de lograr un equilibrio entre los rendimientos esperados y los riesgos. El sistema propuesto tiene dos capacidades deseables: la capacidad de aprendizaje del algoritmo ASLD y la capacidad de controlar dinámicamente el riesgo mediante la diversificación del capital en una cartera con limitaciones de cardinalidad variable en el tiempo. Los resultados experimentales indicaron que el sistema EASLD puede reducir considerablemente el riesgo en comparación con el ASLD simple (la versión anterior), al tiempo que mantiene los rendimientos a largo plazo a un nivel razonable. Además, los autores compararon su esquema híbrido inteligente con estrategias de selección de carteras individuales, como el enfoque de optimización de la cartera estándar de Markowitz y la mejora de la relación de maximización de la cartera de datos de Sharpe con el componente de diversificación de riesgos. El concepto subyacente de estas dos heurísticas financieras es que la cartera se construyó en el período de estimación, resolviendo un problema de optimización matemática según lo definido por estos métodos. Por lo que el fondo construido se compra y se mantiene durante todo el período de negociación, es decir, se utiliza una estrategia de compra y retención.

Por otro lado, Kuo y otros [Kuo et al., 2001] crearon un algoritmo híbrido, la red neuronal difusa basada en algoritmos genéticos, para formular la base de conocimiento de las reglas de inferencia difusa que puede ser cualquier tipo cualitativo en el mercado bursátil. A continuación, el sistema se integra aún más con los índices técnicos a través de la red neuronal artificial. El objetivo es formular el conocimiento del problema del conocimiento en relación con las noticias económicas, políticas y de otro tipo, y el empleo en el proceso de toma de decisiones.

En el trabajo de Chen y sus coautores [Chen et al., 2009], los autores proponen un problema de cartera de estrategia de inversión utilizando un tipo de *algoritmo genético de combinación*. Para ser más precisos, el problema de la cartera de números reales puede aproximarse mediante un modelo entero propuesto. Cuando uno lo hace, el problema clásico de optimización de cartera se transforma en un problema de optimización de combinación, y el espacio de solución se reduce. Además, se aplica una serie de indicadores técnicos a la cartera construida. Los resultados experimentales han demostrado la viabilidad de la idea de cartera de la estrategia de inversión y la efectividad del algoritmo genético de combinación.

Una tarea específica de negociación algorítmica es abordada por Montana y otros [Montana et al., 2008], donde los autores proponen un enfoque de mínimos cuadrados flexibles, que es la versión penalizada del método de mínimos cuadrados ordinarios, para determinar cómo un flujo de datos dado depende de otros. Por otro lado, Kissell y Malamut [Kissell and Malamut, 2005] proporcionan un marco dinámico de toma de decisiones algorítmicas para ayudar a los inversores a determinar el algoritmo más apropiado para los objetivos comerciales y de inversión globales dados. El enfoque se basa en un *triple-stepprocess* en el cual el inversionista potencial elige un precio de referencia, selecciona un estilo de negociación y especifica una táctica de adaptación. A modo de análisis, Gsell y Gomber [Gsell and Gomber, 2009] investigan el alcance de la actividad de negociación algorítmica y, específicamente, sus estrategias de colocación de órdenes en comparación con los comerciantes humanos en el sistema comercial Xetra. Más recientemente, Kim [Kim, 2010] proporcionó algunos análisis de diversos aspectos del *trading* electrónico y algorítmico.

Referente a las redes neuronales, Azzini y Tettamanzi [Azzini and Tettamanzi, 2008] presentan un enfoque para el *trading* automatizado intradía basado en un algoritmo neuro-genético. Más específicamente, se desarrolla una red neuronal artificial para proporcionar señales de negociación a un simple agente comercial automatizado. La red neuronal recibe como entrada alta, baja, comillas abiertas y cerradas del activo subyacente, así como una serie de indicadores técnicos. Las posiciones se cierran cuando se alcanza un objetivo de beneficio determinado o se cierra el mercado. Los resultados experimentales indican que el esquema propuesto puede arrojar resultados prometedores.

En otro estudio, Dempster y Jones [Dempster and Jones, 2001] crearon carteras de reglas de negociación usando programación genética. Estas combi-

naciones de indicadores técnicos apuntan a emular el comportamiento de los comerciantes individuales. El área de aplicación se refiere a los datos de *ticks* de intercambio extranjero de dólar estadounidense / libra esterlina de 1994 a 1997. El rendimiento del sistema basado en genética se compara con la aplicación de reglas de negociación individuales. Se encontró que la mejor regla encontrada por el sistema propuesto era modesta, pero significativa, rentable en presencia de costos de transacción realistas. Wilson [Wilson, 1994] desarrolló un sistema de *trading* totalmente automático para acciones ordinarias. Las entradas del sistema se refieren a los datos diarios de precio y volumen, de una lista de doscientas existencias en diez mercados. Se usa un procedimiento de modelado basado en el caos para construir modelos alternativos de predicción de precios, y se usa una red neuronal organizada para seleccionar el mejor modelo para cada *stock*. Luego, se usa una segunda red organizada para hacer predicciones. El rendimiento del sistema propuesto se compara con la inversión individual en el índice de mercado. Los resultados indican que el método inteligente logra un mejor rendimiento y volatilidad.

Otro enfoque fue propuesto por Chang y otros [Chang et al., 2009]. El método de representación lineal por partes (PLR) se combinó con una red neuronal de retro-propagación (BPN) para el *trading*. El método PLR se aplicó a datos históricos para encontrar diferentes segmentos. Como resultado, se pueden encontrar puntos de inflexión temporales. La red neuronal puede definir señales de compra-venta. Además, se incorpora un componente de algoritmo genético para la optimización de los parámetros de la red neuronal. El sistema inteligente se compara con tres algoritmos existentes, a saber, un BPN basado en reglas, un paquete de software de soluciones de negociación y una versión anterior del sistema PLR-BPN. Los resultados indican la superioridad de los más nuevos.

En [Potvin et al., 2004] se aplica la programación genética para generar automáticamente reglas comerciales. El rendimiento del sistema se compara con la estrategia ingenua de comprar y mantener. El dominio de la aplicación es el mercado de valores canadiense. Oussaidene y coautores [Oussaidene et al., 1997] proponen una implementación paralela de la programación genética para el problema del *trading* financiero, aplicada a siete tipos de cambio. Nenortaite y Simutis [Nenortaite and Simutis, 2004] combinan el contexto de la red neuronal artificial (ANM) y la orden de inteligencia Swarm para generar una decisión de inversión de un paso adelante. El algoritmo de optimización de enjambre de partículas (PSO) tiene como objetivo descubrir el mejor modelo ANM para

previsión y comercialización. Los resultados experimentales muestran que la aplicación de la metodología propuesta logra mejores resultados que el promedio del mercado, medido por el índice de mercado (el S&P 500).

Por último, Hsu y otros [Hsu et al., 2011] introducen un mecanismo de negociación que combina la optimización de enjambre de partículas y las técnicas de media móvil para invertir en fondos mutuos. El rendimiento de los modelos individuales de promedio móvil se ve reforzado por la incorporación de la técnica de inteligencia inspirada en la naturaleza. El resultado del esquema propuesto se compara con la inversión de un fondo. La experimentación demuestra que el modelo basado en PSO puede lograr altos beneficios y reducir el riesgo en un grado significativo. En un estudio similar, proponen un método de optimización, a saber, la optimización del enjambre de partículas (PSO), para el *trading* de acciones [Briza and Naval Jr, 2011] y [Briza and Naval Jr, 2008]. El sistema utiliza señales de *trading* de un conjunto de indicadores técnicos basados en precios históricos de acciones. La regla de negociación es la desarrollada que está optimizada para dos funciones objetivas, la relación de Sharpe y el beneficio porcentual. El rendimiento del sistema se compara con los indicadores técnicos individuales y con el mercado (índice). Los resultados indican que el esquema de inteligencia superó tanto al conjunto de indicadores técnicos como al mercado, demostrando el potencial del sistema como una herramienta para tomar decisiones de negociación de acciones.

En general, los hallazgos de la encuesta exhaustiva, pero no exhaustiva, de la literatura son los siguientes:

- Trato comercial algorítmico con diversos aspectos de la negociación automatizada, que depende de una serie de factores. Este hecho demuestra que hay grandes oportunidades para desarrollar tales sistemas. Se ha demostrado que se han creado sistemas comerciales que aprovechan aspectos de finanzas tales como la naturaleza del análisis técnico, el comportamiento de las acciones y la formación de carteras.
- Las metodologías de inteligencia inspiradas biológicamente se han aplicado a un tipo específico de negociación: el problema de optimización de la cartera. La investigación ha destacado su eficiencia en comparación con los enfoques tradicionales. Además, estos esquemas inteligentes, ya sean utilizados solos o híbridos, se han utilizado en el ajuste de parámetros de máquinas comerciales robustas, como las redes neuronales y la progra-

mación genética. Existe una clara evidencia de que este tipo de algoritmo supera a la heurística financiera, utilizada como punto de referencia, en varios casos.

- Otro aspecto importante es la evaluación comparativa. En muchos estudios, el método de *trading* algorítmico se comparó con la heurística financiera, como la estrategia de comprar y mantener con respecto al mismo activo subyacente, la inversión en el índice de mercado y la aplicación de indicadores técnicos individuales para la negociación. La literatura indica que estos son los principales métodos tradicionalmente utilizados en el *trading* por expertos financieros. Además, la comparación con las versiones más antiguas de los sistemas de inteligencia es un tema importante que puede desempeñar un papel rector en la evolución de las estrategias comerciales utilizando inteligencia artificial.



# Capítulo 4

## El modelo elástico de red

### 4.1 Caracterización del modelo elástico de red

En esta sección el modelo elástico de red, al que denominamos ENMX [Contreras et al., 2018], es introducido con el objetivo de simular el mercado FOREX. En primer lugar, se describe la estructura del modelo ENMX. Posteriormente, se discute la distribución de probabilidad requerida para realizar la simulación estocástica. Esta sección finaliza con una descripción completa del algoritmo.

#### 4.1.1 Descripción del modelo ENMX

Nuestro principal objetivo es el desarrollo de un modelo que pudiese explicar los mercados financieros, concretamente, el mercado FOREX. Este mercado se considera dinámico, debido al comportamiento aleatorio de los precios de cotización de los tipos de cambio, que resulta de las interacciones entre los inversores y el propio mercado. Por ello, proponemos que este comportamiento aleatorio tiene relación con los movimientos moleculares descritos por la dinámica Browniana [Ermak and McCammon, 1978] y [Benítez et al., 2015]. Por lo tanto, se propuso un modelo elástico de red (ENMX), basado en las ideas utilizadas para la descripción del comportamiento de macromoléculas en disolución [López Cascales et al., 1992], [Pérez Sánchez et al., 2005] y [de la Torre

et al., 2009]. Tradicionalmente, bajo este marco de trabajo, se supone que los movimientos Brownianos siguen una distribución Gaussiana. No obstante, la validez de esta distribución se comprobó comparándola con un perfil Pseudo-Voigt [Ida et al., 2000]. Los resultados presentes en la sección 4.2.1 confirmaron que la Pseudo-Voigt se ajustaba mejor a los datos analizados, por lo que el modelo ENMX se basa en una Pseudo-Voigt que captura las desviaciones típicas de las divisas presentes en el mercado FOREX.

La selección del mercado FOREX como mercado financiero objetivo se basó principalmente en la naturaleza de los datos. Al ser un mercado continuo, es el que mejor admite la modelización a partir del movimiento aleatorio y, además, genera grandes cantidades de datos que crecen continuamente. El modo de proceder fue, en primer lugar, caracterizar el sistema a través de funciones que reprodujesen su comportamiento de manera adecuada. Este proceso se puede separar en dos partes, caracterización del mercado en el precio y la caracterización, diferenciando el comportamiento y la volatilidad particular de cada precio, y el potencial que se asigna a cada estado. La caracterización del tipo de cambio se basó en la búsqueda de una función que reprodujese adecuadamente los movimientos de cada uno de ellos. Para esto, se analizó el histograma de cada cotización utilizando el historial completo de los datos. Esto se comprobó comparando la distribución que mejor ajustaba el histograma de las series analizadas. Además, se utilizó el test de Jarque-Bera [Jarque and Bera, 1987] para comprobar si los datos siguen una distribución Gaussiana, y los resultados en términos de precisión y rentabilidad se compararon con las funciones de distribución Pseudo-Voigt y Gaussiana. Esto se explica en detalle en la sección 4.2.1.

A continuación, se describe el modelo ENMX, en el que cada elemento de la red (nodo) representa una divisa. Los bordes que conectan los elementos están relacionados con sus interacciones, y la distancia entre los nodos (divisas) corresponde a la cotización del precio de cada par de divisas. Esta red elástica implica que una fluctuación en una de las divisas provoca un efecto en las otras. De hecho, esto se puede justificar por las decisiones que las autoridades monetarias toman con el objetivo de ajustar la economía afectada por esas fluctuaciones. Dichas decisiones afectan a todo el sistema financiero, por lo que el mercado FOREX se puede ver como un gráfico totalmente conectado. La Figura 4.1 representa la descripción del modelo ENMX.

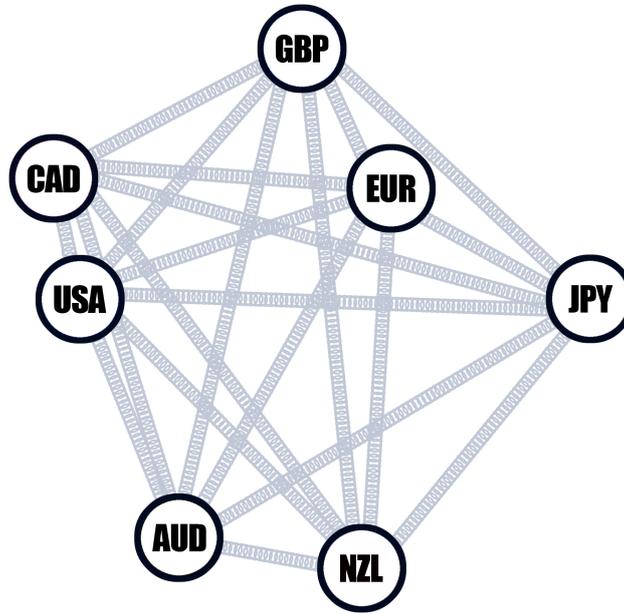


Figura 4.1: Representación del modelo elástico de red (ENMX) aplicado al mercado FOREX.

En una analogía con el movimiento browniano de las macromoléculas y sus fluctuaciones internas, se acepta que la molécula evoluciona hacia un estado de equilibrio (estado estacionario). Pero dicho estado estacionario cambia a lo largo del tiempo debido a los movimientos aleatorios ejercidos sobre los elementos en el modelo macromolecular (podemos referirnos a dichos elementos como átomos). Los resortes que conectan los átomos modelan el efecto que la fluctuación de un elemento provoca de manera directa en un átomo vecino, y, por lo tanto, esto se transmite a lo largo de toda la cadena macromolecular. Esto, en nuestro modelo ENMX, se traduce en la forma en que un cambio en, por ejemplo, el euro (EUR) o el dólar estadounidense (USD) afecta inmediatamente a las otras monedas. Por lo tanto, estas fluctuaciones influyen en el mercado. Este es el razonamiento por el cual nos enfocamos en la energía potencial del sistema para representar la evolución de la molécula-mercado hacia el estado estacionario.

El modelo ENMX usa el potencial hookiano [Bahar et al., 1997] para regular la interacción entre los precios de cotización. Los precios son los elementos de

un modelo elástico de red que caracterizan el potencial de un resorte. Por lo tanto, el sistema se podría ver como partículas conectadas por resortes cuyo alargamiento representa el precio de cotización del resorte. Las partículas representan cada moneda, por lo tanto, el resorte que conecta dos de ellas representa el precio relativo entre ellas, y la constante del resorte elástico representa la volatilidad de la cotización.

Debido al hecho de que el potencial hookiano requiere una cotización de equilibrio, utilizamos el método dinámico que mejor representó el comportamiento fluctuante del mercado de acciones. Con el fin de encontrar la cotización de equilibrio, esta se encontró a través de un método de tendencia, que consistió en dividir los datos históricos en intervalos (frecuencia horaria, diaria, mensual y anual), haciendo un ajuste lineal de ellos y luego, inferir qué punto sería el siguiente en la evolución del sistema [García, 2015b] y [García, 2015a]. Cada una de las tendencias obtenidas para los diferentes intervalos de tiempo se utilizó con diferentes distribuciones de ponderación en una combinación lineal para obtener la cotización de equilibrio,  $x_{\text{equilibrio}}$ .

#### 4.1.2 Caracterización de la distribución Pseudo-Voigt

Dado que las representaciones de los tipos de cambio difieren, se decidió trabajar con los momentos de cotización en intervalos de 5 minutos con el fin de reducir la volatilidad del mercado asociada a períodos de tiempo pequeños. Aunque las distribuciones Gaussiana y Lorentziana se han usado ampliamente en problemas similares en los experimentos que usan estas distribuciones para ajustar los histogramas de momentos de cotizaciones; dichas distribuciones dieron problemas para ajustar las colas de los histogramas generados. En la búsqueda de una función mejor adaptada, la distribución Voigt [Di Rocco and Cruzado, 2012] ha mostrado buenos resultados en otros entornos como espectroscopia y difracción. El uso de una distribución de Voigt, en este caso, puede considerarse un enfoque natural, ya que se define como la convolución de las distribuciones mencionadas anteriormente.

De hecho, una función Voigt se puede definir como la convolución de una distribución gaussiana y una distribución lorentziana:

$$V(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} L(x')G(x - x')dx' \quad (4.1)$$

donde  $G(x)$  es la distribución gaussiana.

$$G(x) = \frac{\exp\left\{-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right\}}{\sigma\sqrt{2\pi}} \quad (4.2)$$

y  $L(x)$  es la distribución Lorentziana centrada en cero:

$$L(x) = \frac{\gamma}{\pi(x^2 + \gamma^2)} \quad (4.3)$$

La distribución de Lorentz, también llamada distribución de Cauchy, es una distribución de probabilidad continua usada muy frecuentemente en la disciplina de la física, específicamente en espectroscopia [Haeri et al., 2011] y [Kalkandjiev et al., 1989].  $\gamma$  es el parámetro de escala que especifica el ancho medio al máximo el cuál es igual a la mitad del rango intercuartil. Cuando  $\gamma = 1$ , la función de distribución de Lorentz centrada coincide con la distribución  $t$  de Student con un grado de libertad. Además, la distribución de Lorentz no tiene valor esperado ni varianza.

Cabe resaltar las similitudes de la distribución de Lorentz con la distribución normal estándar: acampanada, simétrica y centrada en cero. La principal diferencia entre ellas es que la distribución de Lorentz posee una mayor dispersión asignando así una mayor probabilidad a los valores alejados de la media de la distribución, también llamadas atípicos.

Sin embargo, debido al alto coste computacional de la operación de convolución, a menudo no es posible usar el perfil Voigt. En este trabajo, se propone una función Pseudo-Voigt [Ida et al., 2000] para ajustar este proceso, ya que, al sustituir la operación de convolución por una combinación lineal, implica un menor coste computacional. Por lo tanto, la distribución Pseudo-Voigt es una combinación lineal de las funciones Gaussiana y Lorentziana, que proporciona mejores resultados que ambas distribuciones individualmente.

$$PV(x) = \eta \cdot L(x) + (1 - \eta) \cdot G(x) \quad (4.4)$$

Hay diferentes opciones disponibles para calcular el parámetro. Una fórmula simple con una precisión del 99 % es descrita por [Ida et al., 2000] :

$$\eta = 1,36603(f_L/f) - 0,47719(f_L/f)^2 + 0,11116(f_L/f)^3 \quad (4.5)$$

donde  $f_L$  y  $f_G$  son la máxima amplitud en el máximo medio (full wide half maximum, FWHM) de las distribuciones correspondientes, donde  $f_L = 2\gamma$ ,  $f_G = 2\sigma\sqrt{2\ln(2)}$  y  $f = [f_G^5 + Af_G^4f_L + Bf_G^3f_L^2 + Cf_G^2f_L^3 + Df_Gf_L^4 + f_L^5]^{1/5}$ , siendo  $A = 2,69269$ ,  $B = 2,42843$ ,  $C = 4,47163$  y  $D = 0,07842$ .

Siguiendo estos resultados, estudiamos las cotizaciones de equilibrio haciendo promedios de muestra del mes anterior o combinaciones lineales entre la media de la muestra y los últimos meses, días, horas, etc. Se obtuvieron mejores resultados en esos casos que utilizando los datos generales, pero el problema era que, al final, la cotización de equilibrio era un valor constante que, después de una cantidad finita de pasos evolutivos, alcanzaba un estado estacionario.

En esta tesis, definimos como trayectoria a la predicción de los variaciones en el tiempo de las fluctuaciones entre divisas, obtenidos de una simulación en unas condiciones determinadas. Cada una de las trayectorias simuladas en las diferentes iteraciones tendieron a la cotización de equilibrio estático. Para evitar esto, se propuso un método dinámico, ya que representaba mejor la naturaleza fluctuante del mercado de valores. Este nuevo método era similar al descrito anteriormente, pero añadiendo el valor actual, y también actualizando cada iteración del método. Por lo tanto, aunque el sistema tendía a una cotización de equilibrio como antes, esta cotización era diferente cada vez, lo que garantizaba que el sistema no alcanzara una situación estática.

### 4.1.3 Algoritmo del modelo ENMX

El algoritmo ENMX es un algoritmo de optimización basado en el método de Monte Carlo, concretamente en el algoritmo de recocido [Van Laarhoven

and Aarts, 1987]. El algoritmo de recocido asigna una probabilidad no nula de alejarse de un mínimo local del potencial, con el fin de alcanzar un mínimo absoluto [Černý, 1985]. Este método se ajusta mejor a la simulación del comportamiento cambiante del mercado de valores que el enfoque tradicional de Monte Carlo, ya que este último asume que la evolución del modelo tendería evolucionar a una situación estática, por lo que no representaría bien la naturaleza dinámica del mercado FOREX. Además, el uso repetido de este método genera una cadena de Markov que, en realidad, se ajusta mejor al mercado FOREX, ya que las series temporales generadas por los tipos de cambio siempre cumplen la propiedad de Markov.

En resumen, el algoritmo proporciona un conjunto de precios de cotización para cada una de las divisas consideradas en un horizonte temporal determinado. Para ello se utiliza un método iterativo que evalúa de manera sucesiva un potencial [Bahar et al., 1997] como forma de medición de la tensión que hay en todos los resortes de la molécula en un momento concreto. En este proceso de evaluación, el algoritmo ENMX acepta un nuevo estado si el valor calculado del potencial de es nuevo estado es menor que el valor del potencial del estado anterior; si no se da el caso, le asigna una cierta probabilidad de aceptación y continua la iteración hasta completar el horizonte temporal predeterminado. Por tanto, este procedimiento genera series temporales o trayectorias a través de simulaciones encadenadas en su ejecución. Formalmente el algoritmo del modelo ENMX es el siguiente:

1. Partiendo de la cotización inicial,  $q_0$ , el algoritmo ENMX calcula el potencial de todo el mercado ( $V_0$ ). Esto se hace agregando la diferencia al cuadrado entre  $q_0$  y el potencial de cotización de equilibrio de las 21 divisas ( $\alpha$ ).

$$V_0 = \sum_{\alpha=1}^{21} k_{\alpha} \cdot (q_{0,\alpha} - q_{\text{equilibrio},\alpha})^2 \quad (4.6)$$

2. Se propone un nuevo estado del sistema,  $q_1$ , en el que cada moneda varía según un número pseudo-aleatorio,  $r$ , que se obtiene de acuerdo con la distribución óptima de Pseudo-Voigt para cada uno. Dado que la Pseudo-Voigt indica la probabilidad de obtener cada momento simplemente agregando el número pseudo-aleatorio obtenido al precio actual:

$$q_{1,\alpha} = q_{0,\alpha} + r_\alpha \quad (4.7)$$

3. El potencial del nuevo estado obtenido,  $q_1$ , se calcula del mismo modo que en el estado  $q_0$ :

$$V_1 = \sum_{\alpha=1}^{21} k_\alpha \cdot (q_{1,\alpha} - q_{\text{equilibrio},\alpha})^2 \quad (4.8)$$

4. Ahora, el algoritmo ENMX evalúa si el nuevo estado es aceptable aplicando el algoritmo de recocido, distinguiendo tres casos:

- a.  $V_1 \leq V_0$ : el nuevo estado ( $q_1$ ) es mejor que el anterior ( $q_0$ ). Por lo que, el algoritmo retendría el estado  $q_1$  con una probabilidad del 100%, sobrescribiendo  $q_0$ , para la nueva iteración del método ( $q_0 \leftarrow q_1$ ).
- b.  $V_1 > V_0$ : la probabilidad de aceptación ( $P_{\text{aceptación}}$ ) de  $q_1$  no es del 100%, pero el algoritmo de recocido asigna una probabilidad de selección:

$$P_{\text{aceptación}} = \exp^{-\frac{V_1 - V_0}{E_0}} \quad (4.9)$$

De este modo, se lanza un número aleatorio,  $u$ , entre 0 y 1 con una distribución de probabilidad uniforme, y si la condición  $u \leq P_{\text{aceptación}}$  se satisface, el algoritmo ENM acepta  $q_1$  sobrescribiendo  $q_0$  como en el caso anterior.

- c.  $V_1 > V_0$  y  $u > P_{\text{aceptación}}$ : Se descarta el estado  $q_1$ , quedándose con  $q_0$  para la siguiente iteración.

5. Con el valor de  $q_0$  obtenido en la sección anterior, se repite el proceso. De este modo, la repetición del algoritmo crea una serie temporal o trayectoria similar a la que presentaría el tipo de cambio. Aun así, la trayectoria se obtiene mediante un método estocástico, del cual no se puede esperar que reproduzca el comportamiento del tipo de cambio real paso a paso, aunque es posible esperar que ambos valores sean similares.

## 4.2 Resultados

### 4.2.1 Evaluación de la distribución de probabilidad de la muestra analizada

Divisa	Abreviación
Euro	EUR
Dólar Americano	USD
Dólar Canadiense	CAD
Dólar Neozelandés	NZD
Dólar Australiano	AUD
Libra esterlina	GBP
Yen Japonés	JPY

Cuadro 4.1: Divisas y sus abreviaciones

El conjunto de datos utilizado con el fin de obtener los resultados de los experimentos realizados se ha obtenido de OANDA [OANDA Corp, 2017], una compañía de servicios financieros especializada en el mercado FOREX que provee acceso al mercado de divisas a inversores pequeños y medianos. Los experimentos se llevaron a cabo para 7 divisas, como se muestra en la Tabla 1, con los correspondientes 21 pares de divisas en total, que se obtienen con la combinación de esas 7. Estos conjuntos de datos se registraron ininterrumpidamente cada 5 minutos durante 24 horas al día, exceptuando los fines de semana, cuando el mercado está cerrado. El procedimiento de caracterización de la distribución de probabilidad de cada par de divisas comienza con la creación de histogramas de momentos utilizando los datos históricos. Con respecto al uso de la distribución Pseudo-Voigt en lugar de la distribución Gaussiana, el histograma de las series estudiadas ayudó a evaluar la distribución que mejor se ajustaba a ellos. Luego, las distribuciones Gaussiana, Lorentziana y Pseudo-Voigt fueron probadas y comparadas.

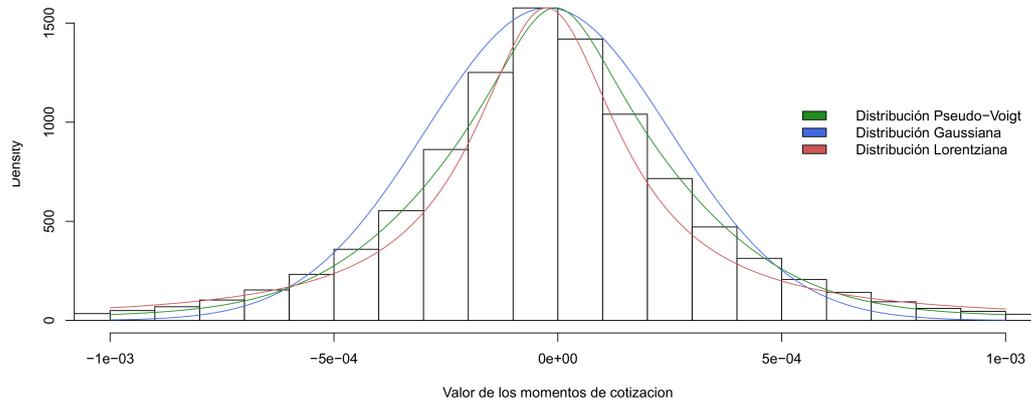


Figura 4.2: Comparación de ajuste entre distintas funciones de densidad para la distribución del EURUSD.

Se realizaron diferentes pruebas para contrastar cómo las distribuciones Voigt y Pseudo-Voigt se ajustaban al set de datos. Los gráficos P-P y Q-Q indicaron que ambas funciones tienen propiedades satisfactorias para simular el proceso (en la mayoría de los casos, mejor que las funciones gaussianas y lorentzianas de manera individual). La figura 4.2 muestra el histograma que compara las tres distribuciones y el conjunto de datos. Con respecto a las tres distribuciones estadísticas, se verificó que una función gaussiana no era la mejor opción porque las colas del histograma generado eran más anchas, mientras que la distribución lorentziana subestimaba la probabilidad cerca del pico central, y, además, las colas eran muy amplias. El histograma desarrollado confirmó, entonces, que el perfil Pseudo-Voigt proporcionaba un mejor ajuste que las otras distribuciones.

## 4.2.2 Resultados empíricos de los experimentos realizados

### 4.2.2.1 Análisis de la distribución Pseudo-Voigt

A partir de este punto, se llevaron a cabo diferentes experimentos para analizar la capacidad del modelo ENMX para desarrollar predicciones del mercado FOREX. En primer lugar, se aplicó el test Jarque-Bera (JB) [Jarque and Bera, 1987] para evaluar si los datos históricos siguen una distribución gaussiana. La hipótesis nula de la prueba JB supone que los datos tienen un coeficiente de asimetría igual a 0 y curtosis igual a 3. Estos valores corresponden a ambos, asimetría y curtosis, para la distribución gaussiana, respectivamente. La tabla 4.2 muestra la prueba de JB para los 21 precios de cotización históricos. En todos los casos, la hipótesis nula fue fuertemente rechazada al 1%, lo que significa que la distribución de la serie no tiene la típica asimetría y curtosis para la distribución Gaussiana, basada en el tercer y cuarto momento central, respectivamente. Por lo tanto, la prueba de JB presentó evidencia en contra de la distribución de Gauss como la mejor función de densidad para los datos que estamos tratando.

Variable	JB statistic	P-value
AUDCAD	7350.03	0.00
AUDJPY	6327.19	0.00
AUDNZD	5748.19	0.00
AUDUSD	196.61	0.00
CADJPY	10585.99	0.00
EURAUD	6183.51	0.00
EURCAD	65.67	0.00
EURGBP	18494.97	0.00
EURJPY	9003.26	0.00
EURNZD	4181.47	0.00
EURUSD	626.51	0.00
GBPAUD	14848.74	0.00
GBPCAD	14629.16	0.00
GBPJPY	18710.78	0.00
GBPNZD	14341.81	0.00
GBPUSD	19755.24	0.00
NZDCAD	16713.00	0.00
NZDJPY	15946.59	0.00
NZDUSD	3300.06	0.00
USDCAD	1563.60	0.00
USDJPY	10685.82	0.00

Cuadro 4.2: Resultados del JB test [Contreras et al., 2018].

En segundo lugar, el impacto de la calidad global se analizó utilizando las funciones de distribución gaussiana y Pseudo-voigt en el modelo ENMX. El conjunto de datos disponible se ejecutó desde el 01/01/2015 (23:00 h) hasta el 07/08/2017 (18:00 h), de manera que la frecuencia de los datos analizados tuviese una extensión de 5 minutos. La estrategia de predicción adoptada fue la que han seguido muchos investigadores como por ejemplo Meese and Rogoff [Meese and Rogoff, 1983], quienes fueron uno de los pioneros en usar esta metodología. Primero, se seleccionó una muestra del conjunto de datos para la identificación del modelo y la optimización de los parámetros. Este período abarcó del 01.01.2015 (23:00 h) al 07.28.2017 (17:00 h). A continuación, la estrategia de predicción de estimaciones secuenciales se utilizó para generar las observaciones restantes. En otras palabras, predecimos de 1 a 12 horizontes fuera de muestra. Además, se calcularon tanto el promedio como la mediana

para los horizontes fuera de muestra.

Como se explicó anteriormente, los pares de divisas más representativos en el mercado FOREX se seleccionaron para realizar la evaluación comparativa. La Tabla 4.1 muestra estas monedas seleccionadas, llegando hasta veintiún pares de divisas que se derivan de todas las combinaciones posibles entre ellas. La Tabla 4.3 muestra los horizontes predichos y el correspondiente período fuera de muestra. Por último, la Tabla 4.4 resume los resultados obtenidos por los modelos realizando una comparativa entre ellos. La precisión de la predicción se evaluó mediante la raíz del error cuadrático medio (RECM), calculada para las veintiuna combinaciones de pares de divisas, y la probabilidad se midió con el *profit factor* (PF) [Caporale et al., 2017], cuyas fórmulas se detallan a continuación:

$$RECM_H = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \{\hat{y}_{i,t+H} - y_{i,t+H}\}^2} \quad (4.10)$$

donde  $n$  es el número de pares de divisas analizado y  $H$  el horizonte de predicción predicho.  $\hat{y}_{i,t+H}$  and  $y_{i,t+H}$  son el valor predicho y real respectivamente.

$$PF = \frac{\text{Beneficio bruto}}{\text{Pérdida bruta}} \quad (4.11)$$

donde un PF mayor que uno implica que el beneficio bruto excede la pérdida bruta.

Horizontes predichos	Período predicho correspondiente
H=1	07.28.2017 17:05
H=2	07.28.2017 17:10
H=3	07.28.2017 17:15
H=4	07.28.2017 17:20
H=5	07.28.2017 17:25
H=6	07.28.2017 17:30
H=7	07.28.2017 17:35
H=8	07.28.2017 17:40
H=9	07.28.2017 17:45
H=10	07.28.2017 17:50
H=11	07.28.2017 17:55
H=12	07.28.2017 18:00
H=1 to H=12	Media
H=1 to H=12	Mediana

Cuadro 4.3: Descripción de los horizontes predichos y su respectivo período temporal [Contreras et al., 2018].

Horizontes predichos	Gausiana		Pseudo-Voigt	
	RECM	PF	RECM	PF
H=1	0.00142	3.183	<b>0.00138</b>	<b>3.791</b>
H=2	0.00247	<b>4.871</b>	<b>0.00243</b>	<b>4.871</b>
H=3	0.00384	3.644	<b>0.00376</b>	<b>3.680</b>
H=4	0.00532	<b>4.396</b>	<b>0.00519</b>	<b>4.396</b>
H=5	0.00591	<b>4.478</b>	<b>0.00577</b>	<b>4.478</b>
H=6	0.00643	<b>5.225</b>	<b>0.00626</b>	<b>5.225</b>
H=7	0.00734	<b>4.909</b>	<b>0.00711</b>	<b>4.909</b>
H=8	0.00741	<b>4.504</b>	<b>0.00720</b>	<b>4.504</b>
H=9	0.00696	<b>3.946</b>	<b>0.00675</b>	<b>3.946</b>
H=10	0.00514	<b>7.017</b>	<b>0.00502</b>	<b>7.017</b>
H=11	0.00510	<b>7.423</b>	<b>0.00496</b>	<b>7.423</b>
H=12	0.00522	<b>6.097</b>	<b>0.00512</b>	<b>6.097</b>
Media	0.00521	4.974	<b>0.00508</b>	<b>5.028</b>
Mediana	0.00527	<b>4.688</b>	<b>0.00515</b>	<b>4.688</b>

Cuadro 4.4: Resultados de la precisión de la predicción (RECM) y de rentabilidad (PF) de las distribuciones estadísticas Gausiana y Pseudo-Voigt [Contreras et al., 2018].

Como se puede apreciar, la distribución Pseudo-Voigt supera a la distribución gaussiana por un amplio margen. Con respecto a la precisión de la predicción, la distribución de Pseudo-Voigt tiene un mejor rendimiento en todos los horizontes previstos (de uno a doce pasos). Además, la media y la mediana de RMSE para la distribución de Gauss es ligeramente mayor, lo que respalda la evidencia a favor del perfil Pseudo-Voigt. Los resultados de la probabilidad muestran que la distribución de Pseudo-Voigt es, al menos, igual que la distribución gaussiana y estrictamente mejor, trabajando con horizontes más cortos ( $H=1$  y  $H=3$ ). El PF promedio es ligeramente más alto en aproximadamente un 1%. La mediana para todos los horizontes analizados es igual a ambas distribuciones de probabilidad.

En conclusión, los resultados tanto para probar la normalidad de los datos mediante la prueba de Jarque-Bera como los resultados de calidad en términos de precisión y probabilidad, muestran que la Pseudo-Voigt es la distribución que mejor se ajusta a los datos históricos. Por lo tanto, la distribución Pseudo-Voigt se propone como una distribución alternativa para el modelo ENMX.

#### 4.2.2.2 Comparación con modelos econométricos

Con los resultados previos en mente y basándonos en [Contreras et al., 2018], comparamos tanto la precisión de la predicción como los resultados de la rentabilidad entre nuestra propuesta ENMX y dos modelos econométricos diferentes, el paseo aleatorio simple (RW) y el modelo de vectores autorregresivo (VAR). En primer lugar, la estructura del modelo VAR fue definida por la metodología propuesta por [Luetkepohl, 2009]. Se centra en el criterio de información bayesiano de Schwarz con el fin de minimizar la colinealidad. La longitud de retardo óptima obtenida por este criterio fue 7, por lo que se estimó un modelo estacionario no restringido de VAR (7). El procedimiento para comparar estos modelos fue el mismo que en la sección anterior. Los resultados se resumen en la tabla 4.5.

Horizontes predichos	ENMX		VAR		RW	
	RECM	PF	RECM	PF	RECM	PF
H=1	<b>0.00138</b>	<b>3.791</b>	0.00144	2.374	0.00151	2.374
H=2	<b>0.00243</b>	<b>4.871</b>	0.00267	3.911	0.00278	1.841
H=3	<b>0.00376</b>	3.680	0.00410	<b>4.275</b>	0.00416	1.604
H=4	<b>0.00519</b>	<b>4.396</b>	0.00586	3.596	0.00589	1.679
H=5	<b>0.00577</b>	<b>4.478</b>	0.00653	4.105	0.00659	1.385
H=6	<b>0.00626</b>	5.225	0.00726	<b>6.281</b>	0.00734	<b>6.281</b>
H=7	<b>0.00711</b>	4.909	0.00825	<b>5.581</b>	0.00831	1.271
H=8	<b>0.00720</b>	4.504	0.00825	<b>4.877</b>	0.00831	1.068
H=9	<b>0.00675</b>	3.946	0.00761	<b>4.283</b>	0.00765	1.059
H=10	<b>0.00502</b>	<b>7.017</b>	0.00632	4.656	0.00636	1.043
H=11	<b>0.00496</b>	<b>7.423</b>	0.00618	3.804	0.00620	1.092
H=12	<b>0.00512</b>	<b>6.097</b>	0.00585	3.212	0.00586	3.212
Media	<b>0.00508</b>	<b>5.028</b>	0.00586	4.246	0.00592	1.992
Mediana	<b>0.00515</b>	<b>4.688</b>	0.00625	4.190	0.00628	1.495

Cuadro 4.5: Resultados de la precisión de la predicción (RECM) y rentabilidad (PF) de los modelos propuestos [Contreras et al., 2018].

Con respecto a la precisión de las predicciones, los resultados mostraron que el ENMX superó tanto al modelo VAR como al paseo aleatorio sin deriva en todos los horizontes de pronóstico estudiados. El promedio de RMSE en los pasos uno a doce para el modelo ENMX se reduce en prácticamente un 15 % con respecto al modelo VAR y el RW. Además, la mediana del modelo ENMX se reduce aproximadamente en un 18 %. Por otro lado, la rentabilidad del ENMX fue claramente mayor que la de los modelos comparados en los horizontes más cortos de uno a cinco pasos (excepto tres pasos). Además, el modelo ENMX superó con creces al modelo VAR y al paseo aleatorio, lo que muestra un mayor *profit factor* (15 % y 70 % respectivamente) en promedio. La mediana de los pasos uno a doce fue superada por el modelo ENMX en aproximadamente un 10 % con respecto al modelo VAR y un 70 % respecto al RW. Por lo tanto, se resume que el modelo ENMX es el mejor modelo en términos de precisión y rentabilidad en promedio y mediana.

# Capítulo 5

## Paralelización del modelo elástico de red (ENMX)

### 5.1 Introducción

Este capítulo muestra la metodología de paralelización desarrollada para el modelo ENMX con el objetivo de cumplir los requisitos temporales impuestos en el mercado FOREX. Uno de los principales objetivos de esta tesis doctoral es la realización de predicciones del mercado de divisas en tiempo real. Sin embargo, la alta frecuencia de este tipo de datos financieros (marcos temporales minutales en muchas ocasiones) exige herramientas computacionales potentes capaces de satisfacer estas necesidades. Por ello, la naturaleza de las series financieras del mercado FOREX, así como su temporización, hace que la computación en forma secuencial no satisfaga los objetivos de predicción en tiempo real como mostraremos a lo largo de este capítulo. De este modo, usando varios elementos de proceso (*cores* o procesadores) que trabajan juntos para resolver una tarea común, en donde cada procesador puede trabajar en una porción completa del problema, intercambiando resultados parciales entre diferentes procesadores mediante una red de interconexión, seremos capaces de obtener predicciones a tiempo real condicionadas a la restricción de tiempo existentes. En este capítulo, se propone diferentes estrategias de paralelización heterogéneas basadas en computadores de memoria compartida, usando OpenMP, y computadores de memoria distribuida usando MPI. Los

modelos paralelos propuestos los denominaremos en su conjunto PENMX (*Parallel Elastic Network Model for the FOREX market*).

Como hemos visto anteriormente, el mercado FOREX se basa en la variación del precio de las cotizaciones de monedas representativas. Estas variaciones muestran la interacción de todos los participantes del mercado a través de pequeñas fluctuaciones causadas por dicha interacción. Los bancos nacionales actúan como entidades para regular el precio de la divisa, pero esta regulación influye en el precio de otras divisas que, pueden aumentar o disminuir. De hecho, este comportamiento podría modelarse como un movimiento aleatorio, que es, en realidad, la hipótesis inicial para el algoritmo PENMX. Por tanto, el PENMX simula la naturaleza aleatoria del mercado FOREX a través de movimientos brownianos tal y como lo harían las macromoléculas en disolución.

Con esto en mente, se ha diseñado el modelo PENMX que intenta reproducir la naturaleza totalmente conectada del mercado FOREX. El modelo PENMX representa al mercado FOREX en un grafo completo donde los nodos son divisas (por ejemplo, EUR, USD y GBP) y los enlaces entre nodos son las cotizaciones de las divisas (por ejemplo, EUR / USD). Inspirándonos en los modelos elásticos de red, los enlaces son en realidad muelles que se modelan utilizando el potencial Hookiano para regular la interacción entre los valores de las cotizaciones (ver Figura 4.1). Al igual que el comportamiento molecular, cada vez que un átomo (es decir, una divisa en nuestro caso) se excita, otros átomos (divisas) reaccionan buscando el equilibrio general del sistema. Los valores de todas las divisas siempre que se alcanza este punto de equilibrio son exactamente los resultados del PENMX. De hecho, el algoritmo PENMX es una aplicación contextualizada para predecir la cotización de divisas, dada por la relación entre grupos de monedas para un período de tiempo dado.

La frecuencia de la muestra analizada es de 5 minutos (5M). Además de esto, consideramos en el análisis el estudio de 21 pares de divisas que son las que poseen una mayor influencia en este mercado. Puesto que el objetivo del modelo ENMX es el de predecir a horizontes cercanos en el tiempo, se requiere de una herramienta capaz de poder simular el comportamiento del mercado FOREX en tiempo real. Por ello, la paralelización del modelo ENMX surge de manera implícita con el fin de satisfacer nuestro objetivo.

## 5.2 Antecedentes

### 5.2.1 Procesamiento tradicional

Durante más de 30 años el método más importante para mejorar el rendimiento de los ordenadores de uso doméstico ha sido incrementar la frecuencia de los procesadores [Sanders and Kandrot, 2010]. A principio de los años 80, los procesadores funcionaba con frecuencias de reloj entorno al Mhz. En la actualidad, la mayoría de los procesadores tiene frecuencias de reloj entre 1Ghz y 4 Ghz; esto es 1000 veces más rápido que los procesadores iniciales. Aunque incrementar la velocidad de la CPU no ha sido el único método de ganar rendimiento en computación, sí que ha sido tradicionalmente la fuente más fiable de mejora de rendimiento para las aplicaciones.

Sin embargo, en los últimos años los fabricantes de procesadores han cambiado el rumbo en el diseño de sus microchips. Debido a varias limitaciones en la fabricación de circuitos integrados, derivadas principalmente a las limitaciones del silicio, ya no era factible confiar en la escalada progresiva de frecuencia de reloj que se había realizado hasta la fecha [Frank et al., 2001]. Sin embargo la conocida como ley de Moore [Schaller, 1997], que establecía que cada 18 meses se duplicaría la cantidad de transistores en un microprocesador, seguía siendo cierta, dejando la responsabilidad a los arquitectos de computadores de trasladar ese incremento de transistores en rendimiento, como por otro lado, se había logrado anteriormente. Todas las empresas de procesadores como Intel, AMD, ARM derivaron sus diseños de microchips hacía el desarrollo de procesadores multinúcleo (*Chip Multiprocessors*, CMPs), que reducían la frecuencia del procesador, pudiendo así incluir más de un procesador dentro del mismo circuito integrado. De esta manera, el paralelismo se hizo ubicuo [Olukotun et al., 1996], ya que, a partir de ese momento la gran mayoría de computadores de consumo se convertirían en computadores paralelos, siendo la programación de aplicaciones paralelas la única solución para la completa explotación de todos los recursos de la máquina [Asanovic et al., 2006].

## 5.2.2 Modelos de programación paralela

Las librerías para la definición de hilos como puede ser POSIX (*pthread.h*) o la clase Java *thread* extienden el modelo de programación imperativa secuencial para obtener paralelismo de forma natural. Los hilos proveen de mecanismos de programación paralela al nivel mas bajo de abstracción, siendo muy flexibles. La flexibilidad de los hilos facilita al programador el control sobre la creación y sincronización de tareas que se puedan ejecutar en paralelo a fin de acelerar la aplicación, hacerla más modular y/o escalable. Hay soporte a tareas de sincronización, como *joins* (uniones), barreras, variables condicionales, etc.

La paralelización de una aplicación consiste en la generación de diferentes hilos que realizan varias tareas al mismo tiempo (*paralelismo de tareas*). De este modo, una aplicación puede definir varias tareas que se ejecuten de manera concurrente en el sistema y así aprovechar el paralelismo natural existente en los multiprocesadores actuales. Sin embargo, existen otras formas de explotar el paralelismo del sistema. Los hilos también se pueden definir para dividir la carga de trabajo a realizar por el mismo proceso. Esta carga puede estar basada en la definición de bucles, en donde el mismo procedimiento trabaja sobre distintos datos, consiguiendo así un *paralelismo de datos*. Los hilos ofrecen una visión fragmentada cuando los programadores necesitan dividir los datos entre los hilos y después unificarlos para los resultados. Las aplicaciones desarrolladas bajo el modelo de hilos presentan un dificultad alta de programación, son dependientes del sistema operativo y/o plataforma, y no hay un concepto de tarea que este unívocamente unido al de función. Los usuarios no tienen control sobre el mapeo y la programación, y el modelo no tiene medios específicos para cambiar la representación de datos.

Ante la multitud de librerías para la generación de hilos y su dificultad de programación nace el estándar para la programación en plataformas de memoria compartida, OpenMP. OpenMP [Dagum and Menon, 1998] es un API (*Application Programming Interface*) que permite el desarrollo de aplicaciones paralelas en estos entornos de manera sencilla y multiplataforma. OpenMP facilita la definición de paralelismo en programas secuenciales escritos en lenguajes de alto nivel como C, C++ y Fortran. Este modelo de programación paralela está basado en el conocido como modelo *fork-join* y está disponible en la mayoría de plataformas de consumo, incluidas las basadas en sistemas operativos Unix y Windows. Originariamente estaba orientado a estructuras

de paralelismo en bucles for, pero a partir de la versión 3.0 también dio soporte al concepto de tarea, haciendo más fácil tratar listas y árboles y gestionar el paralelismo ante funciones recursivas. OpenMP usa un modelo de consistencia laxo en el cual cada hilo tiene su propia vista temporal sobre las variables compartidas.

OpenMP ofrece una vista global respecto al modelo de programación. Los algoritmos se mantienen como en una estructura secuencial y son paralelizados de forma incremental mediante las directivas del compilador. OpenMP soporta tanto tareas como paralelismo de datos y se centra en la paralelización de bucles. La granularidad se puede controlar manualmente ajustados los ‘trozos’ de bucle en combinación con el tipo de programación en la ejecución (p.e.: dinámica o estática). La comunicación y la sincronización es meramente implícita, y OpenMP no provee de un modelo para el mapeo de datos. Impide la optimización porque puede ser causa de mal funcionamiento en la paralelización. OpenMP se usa principalmente para paralelizar bucles en un código secuencial preexistente. La meta es paralelizar una aplicación añadiendo solamente las directivas de compilador, sin realizar grandes modificaciones de código.

OpenMP está limitado a procesadores de memoria compartida, no pudiendo acceder a espacios de memoria diferentes. Esta limitación impide la ejecución de procesos que utilicen diferentes nodos de procesamiento y, por tanto, impide el uso de supercomputadores. Para acceder a múltiples nodos se puede desarrollar una aplicación híbrida, que utilice OpenMP para el procesamiento dentro de un nodo y un lenguaje que permita la comunicación y sincronización entre procesos que se estén ejecutando en diferentes computadores; esto es MPI. MPI [Gropp et al., 1996] soporta sistemas de memoria distribuida y equipos con memoria compartida pero normalmente es usado para el desarrollo de aplicaciones en los primeros. Una aplicación en MPI consiste en múltiples procesos que se comunican a través del paso de mensajes. MPI da mucho control al programador debido a la separación que realiza entre comunicación y cálculos, y no suele presentar buenos números de rendimiento en tareas de grano fino.

MPI es el ejemplo típico de modelo de programación de vistas fragmentadas. El usuario es responsable de todas las comunicaciones y la sincronización. Los algoritmos paralelos son explícitamente definidos, de tal manera que no son fácilmente traspasables a otra plataforma o familia de procesadores. No hay tampoco manera de dimensionar las tareas en MPI que no sea cambiando el código y la transferencia de datos, y su mapeo es explícito y de granularidad

gruesa. La comunicación y la sincronización es explícita, se usa paso de mensajes, y el usuario no tiene el control sobre como son programados los procesos. Sin embargo, permite otras optimizaciones posteriores, por ejemplo, el uso conjunto con OpenMP para la completa explotación de todos los recursos de cada nodo

## 5.3 Diseño del algoritmo PENMX

### 5.3.1 Análisis de la aplicación ENMX

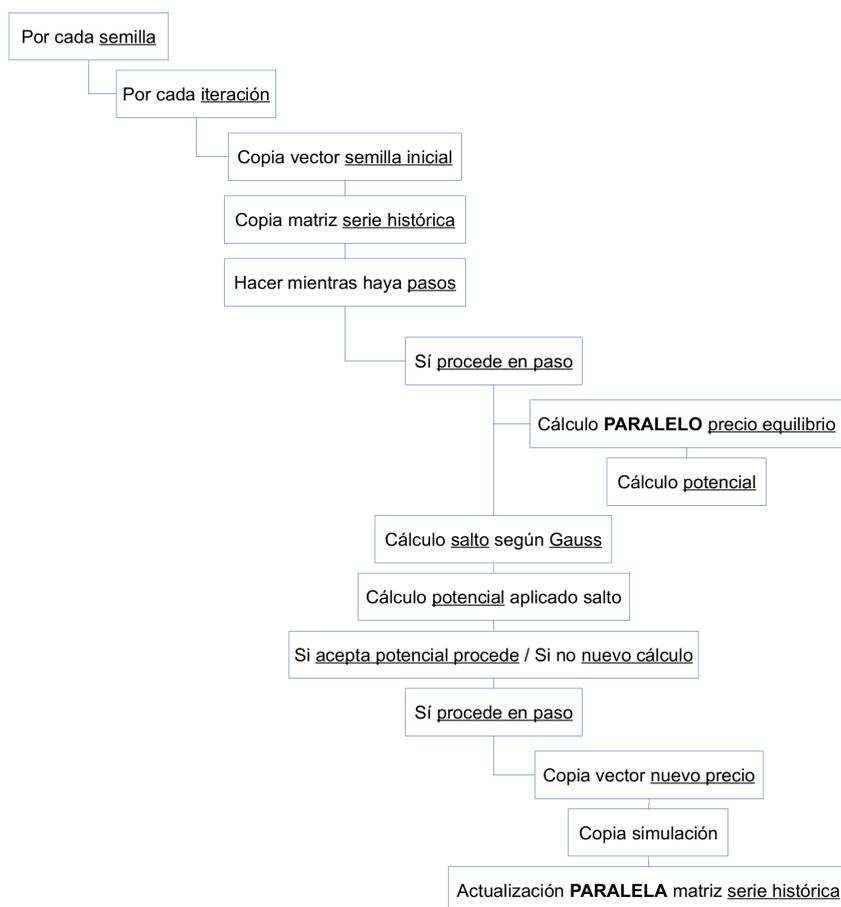


Figura 5.1: Diagrama de ejecución del algoritmo ENMX

En esta sección se presenta un análisis en profundidad del algoritmo presentado en el capítulo 4 para su posterior paralelización. La figura 5.4 muestra un diagrama de ejecución del algoritmo ENMX. Como se ha comentado anteriormente, el objetivo del algoritmo ENMX consiste en la realización de la simulación de las cotizaciones de las divisas partiendo de una serie histórica que determina un precio de equilibrio. Está basado en el método Montecarlo, que aplicando una distribución Gaussiana, añade un salto al valor inicial, calculando el potencial resultante con la variación del salto y si lleva al sistema a un momento de equilibrio. En caso afirmativo se acepta y pasa a ser resultado para el instante de tiempo simulado, y por tanto último valor de la serie histórica. Este valor será tomado para la siguiente iteración del algoritmo. En caso negativo, el proceso se repite hasta que el potencial sea aceptado.

Aunque en el capítulo anterior se demostró que la distribución Pseudo-Voigt es capaz de explicar mejor el comportamiento del mercado FOREX que la distribución gaussiana, la paralelización del modelo ENMX se llevó a cabo asumiendo una distribución gaussiana. Esto es debido a que la paralelización del algoritmo PENMX propuesto se encuentra en un estado inicial y la utilización de la distribución Pseudo-Voigt requiere de programación adicional. Por ello, la utilización de esta distribución será abordada en vías futuras.

La ejecución de la aplicación ENMX depende de una serie de funciones definidas y que se pueden agrupar en las siguientes:

- *E/S*: Funciones de entrada y salida de datos, relativas a la carga de variables, cotizaciones y definición de los cambios de divisas existentes.
- *Modelo*: Funciones usadas en la lógica del proceso del algoritmo ENMX, referido a todo el proceso descrito en el capítulo anterior.
- *Matemáticas*: Funciones de generación de números aleatorios, regresiones y generación de índices.
- *Cálculo de error*: Funciones de cálculo de errores, como el medio cuadrático, la raíz del medio cuadrático o el factor de beneficio.
- *Auxiliares*: Funciones auxiliares para la manipulación de las estructuras de datos y la toma de tiempos.

Además, el algoritmo necesita de una serie de pasos previos y definiciones como son las siguientes:

- Definición de variables.
- Carga de parámetros de funcionamiento desde archivo.
- Carga de serie histórica desde archivo de texto separado por comas.
- Cálculo de media y desviación estándar de la serie cargada.
- Gestión de semillas, determinando si son validas las cargadas por parámetro o hay que definir propias.
- Creación de índices para la serie.

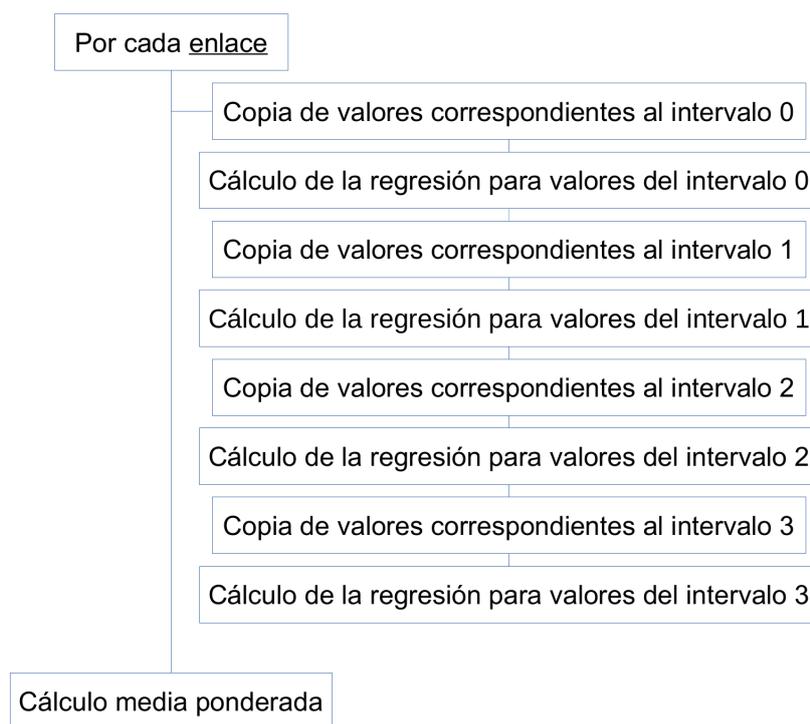


Figura 5.2: Diagrama de ejecución de la función cálculo de equilibrio

Estos pasos, aun no siendo del todo triviales, son lo suficientemente sencillos y directos como para no incrementar el coste de computación del algoritmo.

Una vez realizados, se pasa a la ejecución del algoritmo en si, que tiene la estructura reflejada en la figura 5.4. Para una posición inicial, de 1 a N semillas, siendo la semilla la situación en el tiempo a partir de la cual se realiza la simulación, y para un número de iteraciones (a mayor número de iteraciones, mayor muestreo sobre el que se hará la media) se hace una regresión lineal sobre la serie disponible (cálculo del precio equilibrio), se realiza el cálculo del potencial del precio anterior y se aplica, según el método Monte Carlo, un salto aleatorio según la distribución Gaussiana. Si el calculo del potencial según el salto se acepta se procede a copiar el vector como simulación en ese salto y se añade el valor a la matriz de serie histórica.

El cuadro 5.3 muestra el coste computacional del algoritmo desglosado en las principales funciones del cálculo del equilibrio. Como se puede deducir de la tabla, la función que realiza el cálculo del precio de equilibrio es la que supone un mayor coste computacional para el algoritmo, y en menor medida la actualización de la matriz de datos que contiene la serie histórica. En la función dónde se realiza el cálculo del precio de equilibrio se tratan los datos de la serie histórica realizando una regresión lineal de éstos en distintos intervalos. Una vez realizada dicha regresión en distintos intervalos, se aplican factores de ponderación (que se cargaron desde el archivo de parámetros) y se devuelve al algoritmo principal la media ponderada como precio de equilibrio.

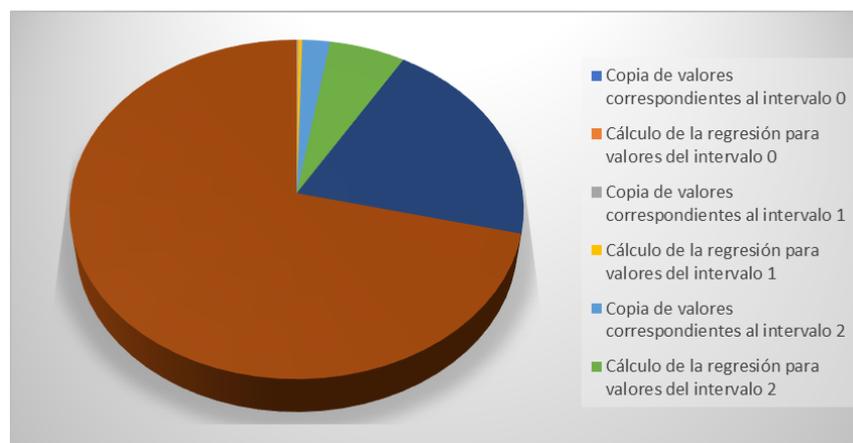


Figura 5.3: Estudio del coste computacional del cálculo de la regresión lineal

La figura 5.4 muestra la estructura del cálculo de equilibrio:

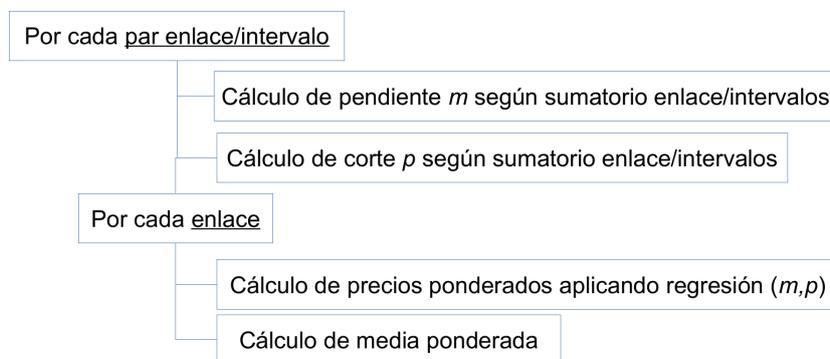


Figura 5.4: Diagrama de ejecución el algoritmo modificado para el cálculo de equilibrio

El intervalo de tiempo 0, 1, 2, 3 va aumentado, habiéndose usado en el escenario de pruebas valores de 12, 288, 6336 y 76032 elementos según cada intervalo. Los valores se copian a una estructura auxiliar y sobre esta se calcula la regresión lineal (según la fórmula  $y = ax + b$ ). La tabla 5.1 muestra una estimación del tiempo de ejecución de las librerías GPUfit y GSL:

Cuadro 5.1: Tiempo de ejecución para las librerías GPU fit y GSL

Números de puntos por ajuste	Tiempo de ejecución con GPUfit en segundos	Tiempo de ejecución con GSL en segundos
$10^2$	1,73716	$2,09808 \cdot 10^{-5}$
$10^3$	1,72092	$4,98295 \cdot 10^{-5}$
$10^4$	1,83026	$3,40939 \cdot 10^{-4}$
$10^5$	1,75479	$1,6222 \cdot 10^{-3}$
$10^6$	2,16378	$2,01511 \cdot 10^{-2}$
$10^7$	4,98634	$1,71978 \cdot 10^{-1}$

Cuadro 5.2: Pruebas de rendimiento CPU Vs GPU de la librería GPUfit

Números de ajustes	Velocidad en CPU (ajustes/segundos)	Velocidad en GPU (ajustes/segundos)	Factor de ganancia
10	Inf	28	0,00
10 <sup>2</sup>	100000	33333	0,33
10 <sup>3</sup>	100000	250000	3,25
10 <sup>4</sup>	76923	1428571	23,43
10 <sup>5</sup>	60976	3703704	65,59
10 <sup>6</sup>	56465	5076142	91,24
10 <sup>7</sup>	55636	6626905	119,32

Si bien la copia de datos tiene cierto coste, la regresión lineal es realmente el proceso intensivo de la función: a medida que aumentan los valores sobre los que se calcula la regresión el tiempo de ejecución aumenta también considerablemente.

Internamente esta regresión se hace mediante una llamada a la función `gsl_fit_linear()`, parte de la librería GNU Scientific Library que provee al programador de funciones matemáticas mediante llamadas sencillas.

## 5.4 Paralelización del modelo ENMX (PENMX)

Esta sección presenta la estrategia de paralelización del algoritmo ENMX presentado en la Sección 4 para un clúster heterogéneo basado en varios nodos con CPUs multinúcleo. Primero, nuestro algoritmo establece un proceso MPI para cada nodo en el clúster donde se lleva a cabo nuestra simulación. Como se ha explicado, el parámetro  $t$  determina la cantidad de registros almacenados en el conjunto de datos GX. Este parámetro se puede seleccionar al azar para ajustar mejor los parámetros de entrada. En este caso, un proceso MPI tratará con un  $t$  aleatorio, procediendo con la ejecución del algoritmo ENMX en paralelo. Este es un enfoque de consenso para la comparación de clasificaciones entre todas las ejecuciones ENMX realizadas. Además, se crean estructuras de datos de apoyo en cada nodo para evitar una sobrecarga de comunicación. Entonces, cada proceso MPI crea tantos *threads* OpenMP como procesadores tenga disponibles el nodo. Esto es fácilmente obtenible al consultar las propiedades de la CPU en tiempo de ejecución usando `omp_get_num_procs()`.

El algoritmo 2 muestra la estrategia de paralelización que utilizamos para aprovechar nodos heterogéneos con multiprocesadores de memoria compartida. De hecho, el cuello de botella principal en el cálculo del ENMX se encuentra en el bucle externo (es decir, el bucle de las iteraciones) donde se ejecutan varias trayectorias diferentes en paralelo. Sin embargo, a la hora de calcular las trayectorias no siempre se toman los nuevos estados de la molécula, `price_1`, ya que hay una operación condicional que establece si se toma o no sobre la base del potencial. Esta situación, junto a que el bucle que calcula la trayectoria de la molécula es un bucle “while”, impide la paralelización en ese segmento de código al existir dependencias. Sin embargo, si subimos de nivel y paralelizamos las iteraciones incluyendo en la paralelización todo el bucle de cálculo de la trayectoria, que es el que contiene la mayoría de las operaciones computacionales en punto flotante, se eliminarían las dependencias que pudieran existir en la paralelización. Este algoritmo tiene varios parámetros de entrada que son describen a continuación:

- $n$  es el número de monedas a simular (p.ej. EUR, USD y GBP).
- $t$  es el instante de tiempo a ser modelado.
- GX es el conjunto de datos de los tipos de cambio históricos de divisas hasta el instante  $t$ . Este conjunto de datos contiene precisamente  $t$  diferentes tipos de cambio ordenados por tiempo, desde el más antiguo al más reciente (es decir,  $t$ ). Por lo tanto, GX es la matriz  $n \times m$ , donde  $n$  es el número de enlaces entre las monedas objetivo (es decir,  $\frac{n(n-1)}{2}$ ), y  $m$  es el  $t$  registro histórico que utiliza nuestro algoritmo para hacer la predicción.
- El *time\_frame* es la diferencia en minutos entre dos cotizaciones diferentes.
- *total\_time* es el momento real del mercado FOREX a simular.
- $E_0$  es la tasa o umbral de rechazo para el método Monte Carlo.

El algoritmo repite durante un número máximo de iteraciones (*maximum\_ iterations*) un proceso de excitación y retorno al punto de equilibrio a partir de un instante  $t$ . El resultado del PENMX son los tipos de cambio de las divisas para todos los pares, que se obtienen al promediar todas las predicciones

---

**Algorithm 1** Parallel Elastic Network Model as applied to the FOREX Market.

**Require:** Número de divisas  $n \in \mathbb{N}$ , tendencia máxima  $t \in \mathbb{N}$ ,  $GX \in \mathbb{R}^{t \times \frac{n(n-1)}{2}}$ ,  $time\_frame \in \mathbb{N}$ ,  $total\_time \in \mathbb{N}$  y  $num\_threads \in \mathbb{N}$ .

**Ensure:**  $prediction \in \mathbb{R}^{1 \times \frac{n(n-1)}{2}}$

- 1: Define  $prices, price_0, price_1, weight\_mean, mean\_GX, sd\_GX \in \mathbb{R}^{1 \times \frac{n(n-1)}{2}}$  y  $potential_0, potential_1, E_0, jump \in \mathbb{R}$
- 2:  $tray := total\_time/time\_frame$
- 3:  $mean\_GX :=$  calcula la media de  $GX$
- 4:  $sd\_GX :=$  calcula la desviación típica de  $GX$
- 5: IN PARALLEL cada  $thread_i$  desde  $i = 0, \dots, num\_threads - 1$  DO
- 6: **repeat**
- 7:      $step := 0$
- 8:      $price_0 := GX_t; price_0 := GX_t;$
- 9:     **while** ( $tray > step$ ) **do**
- 10:          $weight\_mean :=$  Price\_Balance( $GX$ )
- 11:          $potential_0 :=$  Potential( $price_0, weight\_mean, sd\_GX$ )
- 12:         Obtiene  $jump$  usando método de Monte Carlo y distribución gaussiana
- 13:          $price_1 := jump + price_0$  ▷ Añadiendo  $jump$  a todos los elementos de  $price_0$
- 14:          $potential_1 :=$  Potential( $price_1, weight\_mean, sd\_GX$ )
- 15:         **if** (Accept\_Potential( $potential_0, potential_1, E_0$ )) **then**
- 16:              $price_0 := price_1$
- 17:             actualiza  $GX$  añadiendo  $price_1$  en la posición de  $t$
- 18:              $step ++$
- 19:         **end if**
- 20:     **end while**
- 21:      $prices += price_1$
- 22: **until** alcance  $maximum\_iterations/num\_threads$
- 23: END PARALLEL
- 24:  $prediction := prices/maximum\_iterations$
- 25: **return**  $prediction$

---

obtenidas en todas las iteraciones. Teniendo esto en cuenta, para cada iteración se calculará la trayectoria  $price\_0$  hasta que la simulación alcance el  $total\_time$ ; es decir, el tiempo real del mercado FOREX que debe simularse. Por ejemplo,  $total\_time = 120$  minutos significa que estamos simulando dos horas del mercado FOREX. Este tiempo total está discretizado en  $time\_frames$  de un minuto, donde el  $time\_frame$  es la diferencia en minutos entre dos cotizaciones diferentes. Por lo general, son valores de 5 minutos (m5), 15 minutos (m15), 60 minutos (h1), 1440 minutos (d1). Por lo tanto, cada trayectoria contiene una cantidad de pasos ( $tray$ ),  $total\_time/time\_frame$ . Además, otros parámetros de configuración incluyen lo siguiente. La tasa de rechazo  $E0$  es el umbral para el método de Monte Carlo. La media y la desviación estándar del conjunto de datos  $GX$  se calcula para cada uno de los enlaces de divisas que se van a predecir. Estas estadísticas se utilizan para medir la potencia de la molécula, así como la predicción al calcular el valor de salto utilizando el método Monte Carlo y la función de distribución Gaussiana.

Una vez que se definen los datos de entrada, se llevan a cabo las siguientes operaciones para obtener el precio de todas las monedas. En primer lugar, calculamos el promedio ponderado del conjunto de datos ( $GX$ ) mediante la función. Luego, el procedimiento de Monte Carlo calcula el nuevo estado del sistema. Concretamente, el método de Monte Carlo devuelve un número aleatorio que es la longitud del "salto" de cada átomo al nuevo estado de acuerdo con la función de distribución aplicada, en este caso usamos la distribución gaussiana; es decir, el  $price_1$  es el nuevo estado de la molécula que es  $salto + price_0$ . Una vez que se obtiene el nuevo estado, calculamos el potencial de  $price_0$  y  $price_1$  con la función Potencial. Si  $Accept\_Potential(potential_0; potential_1)$  es verdadero, entonces el sistema se dirige hacia un punto de equilibrio y se acepta el nuevo valor de  $price_1$ . De lo contrario, se calcula un nuevo potencial teniendo en cuenta la tasa de rechazo previamente calculada  $E_0$ . Si este nuevo potencial es mayor que un valor aleatorio, se toma; de lo contrario, se descarta y se debe repetir todo el proceso de este paso usando el salto nuevamente para calcular el  $price\_1$  con el método Monte Carlo y el cálculo potencial.

Cuando se toma  $price_1$ , significa que el paso se ha completado correctamente y pasamos al siguiente paso, por lo que  $price_0$  se actualiza tomando el valor de  $price_1$ . Además, en cuanto al cálculo de un nuevo elemento, se tienen en cuenta los valores anteriores, por lo que el nuevo valor  $price_1$  se agrega al  $GX$  al final del archivo (es el registro más reciente a partir de ahora). Como se ha explicado anteriormente,  $GX$  tiene  $t$  registros, por lo tanto, se elimina el

---

**Algorithm 2** Parallel Elastic Network Model as applied to the FOREX Market.

**Require:** Número de divisas  $n \in \mathbb{N}$ , tendencia máxima  $t \in \mathbb{N}$ ,  $GX \in \mathbb{R}^{t \times \frac{n(n-1)}{2}}$ ,  $time\_frame \in \mathbb{N}$ ,  $total\_time \in \mathbb{N}$  y  $num\_threads \in \mathbb{N}$ .

**Ensure:**  $prediction \in \mathbb{R}^{1 \times \frac{n(n-1)}{2}}$

- 1: Define  $prices, price_0, price_1, weight\_mean, mean\_GX, sd\_GX \in \mathbb{R}^{1 \times \frac{n(n-1)}{2}}$  and  $potential_0, potential_1, E_0, jump \in \mathbb{R}$
- 2:  $tray := total\_time/time\_frame$
- 3:  $mean\_GX :=$  calcula la media de  $GX$
- 4:  $sd\_GX :=$  calcula la desviación típica de  $GX$
- 5: IN PARALLEL cada  $thread_i$  desde  $i = 0, \dots, num\_threads - 1$  DO
- 6: **repeat**
- 7:      $step := 0$
- 8:      $price_0 := GX_t; price_0 := GX_t;$
- 9:     **while** ( $tray > step$ ) **do**
- 10:          $weight\_mean :=$  Price\_Balance( $GX$ )
- 11:          $potential_0 :=$  Potential( $price_0, weight\_mean, sd\_GX$ )
- 12:         Obtiene  $jump$  usando método de Monte Carlo y distribución gaussiana
- 13:          $price_1 := jump + price_0$    ▷ Añade  $jump$  a todos los elementos de  $price_0$
- 14:          $potential_1 :=$  Potential( $price_1, weight\_mean, sd\_GX$ )
- 15:         **if** (Accept\_Potential( $potential_0, potential_1, E_0$ )) **then**
- 16:              $price_0 := price_1$
- 17:             actualiza  $GX$  añadiendo  $price_1$  en la posición de  $t$
- 18:              $step ++$
- 19:         **end if**
- 20:     **end while**
- 21:      $prices += price_1$
- 22: **until** reach  $maximum\_iterations/num\_threads$
- 23: END PARALLEL
- 24:  $prediction := prices/maximum\_iterations$
- 25: **return**  $prediction$

---

registro más antiguo en  $GX$ . Por último, la predicción final se calcula a través de la media de todas las etapas finales acumuladas en  $prices$ , proporcionando como salida:  $prediction = prices / maximum\_iterations$ .

## 5.5 Resultados

### 5.5.1 Resultados de rendimiento computacional

Esta sección tiene como objetivo demostrar la necesidad de computación paralela para poder realizar predicciones del valor de divisas en tiempo real. Con este propósito, se lleva a cabo una evaluación experimental de nuestros algoritmos aplicados al mercado FOREX usando un clúster basado en Intel CPUs con dos nodos. El primero de los nodos, llamado “Heterolistic” tiene 4 procesadores Intel® Xeon® E5-2650 CPU v4 a una frecuencia de 2.20GHz y 12 cores cada procesador, es decir, tiene un total de 48 cores CPU y 128 GB de RAM. El segundo nodo, llamado “Hertz” dispone de cuatro procesadores Intel Xeon X7550 a 2 GHz y conectado a una placa base de cuatro canales dotada con 128 Gigabytes de memoria DDR3. Referente al entorno del software, el compilador utilizado ha sido la versión gcc 5.4.0, OpenMP 4.0 en memoria compartida y OpenMPI 3.0 que ha sido usada para la paralelización con paso de mensajes. Por último, la librería GNU Scientific v2.4 fue utilizada para la realización de cálculos numéricos.

Los conjunto de datos utilizados están basados en la base de datos *OANDA Forex Trading and Exchange Rates Services online database*. El marco temporal usado (*time-frame*) se ha establecido en 5 minutos y se ha trabajado con hasta 7 monedas: dólar australiano (AUD), dólar canadiense (CAD), euro (EUR), libra esterlina (GBP), dólar neocelándes (NZD), dólar americano (USD) y el yen japonés (JPY). Por lo tanto, el estudio se ha llevado a cabo con 21 pares de monedas resultantes de las distintas combinaciones de estas 7 monedas. Finalmente, los lenguajes de programación utilizados han sido R y C.

Pares de divisas	Prog. R	Prog. C	C-OMP (2 th.)	C-OMP (4 th.)	C-OMP (8 th.)	C-OMP (16 th.)	C-OMP (32 th.)	C-OMP (48 th.)
<b>3</b>	1764	15.87	7.87	4.30	2.43	1.47	0.87	0.85
<b>6</b>	3349	30.74	15.51	8.34	4.62	2.94	1.89	2.03
<b>15</b>	7178	66.75	31.20	16.38	9.89	8.03	6.18	5.81
<b>21</b>	13765	112.66	56.62	31.20	21.76	16.69	14.88	14.80

Cuadro 5.3: Tiempo de ejecución en segundos para el modelo PENMX mediante el uso de diferentes lenguajes de programación y configuraciones. La simulación se llevó a cabo con un número diferente de pares de divisas. Además, el lenguaje R se utilizó para el cálculo del modelo ENMX y C para la versión paralela del modelo ENMX [Contreras et al., 2018].

La tabla 5.3 muestra el tiempo de ejecución en segundos para las simulaciones del mercado FOREX usando el modelo elástico de red paralelo (PENMX). La programación en el lenguaje R es nuestro caso base. El software R es uno de los más utilizados en el ámbito estadístico. Sin embargo, como se puede apreciar, este lenguaje de programación no es óptimo para simulaciones de alto rendimiento. Por otro lado, el lenguaje de C es hasta dos órdenes de magnitud más rápido que R. Además, se muestran los tiempos de ejecución de las diferentes configuraciones de OpenMP, teniendo hasta 48 threads trabajando en paralelo, a fin de evaluar la configuración paralela óptima. La mejor configuración OpenMP es la de 48 threads que corresponden con el número de cores de nuestra plataforma de computación siempre y cuando el tamaño de la simulación sea suficientemente grande (más allá de 6 pares de monedas). El factor de aceleración (*speed-up*) de la mejor configuración de OpenMP está en el orden de los 930x comparada con el software R y 7,6x comparado con la versión secuencial del algoritmo. De todo esto podemos extraer dos conclusiones. La primera es que R no es un lenguaje de programación factible para las simulaciones de tiempo real como las presentes en el mercado FOREX. La escala temporal de este mercado, rondando la escala minutal, impide utilizar este tipo de lenguajes de alto nivel. La simple migración al lenguaje de programación C ofrece unas ganancias de rendimiento muy significativas. Sin embargo, dado que los típicos time-frames del mercado FOREX están por debajo de los 5 minutos, el desarrollo de una aplicación secuencial, incluso en C, no es capaz de dar resultados en intervalos de tiempo suficientes como para poder tomar actuaciones sobre este mercado. Añadiendo paralelización, 21 pares de divisas son capaces de ser simuladas en un tiempo menos de 15 segundos para una escala de muestras 5 minutal, y por tanto permitiendo actuar en el mercado.



Figura 5.5: Tiempos de ejecución en segundos para los 48-threads de la versión OpenMP, variando el número de iteraciones

La figura 5.5 muestra el tiempo de ejecución de la mejor versión de OpenMP; es decir utilizando 48 hilos, cuando se varía el número de iteraciones del algoritmo. La media de iteraciones para la convergencia del algoritmo es de 256 iteraciones. Las iteraciones marcan las simulaciones independientes realizadas para la convergencia del modelo. Sin embargo, la figura 5.5 muestra el crecimiento exponencial del tiempo de ejecución según aumenta el número de iteraciones.

Al ser el número de iteraciones,  $t$ , ejecuciones aleatorias completamente independiente del resto, estas simulación se pueden llevar a cabo en diferentes nodos en paralelo utilizando MPI para comunicar el resultado final de dichas simulaciones. Posteriormente con `reduce` podemos obtener los resultados para proceder con el algoritmo. La tabla 5.4 muestra el tiempo de ejecución de 256 iteraciones en un clúster usando hasta 4 nodos con la versión de paralelización MPI+OpenMP. Se puede apreciar que los tiempos de ejecución son bastante homogéneos y que podemos concluir que el método es bastante escalable en función del número de simulaciones llevadas al mismo tiempo.

Node	Num. Iterations.	Execution time (secs)
0	52	3.760
1	51	3.498
2	51	3.636
3	51	3.693
4	51	3.966
<b>Total Ex. (secs.)</b>	<b>256</b>	<b>3.966</b>

Cuadro 5.4: Tiempo de ejecución en segundos para la versión MPI+OpenMP. El tiempo de ejecución se determinó por el nodo más lento [Contreras et al., 2018].

## 5.5.2 Resultados de calidad

Esta sección se centra en la comparación del algoritmo PENMX con los modelos econométricos estudiados en el anterior capítulo (VAR y paseo aleatorio). En ella, consideramos el mismo estudio realizado en la sección 4.2.2.2 del capítulo centrándonos comportamiento de estos modelos en dos tipos de situaciones de mercado. Uno de ellos fue en el que los precios de cotización tuvieron asociado un período de alta incertidumbre e inestabilidad. Por ello, se seleccionaron tres semillas representativas de este período con el fin de analizar que modelo predecía mejor las cotizaciones de pares de divisas. Las semillas analizadas corresponden al año 2016 en el que la incertidumbre en los mercados fue mayor. Por otro lado, se seleccionaron otras tres semillas representativas en las que los precios de cotización analizados tuvieron un período de baja incertidumbre y tendencial, es decir, la inercia de las series tendía a crecer o decrecer su precio de cotización. Las tablas 5.5-5.7 proporcionan los resultados de la primera situación de mercado y las tablas 5.8-5.10 los de la segunda.

A la vista de los resultados, referente a los resultados de la situación de alta incertidumbre de mercado, podemos encontrar que el modelo ENMX es el mejor predictor a horizontes más lejanos adaptándose mejor a los períodos de alta volatilidad en el mercado. Por otro lado, el modelo VAR y el paseo aleatorio se comportan mejor antes situaciones tendenciales de mercado. Esto encaja con lo esperado a priori puesto que estos modelos utilizan datos pasados (ponderados) como predictores de los valores futuros de precios de cotización. En cambio, el modelo ENMX al ser menos dependiente de valores futuros es

capaz de aislar esa tendencia y predecir mejor el más largo plazo.

Horizonte	Fecha Predicha	PENMX		VAR		RW	
		RECM	PF	RECM	PF	RECM	PF
H=1	15/02/2016 4:05	0,0036	0,357	<b>0,0032</b>	<b>2,463</b>	0,0034	1,630
H=2	15/02/2016 4:10	0,0049	1,089	<b>0,0045</b>	<b>6,512</b>	0,0047	2,665
H=3	15/02/2016 4:15	0,0036	<b>3,214</b>	<b>0,0036</b>	2,569	0,0037	1,239
H=4	15/02/2016 4:20	0,0022	2,569	<b>0,0015</b>	<b>3,375</b>	0,0017	1,513
H=5	15/02/2016 4:25	0,0030	0,916	<b>0,0018</b>	<b>6,740</b>	0,0020	1,417
H=6	15/02/2016 4:30	0,0021	6,856	<b>0,0015</b>	<b>9,714</b>	0,0016	1,558
H=7	15/02/2016 4:35	0,0033	2,088	<b>0,0020</b>	<b>6,343</b>	0,0022	2,084
H=8	15/02/2016 4:40	0,0032	<b>3,977</b>	<b>0,0020</b>	1,549	0,0021	0,727
H=9	15/02/2016 4:45	0,0045	<b>1,910</b>	<b>0,0030</b>	1,753	0,0032	0,835
H=10	15/02/2016 4:50	0,0035	<b>5,213</b>	<b>0,0016</b>	0,791	0,0017	0,418
H=11	15/02/2016 4:55	<b>0,0047</b>	<b>3,199</b>	0,0056	0,331	0,0055	0,494
H=12	15/02/2016 5:00	<b>0,0047</b>	<b>3,696</b>	0,0058	0,467	0,0057	0,751
H=13	15/02/2016 5:05	<b>0,0057</b>	<b>3,358</b>	0,0068	0,474	0,0067	0,791
H=14	15/02/2016 5:10	<b>0,0058</b>	<b>3,700</b>	0,0072	0,461	0,0071	0,669
H=15	15/02/2016 5:15	<b>0,0061</b>	<b>3,263</b>	0,0073	0,295	0,0071	0,587
H=16	15/02/2016 5:20	<b>0,0060</b>	<b>3,495</b>	0,0072	0,322	0,0070	0,657
H=17	15/02/2016 5:25	<b>0,0068</b>	<b>2,879</b>	0,0079	0,239	0,0077	0,752
H=18	15/02/2016 5:30	<b>0,0069</b>	<b>3,283</b>	0,0078	0,295	0,0077	0,650
H=19	15/02/2016 5:35	<b>0,0084</b>	<b>3,026</b>	0,0100	0,222	0,0098	0,601
H=20	15/02/2016 5:40	<b>0,0087</b>	<b>3,110</b>	0,0104	0,225	0,0102	0,592
H=21	15/02/2016 5:45	<b>0,0086</b>	<b>2,983</b>	0,0100	0,231	0,0098	0,648
H=22	15/02/2016 5:50	<b>0,0094</b>	<b>2,907</b>	0,0111	0,225	0,0110	0,649
H=23	15/02/2016 5:55	<b>0,0093</b>	<b>3,107</b>	0,0111	0,234	0,0109	0,628
H=24	15/02/2016 6:00	<b>0,0104</b>	<b>2,958</b>	0,0125	0,220	0,0123	0,603
H=1 a H=12	Media	0,0036	2,924	<b>0,0030</b>	<b>3,551</b>	0,0031	1,278
H=1 a H=12	Mediana	0,0036	<b>2,884</b>	<b>0,0025</b>	2,516	0,0027	1,328
H=13 a H=24	Media	<b>0,0077</b>	<b>3,172</b>	0,0091	0,287	0,0089	0,652
H=13 a H=24	Median	<b>0,0076</b>	<b>3,108</b>	0,0089	0,237	0,0088	0,649

Cuadro 5.5: Resultados de calidad para el primer experimento en período de incertidumbre.

Horizonte	Fecha Predicha	PENMX		VAR		RW	
		RECM	PF	RECM	PF	RECM	PF
H=1	08/11/2016 23:05	0,0033	0,380	0,0032	0,854	<b>0,0032</b>	<b>1,171</b>
H=2	08/11/2016 23:10	0,0040	0,260	<b>0,0034</b>	<b>1,108</b>	0,0036	0,764
H=3	08/11/2016 23:15	0,0030	0,383	0,0029	0,927	<b>0,0027</b>	<b>1,078</b>
H=4	08/11/2016 23:20	0,0033	0,825	0,0038	0,571	<b>0,0032</b>	<b>1,496</b>
H=5	08/11/2016 23:25	0,0033	0,932	0,0038	0,719	<b>0,0032</b>	<b>1,392</b>
H=6	08/11/2016 23:30	<b>0,0035</b>	<b>2,185</b>	0,0045	1,078	0,0042	0,927
H=7	08/11/2016 23:35	<b>0,0047</b>	<b>3,135</b>	0,0062	0,703	0,0057	1,332
H=8	08/11/2016 23:40	<b>0,0056</b>	<b>1,707</b>	0,0063	0,735	0,0060	1,360
H=9	08/11/2016 23:45	<b>0,0058</b>	<b>2,241</b>	0,0073	0,623	0,0068	1,604
H=10	08/11/2016 23:50	<b>0,0055</b>	<b>2,934</b>	0,0073	0,632	0,0068	1,581
H=11	08/11/2016 23:55	<b>0,0057</b>	<b>4,041</b>	0,0083	0,556	0,0076	1,797
H=12	09/11/2016 0:00	<b>0,0053</b>	<b>4,694</b>	0,0099	0,475	0,0086	2,104
H=13	08/11/2016 23:05	<b>0,0064</b>	<b>2,659</b>	0,0084	0,437	0,0076	2,288
H=14	08/11/2016 23:10	0,0076	<b>1,536</b>	0,0072	0,655	<b>0,0070</b>	1,526
H=15	08/11/2016 23:15	<b>0,0057</b>	<b>2,375</b>	0,0072	0,524	0,0064	1,909
H=16	08/11/2016 23:20	<b>0,0061</b>	<b>2,762</b>	0,0080	0,526	0,0072	1,900
H=17	08/11/2016 23:25	0,0068	<b>2,125</b>	0,0071	0,608	<b>0,0065</b>	1,644
H=18	08/11/2016 23:30	0,0070	<b>2,783</b>	0,0074	0,635	<b>0,0069</b>	1,574
H=19	08/11/2016 23:35	<b>0,0066</b>	<b>5,201</b>	0,0071	0,881	0,0068	1,136
H=20	08/11/2016 23:40	0,0065	<b>5,223</b>	0,0067	0,813	<b>0,0063</b>	1,230
H=21	08/11/2016 23:45	<b>0,0065</b>	<b>5,970</b>	0,0072	0,775	0,0066	1,290
H=22	08/11/2016 23:50	<b>0,0059</b>	<b>7,926</b>	0,0076	0,745	0,0068	1,342
H=23	08/11/2016 23:55	<b>0,0054</b>	<b>8,294</b>	0,0087	0,640	0,0077	1,562
H=24	09/11/2016 0:00	<b>0,0060</b>	<b>5,666</b>	0,0083	0,653	0,0073	1,531
H=1 a H=12	Media	<b>0,0044</b>	<b>1,976</b>	0,0056	0,749	0,0051	1,384
H=1 a H=12	Mediana	<b>0,0043</b>	<b>1,946</b>	0,0054	0,711	0,0049	1,376
H=13 a H=24	Media	<b>0,0064</b>	<b>4,377</b>	0,0076	0,658	0,0069	1,578
H=13 a H=24	Median	<b>0,0064</b>	<b>3,992</b>	0,0073	0,647	0,0069	1,547

Cuadro 5.6: Resultados de calidad RECM y PF segunda semilla período de incertidumbre.

Horizonte	Fecha Predicha	PENMX		VAR		RW	
		RECM	PF	RECM	PF	RECM	PF
H=1	06/09/2016 12:05	0,0012	0,523	0,0008	<b>2,447</b>	<b>0,0009</b>	0,498
H=2	06/09/2016 12:10	0,0016	0,417	0,0009	<b>1,577</b>	<b>0,0010</b>	0,536
H=3	06/09/2016 12:15	0,0016	0,367	0,0005	<b>2,178</b>	<b>0,0006</b>	0,525
H=4	06/09/2016 12:20	0,0027	0,075	<b>0,0014</b>	0,600	0,0014	<b>1,443</b>
H=5	06/09/2016 12:25	0,0030	0,517	<b>0,0012</b>	<b>1,522</b>	0,0013	0,796
H=6	06/09/2016 12:30	0,0032	0,948	<b>0,0015</b>	<b>1,351</b>	0,0016	1,014
H=7	06/09/2016 12:35	0,0034	0,740	<b>0,0015</b>	<b>2,506</b>	0,0016	0,733
H=8	06/09/2016 12:40	0,0037	1,307	<b>0,0013</b>	<b>3,471</b>	0,0014	0,449
H=9	06/09/2016 12:45	0,0045	0,741	<b>0,0012</b>	<b>3,588</b>	0,0014	0,376
H=10	06/09/2016 12:50	0,0050	0,755	<b>0,0015</b>	<b>2,785</b>	0,0017	0,423
H=11	06/09/2016 12:55	0,0050	0,749	<b>0,0017</b>	<b>1,903</b>	0,0018	0,675
H=12	06/09/2016 13:00	0,0056	1,390	<b>0,0021</b>	<b>1,719</b>	0,0021	0,877
H=13	06/09/2016 13:05	0,0062	1,130	<b>0,0018</b>	<b>2,041</b>	0,0018	1,067
H=14	06/09/2016 13:10	0,0073	1,446	<b>0,0028</b>	<b>1,794</b>	0,0028	1,312
H=15	06/09/2016 13:15	<b>0,0079</b>	1,218	0,0034	<b>1,819</b>	0,0034	1,215
H=16	06/09/2016 13:20	<b>0,0084</b>	1,057	0,0036	<b>1,629</b>	0,0036	1,410
H=17	06/09/2016 13:25	<b>0,0081</b>	<b>2,545</b>	0,0033	1,990	0,0033	1,006
H=18	06/09/2016 13:30	<b>0,0086</b>	<b>2,983</b>	0,0043	1,601	0,0043	0,815
H=19	06/09/2016 13:35	<b>0,0091</b>	<b>2,308</b>	0,0038	1,802	0,0038	0,544
H=20	06/09/2016 13:40	0,0091	<b>3,009</b>	<b>0,0040</b>	1,896	0,0040	0,444
H=21	06/09/2016 13:45	0,0094	<b>3,184</b>	<b>0,0043</b>	2,410	0,0043	0,333
H=22	06/09/2016 13:50	0,0101	<b>2,440</b>	<b>0,0035</b>	2,414	0,0036	0,290
H=23	06/09/2016 13:55	0,0102	<b>3,039</b>	<b>0,0039</b>	2,481	0,0040	0,283
H=24	06/09/2016 14:00	0,0107	<b>3,554</b>	0,0047	1,906	<b>0,0047</b>	0,457
H=1 a H=12	Media	0,0034	0,711	<b>0,0013</b>	<b>2,137</b>	0,0014	0,695
H=1 a H=12	Mediana	0,0033	0,741	<b>0,0013</b>	<b>2,041</b>	0,0014	0,605
H=13 a H=24	Media	0,0088	<b>2,326</b>	<b>0,0036</b>	1,982	0,0036	0,765
H=13 a H=24	Median	0,0088	<b>2,493</b>	0,0037	1,901	<b>0,0037</b>	0,680

Cuadro 5.7: Resultados de calidad RECM y PF tercera semilla período de incertidumbre.

Horizonte	Fecha Predicha	PENMX		VAR		RW	
		RECM	PF	RECM	PF	RECM	PF
H=1	03/02/2017 18:05	0,0012	1,559	0,0068	<b>2,488</b>	<b>0,0011</b>	0,191
H=2	03/02/2017 18:10	0,0016	0,774	0,0072	<b>1,245</b>	<b>0,0011</b>	0,322
H=3	03/02/2017 18:15	0,0018	2,613	0,0060	<b>8,609</b>	<b>0,0018</b>	0,638
H=4	03/02/2017 18:20	0,0024	1,955	0,0059	<b>7,499</b>	<b>0,0024</b>	0,879
H=5	03/02/2017 18:25	0,0029	1,662	0,0055	<b>11,026</b>	<b>0,0030</b>	0,975
H=6	03/02/2017 18:30	0,0032	1,728	0,0053	<b>11,171</b>	<b>0,0031</b>	1,101
H=7	03/02/2017 18:35	0,0037	2,086	0,0054	<b>10,804</b>	<b>0,0034</b>	1,333
H=8	03/02/2017 18:40	0,0045	1,562	0,0059	<b>5,198</b>	<b>0,0034</b>	0,849
H=9	03/02/2017 18:45	0,0046	1,859	0,0053	<b>8,788</b>	<b>0,0036</b>	1,013
H=10	03/02/2017 18:50	0,0048	2,079	0,0049	<b>17,319</b>	<b>0,0037</b>	1,137
H=11	03/02/2017 18:55	0,0051	1,233	0,0056	<b>9,643</b>	<b>0,0027</b>	1,288
H=12	03/02/2017 19:00	0,0055	1,718	0,0053	<b>12,097</b>	<b>0,0029</b>	0,800
H=13	03/02/2017 19:05	0,0060	1,594	0,0056	<b>6,382</b>	<b>0,0028</b>	0,771
H=14	03/02/2017 19:10	0,0060	1,877	0,0057	<b>10,729</b>	<b>0,0026</b>	0,934
H=15	03/02/2017 19:15	0,0063	1,855	0,0050	<b>18,873</b>	<b>0,0030</b>	0,952
H=16	03/02/2017 19:20	0,0070	2,096	<b>0,0038</b>	<b>54,667</b>	0,0045	0,943
H=17	03/02/2017 19:25	0,0081	1,979	<b>0,0040</b>	<b>12,655</b>	0,0049	0,692
H=18	03/02/2017 19:30	0,0088	1,627	<b>0,0042</b>	<b>11,919</b>	0,0052	0,745
H=19	03/02/2017 19:35	0,0091	1,252	<b>0,0044</b>	<b>8,635</b>	0,0046	0,854
H=20	03/02/2017 19:40	0,0081	3,775	<b>0,0011</b>	<b>70,352</b>	0,0070	0,685
H=21	03/02/2017 19:45	0,0086	3,898	<b>0,0017</b>	<b>347,482</b>	0,0085	0,709
H=22	03/02/2017 19:50	0,0082	4,417	<b>0,0014</b>	<b>inf</b>	0,0084	0,812
H=23	03/02/2017 19:55	0,0087	3,998	<b>0,0012</b>	<b>inf</b>	0,0080	0,716
H=24	03/02/2017 20:00	0,0088	3,751	<b>0,0001</b>	<b>inf</b>	0,0071	0,850
H=1 a H=12	Media	0,0034	1,736	0,0058	<b>8,824</b>	<b>0,0027</b>	0,877
H=1 a H=12	Mediana	0,0034	1,723	0,0056	<b>9,216</b>	<b>0,0030</b>	0,927
H=13 a H=24	Media	0,0078	2,677	<b>0,0032</b>	<b>60,188</b>	0,0056	0,805
H=13 a H=24	Median	0,0082	2,037	<b>0,0039</b>	<b>12,655</b>	0,0051	0,791

Cuadro 5.8: Resultados de calidad RECM y PF primera semilla período tendencial.

Horizonte	Fecha Predicha	PENMX		VAR		RW	
		RECM	PF	RECM	PF	RECM	PF
H=1	20/01/2017 14:05	0,0011	0,392	0,0008	<b>2,447</b>	<b>0,0008</b>	0,999
H=2	20/01/2017 14:10	0,0021	0,394	<b>0,0009</b>	<b>1,577</b>	0,0016	0,900
H=3	20/01/2017 14:15	0,0016	1,345	<b>0,0005</b>	<b>2,178</b>	0,0013	0,703
H=4	20/01/2017 14:20	0,0029	<b>1,692</b>	<b>0,0014</b>	0,600	0,0027	0,476
H=5	20/01/2017 14:25	0,0041	0,690	<b>0,0012</b>	1,522	0,0043	<b>1,634</b>
H=6	20/01/2017 14:30	0,0051	0,618	<b>0,0015</b>	1,351	0,0051	<b>1,935</b>
H=7	20/01/2017 14:35	0,0084	0,474	<b>0,0015</b>	2,506	0,0067	0,435
H=8	20/01/2017 14:40	0,0093	0,496	<b>0,0013</b>	3,471	0,0074	0,505
H=9	20/01/2017 14:45	0,0085	0,689	<b>0,0012</b>	3,588	0,0065	0,356
H=10	20/01/2017 14:50	0,0087	0,508	<b>0,0015</b>	<b>2,785</b>	0,0063	0,374
H=11	20/01/2017 14:55	0,0087	0,446	<b>0,0017</b>	<b>1,903</b>	0,0060	0,495
H=12	20/01/2017 15:00	0,0090	0,365	<b>0,0021</b>	<b>1,719</b>	0,0062	0,556
H=13	20/01/2017 15:05	0,0094	0,565	<b>0,0018</b>	<b>2,041</b>	0,0062	0,256
H=14	20/01/2017 15:10	0,0091	0,602	<b>0,0028</b>	<b>1,794</b>	0,0059	0,229
H=15	20/01/2017 15:15	0,0080	0,906	<b>0,0034</b>	<b>1,819</b>	0,0052	0,220
H=16	20/01/2017 15:20	0,0082	0,914	<b>0,0036</b>	<b>1,629</b>	0,0056	0,353
H=17	20/01/2017 15:25	0,0105	0,712	<b>0,0033</b>	<b>1,990</b>	0,0072	0,251
H=18	20/01/2017 15:30	0,0105	0,696	<b>0,0043</b>	<b>1,601</b>	0,0070	0,288
H=19	20/01/2017 15:35	0,0105	0,830	<b>0,0038</b>	<b>1,802</b>	0,0063	0,140
H=20	20/01/2017 15:40	0,0101	1,130	<b>0,0040</b>	<b>1,896</b>	0,0059	0,076
H=21	20/01/2017 15:45	0,0099	2,164	<b>0,0043</b>	<b>2,410</b>	0,0066	0,052
H=22	20/01/2017 15:50	0,0112	1,502	<b>0,0035</b>	<b>2,414</b>	0,0073	0,128
H=23	20/01/2017 15:55	0,0098	<b>3,118</b>	<b>0,0039</b>	2,481	0,0069	0,086
H=24	20/01/2017 16:00	0,0093	<b>4,220</b>	<b>0,0047</b>	1,906	0,0074	0,177
H=1 a H=12	Media	0,0058	0,676	<b>0,0013</b>	<b>2,137</b>	0,0046	0,781
H=1 a H=12	Mediana	0,0067	0,502	<b>0,0013</b>	<b>2,041</b>	0,0056	0,531
H=13 a H=24	Media	0,0097	1,447	<b>0,0036</b>	<b>1,982</b>	0,0065	0,188
H=13 a H=24	Median	0,0099	0,910	<b>0,0037</b>	<b>1,901</b>	0,0064	0,198

Cuadro 5.9: Resultados de calidad para segunda semilla del período tendencial

Horizonte	Fecha Predicha	PENMX		VAR		RW	
		RECM	PF	RECM	PF	RECM	PF
H=1	06/07/2017 9:05	0,0017	0,355	<b>0,0008</b>	<b>0,669</b>	0,0015	0,187
H=2	06/07/2017 9:10	0,0038	0,234	<b>0,0017</b>	<b>0,627</b>	0,0034	0,249
H=3	06/07/2017 9:15	0,0041	0,376	<b>0,0013</b>	<b>2,463</b>	0,0034	0,234
H=4	06/07/2017 9:20	0,0056	0,311	<b>0,0027</b>	<b>1,300</b>	0,0048	0,256
H=5	06/07/2017 9:25	0,0071	<b>0,552</b>	<b>0,0044</b>	0,461	0,0062	0,298
H=6	06/07/2017 9:30	0,0064	<b>0,576</b>	<b>0,0052</b>	0,558	0,0052	0,265
H=7	06/07/2017 9:35	0,0061	0,361	0,0066	<b>1,567</b>	<b>0,0046</b>	0,310
H=8	06/07/2017 9:40	0,0069	0,503	0,0074	<b>1,484</b>	<b>0,0050</b>	0,459
H=9	06/07/2017 9:45	0,0073	0,653	0,0064	<b>1,498</b>	<b>0,0055</b>	0,537
H=10	06/07/2017 9:50	0,0081	0,321	0,0062	<b>1,286</b>	<b>0,0055</b>	0,668
H=11	06/07/2017 9:55	0,0078	0,308	0,0060	<b>1,151</b>	<b>0,0051</b>	0,311
H=12	06/07/2017 10:00	0,0086	0,301	0,0062	<b>0,849</b>	<b>0,0056</b>	0,436
H=13	06/07/2017 10:05	0,0096	0,243	0,0062	<b>0,888</b>	<b>0,0059</b>	0,467
H=14	06/07/2017 10:10	0,0100	0,207	<b>0,0058</b>	<b>0,554</b>	0,0060	0,470
H=15	06/07/2017 10:15	0,0105	0,269	<b>0,0052</b>	<b>0,490</b>	0,0064	0,554
H=16	06/07/2017 10:20	0,0120	0,220	<b>0,0056</b>	0,528	0,0074	<b>0,589</b>
H=17	06/07/2017 10:25	0,0112	0,179	0,0072	<b>0,642</b>	<b>0,0059</b>	0,569
H=18	06/07/2017 10:30	0,0116	0,205	0,0070	0,458	<b>0,0062</b>	<b>0,542</b>
H=19	06/07/2017 10:35	0,0118	0,290	<b>0,0063</b>	0,422	0,0063	<b>0,740</b>
H=20	06/07/2017 10:40	0,0123	0,212	<b>0,0058</b>	0,367	0,0061	<b>0,807</b>
H=21	06/07/2017 10:45	0,0126	0,257	0,0065	0,363	<b>0,0063</b>	<b>0,950</b>
H=22	06/07/2017 10:50	0,0125	0,307	0,0072	0,504	<b>0,0061</b>	<b>1,059</b>
H=23	06/07/2017 10:55	0,0125	0,273	0,0069	0,543	<b>0,0058</b>	<b>0,951</b>
H=24	06/07/2017 11:00	0,0130	0,276	0,0075	0,486	<b>0,0059</b>	<b>1,219</b>
H=1 a H=12	Media	0,0061	0,404	<b>0,0046</b>	<b>1,159</b>	0,0047	0,351
H=1 a H=12	Mediana	0,0066	0,358	0,0056	<b>1,218</b>	<b>0,0050</b>	0,304
H=13 a H=24	Media	0,0116	0,245	0,0064	0,520	<b>0,0062</b>	<b>0,743</b>
H=13 a H=24	Median	0,0119	0,250	0,0064	0,497	<b>0,0061</b>	<b>0,665</b>

Cuadro 5.10: Resultados de calidad para la tercera semilla del período tendencial



# Capítulo 6

## Estudio de un modelo de negocio digital de recomendaciones de inversiones en el mercado FOREX

### 6.1 Introducción

#### 6.1.1 Motivación

La presente tesis doctoral está enmarcada dentro del programa de doctorados industriales de la UCAM<sup>1</sup>. Como tal, esta tesis se enmarca dentro de las líneas de investigación e innovación de la empresa *Artificial Intelligence Talentum, S.L.*, para el desarrollo de estrategias de *trading* automático mediante técnicas de inteligencia artificial y computación de altas prestaciones. Además de la investigación industrial realizada, en la presente tesis doctoral se ha realizado un estudio de modelo de negocio, que utilizando el modelo teórico propuesto y el código software operativo generado, pusiera a disposición de inversores privados e institucionales propuestas de inversión del mercado FOREX (señales de *trading* automático).

---

<sup>1</sup><http://investigacion.ucam.edu/otri/empresas/doctoradoindustrial>

Este capítulo tiene por motivación el realizar un estudio detallado de la aplicación de un modelo con capacidad de generación de predicciones de precios de cotización sobre varios instrumentos financieros de manera conjunta, relacionada y simultánea. En concreto, siete divisas con especial relevancia en el mercado estudiado (FOREX). De igual manera se pone de manifiesto la capacidad de generación de señales de *trading* automáticas en un corto período de tiempo, una hora, considerada en intervalos de cinco minutos. Se realiza un estudio del marco conceptual aplicable a esta aplicación industrial, tanto a nivel de tecnología aplicada como del mercado financiero específica en esta área. Se completa el mismo, con la investigación del mercado de los asistentes virtuales del mercado FOREX donde se ubica la aplicación industrial derivada de la tesis.

### 6.1.2 Justificación

Como se explica en el capítulo introductorio de esta tesis, el mercado FOREX ha experimentado en las últimas décadas una apertura al público general, impulsada por el desarrollo de nuevas tecnologías de la información. Este hecho ha supuesto un aumento progresivo de la inversión global realizada en el mercado, como se puede apreciar en la tabla 6.1, que ha propiciado la aparición de diversos modelos de explotación de la información alrededor de los inversores o *traders* particulares, como son la venta de sistemas automáticos de *trading*, de cursos de formación o de señales de *trading*.

En este escenario de transformación digital surge el concepto *FinTech*, para referirse a la integración del mundo financiero y el tecnológico, usando los términos en inglés *Finance y Technology*. Este modo de referirse a empresas que desarrollan tecnologías para el sector financiero, se ha popularizado desde 2014 [Cassinello et al., 2017], momento en el que empiezan a proliferar *startups* que posibilitan una virtualización casi completa en la prestación de servicios financieros, siendo el asesoramiento financiero online automatizado un ejemplo de ello. Las principales tecnologías que estas empresas utilizan para el desarrollo de sus productos y servicios se basan en Big Data, Inteligencia Artificial, *Machine Learning*, *Blockchain*, *Cloud computing* e identificación digital o Biometría [Mackenzie, 2015, Milian et al., 2019].

Según el informe del Observatorio *Fintech* de *Finnovating*<sup>2</sup> de 2018 , en el mes de abril hay registradas 300 *FinTech* en España, lo que supone un aumento del 53 % respecto del primer trimestre de 2017. A nivel global, el ranking *Fintech100* 2017 <sup>3</sup> está encabezado por empresas chinas, ocupando los tres primeros puestos.

Y dentro de este contexto digital, el *smartphone* se ha convertido en un elemento fijo en la vida moderna, tanto en el uso personal como en el profesional. Según datos de la empresa *International Data Corporation (IDC)*<sup>4</sup> , durante el primer trimestre de 2017, a nivel mundial, se vendieron un total de 347,4 millones de smartphones, lo que supone un aumento de un 4,3 % respecto del periodo anterior. Como informa la encuesta global que realiza *Deloitte*<sup>5</sup>, de media, el 80 % de la población de países avanzados posee un smartphone. Y alrededor de un tercio lo utilizan para pagar por un producto o servicio. El tipo de aplicaciones que más ha crecido son las de mensajería y comunicación, seguidas por las de deportes y las de finanzas y negocios.

---

<sup>2</sup>Para más información, véase <http://www.finnovating.com/report/observatorio-fintech-2018/>

<sup>3</sup>Informe anual elaborado por las consultoras KPMG y H2 Aventures. Véase <https://home.kpmg.com/content/dam/kpmg/qm/pdf/H2-Fintech-Innovators-2017.pdf>

<sup>4</sup>*IDC, World Quarterly Mobile Phone Tracker 1Q2017*. Press release: <http://www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=prUS42507917>

<sup>5</sup>*Global mobile consumer trends: Second edition, 2017*. Deloitte. <https://www2.deloitte.com/global/en/pages/technology-media-and-telecommunications/articles/gx-global-mobile-consumer-trends.html>

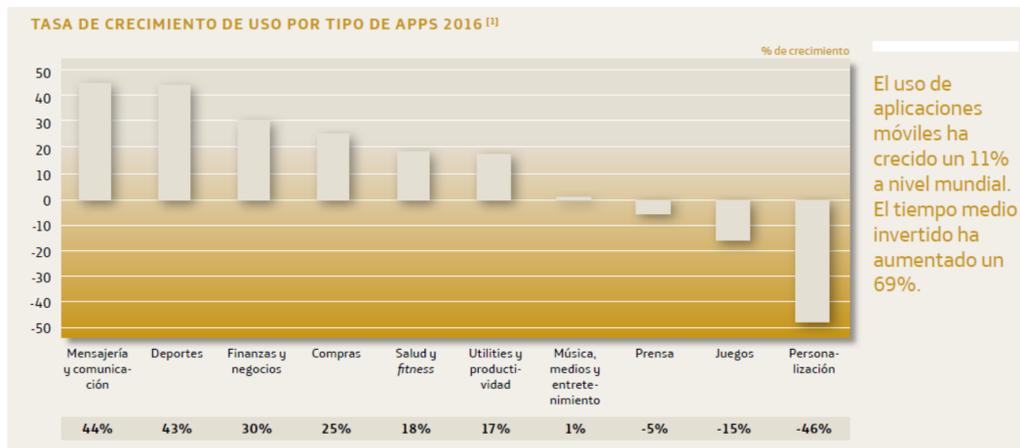


Figura 6.1: Datos del informe de Telefónica para Sociedad Digital en España en 2017.

Según el informe de Telefónica para Sociedad Digital en España en 2017<sup>6</sup>, los asistentes virtuales o *chatbots* como *Siri* o *Cortana* están a la cabeza en el uso de la inteligencia artificial. Si bien, este informe señala que este tipo de asistentes ya se estaban empezando a utilizar en el año 2016 en las empresas como un nuevo canal de atención al cliente.

Un asistente virtual es capaz de responder al usuario y de ayudarlo en múltiples actividades, como pueden ser aprender, buscar, recordar, conectar con otros sistemas o integrar servicios. Para conocer su origen hay que remontarse a *ELIZA* [Weizenbaum, 1966], un programa desarrollado entre 1964 y 1966 en el *MIT* (Massachusetts Institute of Technology) para el estudio de la comunicación en lenguaje natural entre el hombre y la máquina, en el que el dispositivo imitaba las respuestas de un psicoterapeuta y simulaba una conversación humana. Después le siguió *Parry* [Enea et al., 1973], que simulaba a un paciente con esquizofrenia paranoide. Y unos años más tarde, *Jabberwack*, *Alice* y *SmarterChild*<sup>7</sup>, precedente de los actuales *chatbots*.

<sup>6</sup>Fundación Telefónica analiza cada año el avance de las infraestructuras y los servicios digitales en España. El resultado es el informe **Sociedad Digital en España**, que no solo recoge los indicadores sectoriales más relevantes, sino que también tiene en cuenta el impacto social de la digitalización. <https://www.fundaciontelefonica.com/artecultura/publicaciones-listado/pagina-item-publicaciones/itempubli/625/>

<sup>7</sup>*Chatbot* desarrollado por *ActiveBuddy, Inc.*, con oficinas en Nueva York y Sunnyvale. Fue ampliamente distribuido a través de la mensajería instantánea global y las redes de SMS

Basándonos en el estudio de Mesías y otros [Mesías et al., 2018], los autores señalan algunos ejemplos actuales de asistentes virtuales utilizados por empresas, como es el caso de *Destinia* y *Mahou*, con su *chatbot* para *Facebook Messenger*, *ImaginBank* en el sector financiero, *Ticketmaster* o *Moovit*. Esos ejemplos de *chatbot* buscan el objetivo de reducir la atención al cliente vía telefónica, lo que supone un ahorro de costes para las empresas. En ese mismo trabajo, hacen referencia al pronóstico de la empresa *IDC*, que en 2017 situó a las aplicaciones cognitivas como mayor área del gasto tecnológico en Europa, alcanzando los 516 millones de dólares. Estas aplicaciones cognitivamente habilitadas aprenden, descubren y hacen recomendaciones o predicciones de manera automática.

En este contexto, se puede afirmar que los asistentes virtuales están ganando importancia y crecimiento en la interacción social y comercial con los clientes, lo que implica que las empresas no deben quedarse ancladas en los canales tradicionales de comercialización. Como veremos a lo largo de este capítulo, el mercado FOREX no es ajeno a esta tendencia, por lo que se analizará la oportunidad comercial de un asistente virtual para recomendaciones de oportunidades de inversión.

## 6.2 Marco Conceptual

Se presenta el marco conceptual del estudio de viabilidad y se definen los conceptos de: Señales de *trading*, Comercio electrónico (*e-commerce*), Negocio electrónico (*E-business*), Negocio Mobile (*M-business*), Redes sociales e Inteligencia Artificial.

## 6.2.1 Conceptos

### 6.2.1.1 Señales de *trading*

Una de las dificultades del *trading* es determinar cuándo es el momento exacto para realizar una compra o venta que pueda suponer la obtención de beneficios y existen muchos ejemplos en la literatura científica de estudios enfocados en determinar ese momento [Lam and Chung Lam, 2000], [Tilakaratne et al., 2007] y [Ghazali et al., 2011]. El inversor o *trader* utiliza las señales para invertir en el mercado financiero con éxito sin la necesidad de dedicar horas a analizar de mercado, siendo también común el uso de señales entre *traders* que no poseen el conocimiento suficiente para operar por cuenta propia. Una señal de *trading* o *trade signal* es un patrón emergente en el mercado que avisa al inversor o *trader* de que se están dando las condiciones para operar un conjunto de pares de divisas en un periodo determinado. Se presentan en forma de alertas que recibe el inversor indicando una oportunidad de compra o de venta basada en un sistema o método. Las señales pueden proceder de especialistas en el mercado Forex, que pueden utilizar el análisis técnico, ya sea automatizado o basado en su experiencia, así como el análisis fundamental. O de sistemas automáticos que intentan predecir el comportamiento de los precios de las divisas mediante programas software. Estos programas analizan cientos de indicadores para distintos periodos de tiempo y para todos los cruces de divisas. El *trader* accede a ellas mediante la suscripción a un servicio de señales, las cuales, debido a la naturaleza de la información que proporcionan, deben ser suministradas de manera instantánea. Normalmente se envían a través de correo electrónico, mensaje de texto, RSS, a través de un *expert advisor* (EA) o en directo. Generalmente, el *trader* recibirá la señal y decidirá si la opera o no. En caso de seguir la recomendación, ejecutará la orden de manera manual en su ordenador o en su *smartphone*, accediendo a su plataforma de *trading*. También existe la posibilidad de usar una herramienta automatizada que ejecute las señales recibidas.

### 6.2.1.2 Comercio electrónico (*e-commerce*)

Encontramos diversas definiciones de comercio electrónico en la bibliografía, si bien es cierto que coinciden en cuanto a forma en los actores se relacionan y el

espacio donde se realizan las operaciones.

*“Toda transacción comercial (producción, publicidad, distribución y venta de bienes y servicios) realizada tanto por personas, empresas o agentes electrónicos a través de medios digitales de comunicación, en un mercado virtual que carece de límites geográficos y temporales.” [Gariboldi, 1999].*

*“La definición más sencilla de comercio electrónico es: cualquier forma de transacción comercial donde las partes interactúan electrónicamente, en lugar del intercambio o contacto físico directo. Sin embargo, esta definición no considera totalmente el espíritu del comercio electrónico, el cual surge de los cambios y la evolución de la tecnología, y está revolucionando la forma de hacer negocios. Una definición más amplia y precisa de comercio electrónico es: uso de las tecnologías de la informática y las telecomunicaciones, que soportan las transacciones de productos o servicios entre las empresas, entre estas y particulares o con el Estado.” [Malca, 2001].*

*“El e-commerce se define como la compra y venta de información, productos y servicios vía redes informáticas”. [Li and Ku, 2018].*

### **6.2.1.3 e-Business**

El término *e-business* fue acuñado por el equipo de Marketing e Internet de IBM en 1996 [Čiarnienė and Stankevičiūtė, 2015]. Según Pilinkienė y coautores [Pilinkienė et al., 2013], *e-business* se puede describir como un conjunto de procesos y herramientas que permiten a las empresas utilizar tecnologías de la información basadas en Internet para realizar actividades internas y externas.

*“El término e-business significa un método de gestión empresarial que utiliza tecnologías de la información y la comunicación, principalmente aplicaciones de Internet. El e-business se refiere, entre otras cosas, al envío de documentos, el intercambio de datos entre un productor, un distribuidor y un socio comercial, la captación de nuevos clientes, la conquista de mercados y la realización de teleconferencias.” [Brzozowska and Bubel, 2015].*

#### 6.2.1.4 *M-Business*

Tsalgaidou y Pitoura [Tsalgaidou and Pitoura, 2001] definen la transacción de comercio electrónico móvil como "cualquier tipo de transacción de valor económico que se realiza a través de un terminal móvil que utiliza una red de telecomunicaciones inalámbricas para la comunicación con la infraestructura de *e-commerce*".

En el trabajo de investigación de Liao y otros [Liao et al., 1999], los autores definen el comercio móvil como "... implica la entrega de productos y servicios a través de tecnologías inalámbricas para permitir las actividades de comercio electrónico sin restricciones de tiempo y espacio". Clarke III [Clarke III, 2008] afirma que el comercio electrónico móvil, comúnmente denominado *m-commerce*, es la capacidad de comprar productos en cualquier lugar a través de un dispositivo inalámbrico habilitado para Internet".

#### 6.2.1.5 **Inteligencia artificial. Concepto y aprendizaje automático aplicado al mercado Forex**

La inteligencia artificial es una rama de la Informática que se nutre de otras áreas como son las ciencias cognitivas y la lógica. Este campo estudia y desarrolla sistemas que son capaces de realizar tareas que se pueden atribuir a la inteligencia humana. Según Torra [Torra, 2011], el término "inteligencia artificial" fue acuñado en 1956 durante una reunión en la que participaron J. McCarthy, M. Minsky, N. Rochester y C. E. Shannon, quienes se convertirían en los principales investigadores del área. Torra [Torra, 2011] clasifica la inteligencia artificial en cuatro grandes temas:

1. Resolución de problemas y búsqueda.
2. Representación del conocimiento y sistemas basados en el conocimiento.
3. Aprendizaje automático.
4. Inteligencia artificial distribuida.

La aplicación que proponemos en este capítulo está centrada principalmente en los puntos 2 y 3, siendo el apartado de aprendizaje automático o *machine*

*learning* el más relevante en su operativa. Este campo de las ciencias de la computación ha hecho posible que los computadores tengan la capacidad de aprender sin ser explícitamente programadas [Samuel, 1959]. Dicho de otro modo, existen algoritmos que pueden obtener información relevante de un conjunto de datos, sin necesidad de recibir instrucciones para ello, y estos algoritmos se pueden clasificar en tres grandes categorías: *supervised learning* o aprendizaje supervisado, *unsupervised learning* o aprendizaje no supervisado y *reinforcement learning* o aprendizaje por refuerzo [Kotsiantis et al., 2007].

En la literatura se pueden encontrar ejemplos de aplicación de *machine learning* en el mercado FOREX. Entre ellos se destaca la predicción de los tipos de cambio [Garg, 2012] y [Plakandaras et al., 2015], el estudio de la tendencia [Baasher and Fakhr, 2011], [Gerlein et al., 2016] y [Sidehabi et al., 2016] e incluso minería de texto [Nassirtoussi et al., 2015, Giles et al., 2001]. En el caso de *Artificial Intelligence Talentum*, el *machine learning* se ha utilizado para la búsqueda de patrones de relación entre las cotizaciones de las principales divisas consideradas en alguno de sus modelos de predicción.

#### 6.2.1.6 Auge de los portales de trading financiero que ofrecen señales de trading

El aumento de portales en Internet que ofrecen señales de *trading* constata el creciente interés por este tipo de información. Los inversores utilizan las señales como un instrumento de apoyo a la toma de decisiones sobre inversión o como sistema que sustituye al análisis del mercado financiero en la búsqueda de pistas que indiquen que es buen momento para realizar una operación. Se han realizado diferentes búsquedas en Google utilizando diferentes palabras clave y los resultados que arrojan muestran la abundancia de portales que ofrecen este servicio. Específicamente, con las palabras clave "*trading forex*", se han encontrado un total de 452.000 resultados mientras que para las palabras clave "*forex trading signals*" se encontraron 15.800.000 resultados.

## 6.2.2 Definición y características de nuestro servicio de señales

Con los conceptos anteriores en mente, hemos definido un asistente virtual para el servicio de señales en el mercado FOREX que se ofrece en formato de aplicación móvil y que utiliza técnicas de *machine learning* para ayudar al inversor en la toma de decisiones. Su sistema de inteligencia artificial escanea y clasifica millones de eventos al día y en tiempo real en el mercado Forex y su algoritmo de *machine learning* hace que el sistema aprenda continuamente de las mejores oportunidades del mercado. A este asistente le hemos llamado *TipsClaire*, una herramienta para el *trading* en el mercado FOREX que explora las oportunidades de inversión y proporciona información sobre cómo ejecutarlas para obtener beneficios.

*TipsClaire* está disponible para el usuario vía web y vía aplicación móvil (iOS y Android) y clasifica las oportunidades de inversión según los siguientes parámetros tal y como se observa en la figura 6.2:

- Activo financiero a operar: delimitado a tres tipos de activos, divisas, índices y commodities.
- *Timeframe*: entendido como la temporalidad en la que se toman los datos, siendo para la versión inicial de una hora (H1).
- Acción: recomendación de comprar o vender el activo que está siendo analizado.
- *StopLoss*: es una orden de venta que se ejecuta en caso de que la operación obtenga un rendimiento negativo, refleja la pérdida máxima admisible de la operación.
- *TakeProfit*: es una orden de cierre de la operación cuando ésta alcanza el precio objetivo marcado que nos asegura la obtención de beneficios.

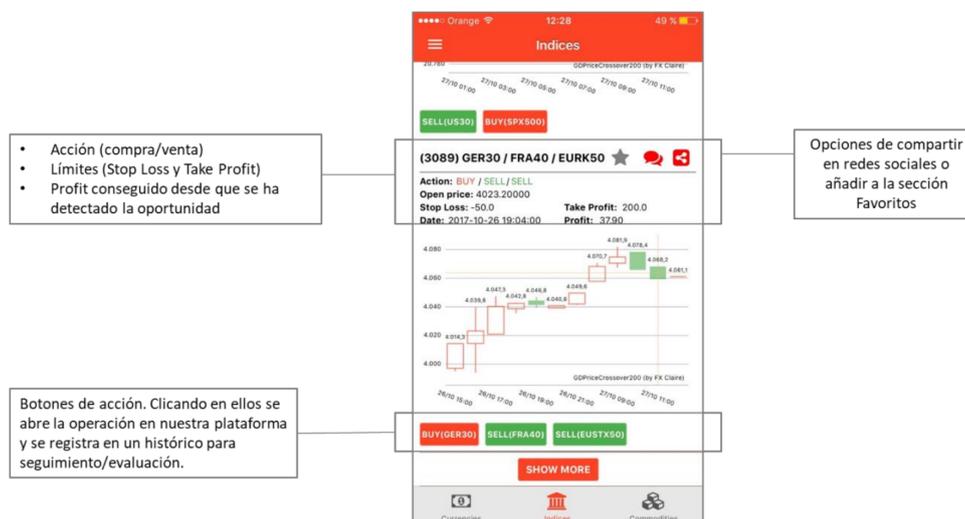


Figura 6.2: Información proporcionada por *TipsClaire* para el ejemplo GER30/FRA40/EURK50.

### 6.2.3 Análisis funcional

*TipsClaire* ha sido desarrollada para ayudar a los inversores del mercado de divisas a detectar oportunidades de mercado de una forma rápida, sencilla y clara. De este modo, los usuarios evitan pasar largas horas frente al ordenador o *smartphone* buscando las mejores oportunidades de inversión y se liberan de la tensión de un seguimiento continuo, delegándolo en un sistema de inteligencia artificial que realiza esa tarea.

El funcionamiento de la aplicación se puede explicar utilizando el ejemplo de la figura 6.3. Esta figura muestra la oportunidad detectada para los índices GER30, FRA40 Y EURK50, el día 26/10/2017 a las 19:04:00 horas, donde se recomienda una compra de GER30 (*buy*) y una venta de FRA40 y EURK50 (*sell*).

El gráfico mostrado en la figura 6.3 es un gráfico de velas del momento en el que se ha detectado esa oportunidad, que se indica por la línea discontinua. También se puede ver la información para delimitar la operación para asegurar un riesgo acotado y un beneficio objetivo, esto es el nivel de *StopLoss* y de

*TakeProfit* a establecer en la plataforma de *trading* en la que el usuario ejecute la entrada.

Haciendo *click* en los botones verdes y rojos, la operación se abre dentro de la aplicación de *TipsClaire* como se puede apreciar en la figura 6.3 y queda registrada en la sección del menú “*Open positions*” (véase figura 6.4). De este modo, es posible hacer un seguimiento del rendimiento hipotético que esta operación hubiese tenido si se ejecuta en una plataforma de *trading* real.

Proceso de ejecución  
de la idea de trading

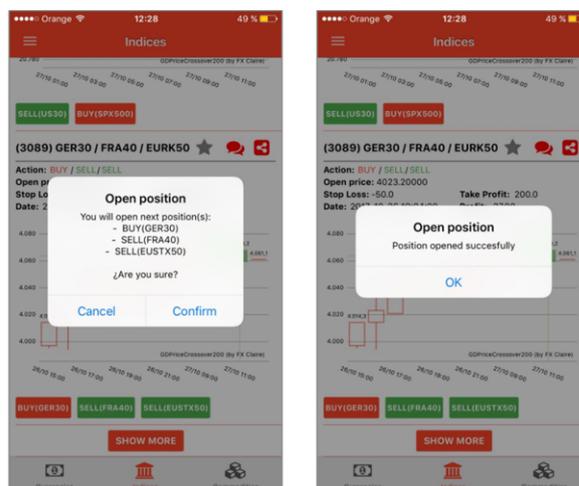


Figura 6.3: Ejecución de la señal.

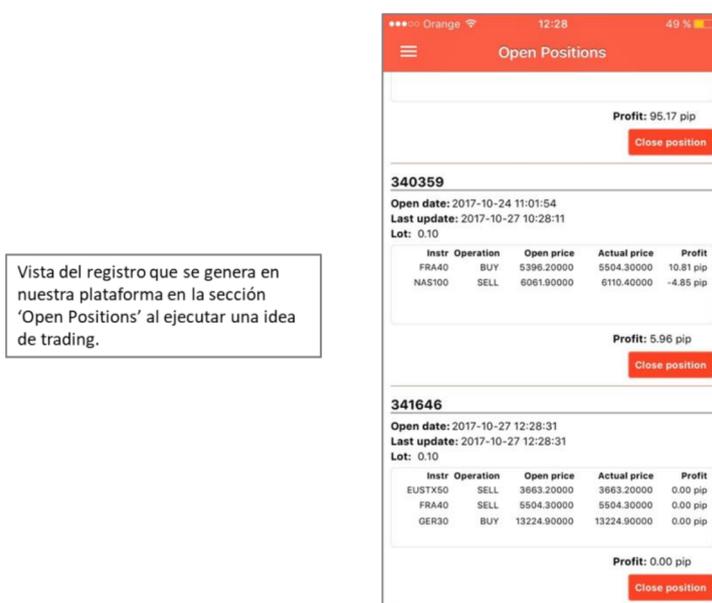


Figura 6.4: Registro histórico de posiciones abiertas.

La aplicación no ejecuta las operaciones en una plataforma de *trading*, sino que la información que muestra es meramente informativa, siendo el usuario el que decide abrir las operaciones en la plataforma electrónica de *trading* de su elección.

*TipsClaire* funciona bajo un servidor Linux openSUSE 13.2 (Harlequin) de 64 bits con 4GB de memoria RAM y 2 procesadores.

#### 6.2.4 Análisis legal (empresa radicada en España)

La Comisión Nacional del Mercado de Valores (CNMV) es el organismo que responsable de supervisar e inspeccionar los mercados de valores españoles y la actividad de los participantes en los mismos. Uno de sus objetivos es la protección del inversor frente a las entidades que emiten servicios de inversión, y en el desarrollo de esta tarea, hace diferenciación entre sistemas que se limitan a indicar la orden más adecuada en cada momento, y entre los que, sin necesidad

de intervención del usuario, envía la orden al intermediario<sup>8</sup>. Esta última clase de sistemas no son adecuados para todos los perfiles de inversores, sino que se requieren unos determinados conocimientos específicos que garanticen que el inversor entiende la operativa y el riesgo que está asumiendo. Es por ello que la CNMV solo permite ofrecer este tipo de sistemas a entidades registradas en la CNMV<sup>9</sup>, que dispongan de la autorización para prestar servicios de inversión.

Este organismo recomienda realizar un test de idoneidad en el caso de inversores minoristas que contraten servicios de asesoramiento de inversiones o de gestión de carteras.

Tras un análisis inicial de esta afectación legal, el desarrollo del modelo de negocio se plantea para una empresa radicada en un país de la Unión Europea que no se vea afectado por ello. Sin embargo, es importante reseñar el riesgo legal de implantación de este sistema de recomendaciones en función de la ubicación final de la empresa que lo desarrolle.

## 6.3 Investigación del mercado

### 6.3.1 Características y cuantificación del mercado del trading

#### 6.3.1.1 Descripción del Mercado

El mercado de *TipsClaire* se enmarca dentro del área del desarrollo de sistemas software expertos para la gestión de compra y venta de instrumentos financieros. Estos instrumentos financieros serían los incluidos en estos tres mercados:

- Mercado de capitales de renta variable (Acciones)
- Mercado de derivados financieros (Futuros y opciones)

<sup>8</sup>CNMV. <https://www.cnmv.es/DocPortallnv/OtrosPDF/ES-SistemasTrading.pdf>

<sup>9</sup>CNMV, listado de empresas de asesoramiento financiero, <https://www.cnmv.es/portal/Consultas/ListadoEntidad.aspx?id=1&tipo=2>

- Mercado de divisas (denominado FOREX)

Su ámbito geográfico es internacional pero se encuentra polarizado (Europa, USA y Canadá, Japón y Australia) por determinadas zonas de influencia o afectación. A nivel mundial, los mercados de Derivados y el Forex están en crecimiento en detrimento del mercado de renta variable tradicional. Estos mercados son objeto de una intensa regulación por el elevado número de productos que se negocian de forma bilateral (OTC “*overthecounter*”) y su necesidad de encauzarlos a plataformas electrónicas de mercados organizados que se compensen de forma más transparente. Además, están sujetos a una estrecha vigilancia para asegurar la protección del inversor minorista. Esta regulación provoca una barrera de entrada para plataformas de operación (bróker que ejecutan la compra y venta de los instrumentos) que no estén regulados por la correspondiente entidad (CMNV en España, FCA en Reino Unido, etc.).

Atendiendo a la información disponible del último informe trienal del BIS<sup>10</sup> para el mercado Forex, el volumen negociado medio en abril de 2016 alcanzó los 5.1 billones de dólares, algo inferior comparando con el dato del mes de abril en 2013. Aun así, esta cifra proporciona una idea del dinero que se mueve en este mercado diariamente, un volumen que ha aumentado en las últimas décadas desde que se inició su digitalización (véase la tabla de la figura ??), y que supera a lo negociado por la Bolsa de Nueva York en un mes.

Estamos por tanto en un mercado con crecimiento sostenido en los últimos veinte años, con algunos retrocesos en 2001 y 2016 que concentra su desarrollo sobre un entorno normalizado y regulado por las autoridades financieras. Esta regulación produce un grado de concentración por parte de las entidades de operación o brókeres pero no la limita para los inversores (*traders*).

---

<sup>10</sup>Bank for International Settlements (BIS), <https://www.bis.org/publ/rpfx16fx.pdf>

Turnover of OTC foreign exchange instruments, by country

"Net-gross" basis, April 1995–2016 daily averages, in billions of US dollars

Table D11.2

	1995	1998	2001	2004	2007	2010	2013	2016
Argentina	...	2	...	1	1	2	1	1
Australia	41	48	54	107	176	192	182	121
Austria	13	12	8	15	19	20	15	19
Bahrain	3	3	3	3	3	5	9	6
Belgium	29	27	10	21	50	33	22	23
Brazil	...	5	6	4	6	14	17	20
Bulgaria	...	...	...	...	1	1	2	2
Canada	31	38	44	59	64	62	65	86
Chile	...	1	2	2	4	6	12	7
China	...	0	...	1	9	20	44	73
Chinese Taipei	...	5	5	9	16	18	26	27
Colombia	...	...	0	1	2	3	3	4
Czech Republic	...	5	2	2	5	5	5	4
Denmark	32	28	24	42	88	120	117	101
Estonia	...	...	...	0	1	1	0	...
Finland	5	4	2	2	8	31	15	14
France	62	77	50	67	127	152	190	181
Germany	79	100	91	120	101	109	111	116
Greece	3	7	5	4	5	5	3	1
Hong Kong SAR	91	80	68	106	181	238	275	437
Hungary	...	1	1	3	7	4	4	3
India	...	2	3	7	38	27	31	34
Indonesia	...	2	4	2	3	3	5	5
Ireland	5	11	9	7	11	15	11	2
Israel	...	...	1	5	8	10	8	8
Italy	24	29	18	23	38	29	24	18
Japan	168	146	153	207	250	312	374	399
Korea	...	4	10	21	35	44	48	48
Latvia	...	...	...	2	3	2	2	1
Lithuania	...	...	...	1	1	1	1	0
Luxembourg	19	23	13	15	44	33	51	37
Malaysia	...	1	1	2	3	7	11	8
Mexico	...	9	9	15	15	17	32	20
Netherlands	27	43	31	52	25	18	112	85
New Zealand	7	7	4	7	13	9	12	10
Norway	8	9	13	14	32	22	21	40
Peru	...	...	0	0	1	1	2	1
Philippines	...	1	1	1	2	5	4	3
Poland	...	3	5	7	9	8	8	9
Portugal	2	4	2	2	4	4	4	2
Romania	...	...	...	...	3	3	3	3
Russia	...	7	10	30	50	42	61	45
Saudi Arabia	...	2	2	2	4	8	7	8
Singapore	107	145	104	134	242	266	383	517
Slovakia	...	...	1	2	3	0	1	2
Slovenia	...	...	0	0	0	...	...	...
South Africa	5	9	10	10	14	14	21	21
Spain	18	20	8	14	17	29	43	33
Sweden	20	16	25	32	44	45	44	42
Switzerland	88	92	76	85	254	249	216	156
Thailand	...	3	2	3	6	7	13	11
Turkey	...	...	1	3	4	17	27	22
United Kingdom	479	685	542	835	1,483	1,854	2,726	2,406
United States	266	383	273	499	745	904	1,263	1,272
<b>Total</b>	<b>1,633</b>	<b>2,099</b>	<b>1,705</b>	<b>2,608</b>	<b>4,281</b>	<b>5,045</b>	<b>6,686</b>	<b>6,514</b>

Figura 6.5: Volumen medio negociado diariamente en el mercado Forex, clasificado por países. Fuente: Bank for International Settlements (BIS), Informe trienal, 2016: [https://www.bis.org/statistics/d11\\_2.pdf](https://www.bis.org/statistics/d11_2.pdf)

### 6.3.1.2 Análisis del cliente

Nuestros clientes son los inversores que utilizan las plataformas de *trading* (a través de un determinado bróker) para intervenir en el mercado, ya utilizan la información proporcionada por el asistente para la toma de decisiones y además porque, por extensión, las propias plataformas de operación pueden incorporar como utilidad o herramienta nuestro sistema experto *TipsClaire* para ser usado por sus usuarios.

El cliente actual que utiliza sistemas expertos para su toma de decisiones de inversión, son los inversores (*traders*) con dos perfiles bien diferenciados. Por una parte está el inversor que no desea hacer un estudio exhaustivo del mercado por el alto grado de atención y dedicación que esto supone y delega este análisis a un sistema experto. Por otra parte se encuentra el inversor que desea realizar una “segmentación” o “distribución” de su estrategia de inversión utilizando distintas vías de operación (manual/automática), distintos enfoques (instrumentos financieros distintos, estrategias distintas, etc.).

### 6.3.1.3 Estudio de la competencia

Existen multitud de proveedores de señales de trading que ofrecen sus herramientas para ayudar a los inversores en su proceso de toma de decisiones. Se observa que los más valorados por los usuarios son aquellos que tienen publicadas las estadísticas de acierto o la evolución en tiempo real de los rendimientos obtenidos utilizando las señales que proporcionan.

Para identificar a la competencia se ha realizado una búsqueda en Internet de rankings de los mejores proveedores de señales, encontrando algunas coincidencias que se repiten en diferentes portales: Signalator<sup>11</sup>, ForexSignal.com<sup>12</sup>, NetPicks<sup>13</sup> y TradeFXPlus<sup>14</sup>.

Estas empresas proveedoras de señales, tienen en común una larga trayectoria en el mercado de más de diez años, lo que proporciona confianza a los

---

<sup>11</sup>Signalator, <https://www.signalator.com/es/>

<sup>12</sup>ForexSignal, <https://www.forexsignal.com/>

<sup>13</sup>NetPicks, <https://www.netpicks.com/>

<sup>14</sup>TradeFXPlus, <http://www.tradefxplus.com/>

usuarios y los posiciona como los principales competidores. Ninguno de ellos tienen sede en España, sino que suelen establecerse en Estados Unidos o Reino Unido.

En la tabla se muestran las características que más influyen a la hora de elegir un sistema de señales u otro. Una de las funcionalidades más apreciadas es la existencia de una versión gratis o *freemium*, que consiste en el acceso a una versión reducida de la aplicación sin coste y que normalmente tiene como objetivo un periodo de prueba en el que convencer al usuario.

La existencia de estadísticas verificadas es, probablemente, el principal atractivo para el usuario, ya que el disponer de un log público de los resultados obtenidos en la ejecución de las señales es garantía de que el proveedor es de confianza. En el caso de la automatización de las señales, nos referimos al proceso operativo por el cual se realiza la compra o venta del activo seleccionado en el mercado sin la intervención del inversor. Esta característica resulta muy práctica para el usuario, ya que no necesita realizar ninguna acción para ejecutar las oportunidades de inversión detectadas.

Mientras que la variedad de activos financieros disponibles sobre los que recibir señales también permite al usuario diversificar su cartera de inversión.

Cuadro 6.1: Tabla comparativa entre los distintos portales

	Versión freemium	Estadísticas verificadas	Automatización señales	Activos ofrecidos	Precio medio suscripción
<b>ForexSignal.com</b>	no	si	si	Divisas	Desde \$69/mes
<b>TradeFXPlus</b>	si	si	si	Divisas	Gratis (EURUSD)
<b>NetPicks</b>	si	no	si	Divisas	No publicado
<b>Signalator</b>	no	si	si	Divisas	Desde \$135/mes
<b>TipsClaire</b>	si	si	no	Divisas, Índices y Commodities	Desde 29,95€/mes

Para que *TipsClaire* sea comparable a la competencia, se debería dotar de un sistema de automatización de la ejecución operativa.

### 6.3.2 Percepción de servicio propuesto: Asistente Virtual

*TipsClaire* se configura como un asistente virtual que proporciona información relevante para el inversor con el fin de que pueda tomar mejores decisiones de inversión. Permite un filtrado de las oportunidades detectadas en función del activo financiero deseado y también en función del nivel de riesgo deseado por el usuario. De este modo, se adecua operativamente a las recomendaciones por parte de la CNMV de la realización de test de conveniencia sobre el uso de este tipo de herramientas por parte de inversores o *traders* no experimentados.

Las señales ofrecidas por *TipsClaire* se dividen en tres categorías de activos financieros:

- Las principales divisas (AUD, CAD, CHF, EUR, GBP, NZD, USD) y sus combinaciones, así como señales conjuntas de ellas.
- Índices (AUS200, ESP35, EUSTX50, FRA40, GER30, ITA40, NAS100, SPX500, UK100, US30) y sus combinaciones, así como señales conjuntas de ellos.
- *Commodities* (BRENT, COPPER, NGAS, SOYBN, SUGARUSD, UKOIL, USOIL, WHEAT, WEST TEXAS, XAGUSD, XAUUSD, XPTUSD, XPDUSD) y sus combinaciones, así como señales conjuntas de ellas.

#### 6.3.2.1 Control del riesgo asumido por el usuario

Para contener el riesgo asumido en la ejecución de las señales que detecta *TipsClaire*, la herramienta sigue una estrategia en dos niveles.

Por un lado, mediante la personalización de las señales que se reciben. El usuario puede decidir qué tipo de activos financieros son de su interés y solo recibir alertas de su lista predefinida, la cual es flexible y se puede modificar en cualquier momento. Por otro lado, a través de la personalización de la plataforma de operación, donde el sistema de gestión del riesgo de *TipsClaire* tiene en cuenta los parámetros capital máximo a arriesgar en la operación,

apalancamiento<sup>15</sup> y exposición.

Para el apalancamiento, el algoritmo implementado sigue una estrategia 1:100. El concepto de apalancamiento es complejo de entender, ya que se puede asimilar a un crédito virtual que permite invertir en el mercado Forex con dinero del bróker. Esto está motivado por las capacidades de inversión que tienen los inversores particulares y las cantidades negociadas en el mercado de divisas, que en su origen solo estaba pensado para que participasen los bancos y las instituciones financieras. Con esta herramienta, estableciendo un nivel de apalancamiento 1:100 en una cuenta con 1.000 €, es como si tuviésemos disponibles 100.000 € para invertir. Ahora bien, la dualidad que implica puede ser positiva o negativa. Por ejemplo, si una divisa sube 1% la cuenta ganaría 1.000€, el 1% de 100.000 €. Si la operación tiene pérdidas, el inversor no pierde 100.000€, si no que la cantidad se limita a los 1.000 € iniciales. Esta cantidad sirve de garantía para el crédito de apalancamiento, lo que evita que la cuenta quede en negativo, por lo que el inversor nunca perderá más de lo que depositó en su cuenta. Dicho esto, siempre será mejor opción utilizar un apalancamiento bajo, siendo el máximo recomendado 1:100, sobre todo para cuentas de inversión pequeñas.

*TipsClaire* también tiene en cuenta el nivel de exposición a un activo, limitando la inversión en el mismo activo financiero para no multiplicar el riesgo. De este modo, no se compromete la cuenta en caso de que se produzcan variaciones que puedan multiplicar las pérdidas, por tener varias operaciones abiertas con un mismo activo financiero implicado. Por ejemplo, si el algoritmo detecta que el EUR va a sufrir una subida en su tipo de cambio, la operativa limitará las señales que involucren al EUR, pues de invertir en todos los pares relacionados con el EUR, se puede dar el caso de que se multipliquen los beneficios, pero si se produce un movimiento inesperado que haga que el precio del EUR caiga, las pérdidas se multiplicarán igualmente.

---

<sup>15</sup>Concepto de apalancamiento: Utilización de capital externo por unidad de capital propio invertido. Está pensado para permitir una mayor participación en el mercado a inversores particulares de acuerdo con sus capacidades de inversión. Los niveles de apalancamiento utilizados en el mercado Forex son 1:400, 1:200, 1:100, 1:50 y 1:25.

### 6.3.3 Análisis DAFO

Según Hill y Westbrook [Hill and Westbrook, 1997], se puede afirmar que la planificación estratégica en general, y el análisis DAFO en particular, tienen sus orígenes mutuos en el trabajo de los académicos de política empresarial de la Escuela de Negocios de Harvard y otras escuelas de negocios estadounidenses desde la década de 1960 en adelante.

El análisis DAFO coge su nombre de los aspectos analizados Debilidades, Amenazas, Fortalezas y Oportunidades y se representa a modo de matriz de factores (véase la tabla de la figura 6.6). Este análisis permite realizar un diagnóstico de la situación de una empresa para identificar aspectos, tanto positivos como negativos, que puedan afectar a la estrategia empresarial y definir acciones posibles tomando en cuenta ese diagnóstico.

#### 6.3.3.1 Matriz de Factores *TipsClaire*

Para la matriz de factores de *TipsClaire* se han analizado, tanto aspectos internos (Fortalezas y Debilidades) como externos (Amenazas y Oportunidades).

<b>Aspectos a solucionar</b>	<p><b>DEBILIDADES</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Inexistencia de cuentas auditadas.</li> <li>• Escaso posicionamiento de marca o producto por reciente creación.</li> <li>• Limitaciones de financiación para el proyecto de inversión.</li> </ul>	<p><b>FORTALEZAS</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Recursos propios con alto conocimiento científico aplicable.</li> <li>• Experiencia en software matemático para operativas en tiempo real.</li> <li>• Acceso a supercomputadores a través de acuerdos con centros tecnológicos.</li> <li>• Conocimiento y experiencia en Mercados financieros.</li> </ul>	<b>Aspectos a potenciar</b>
	<p><b>AMENAZAS</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Regulación en España (CNMV).</li> <li>• Creciente popularización de la aplicación de modelos científico tecnológicos en el área del trading.</li> </ul>	<p><b>OPORTUNIDADES</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Traslado de metodología y prácticas de otras disciplinas, como el modelo ENMX.</li> <li>• Popularidad de las señales de trading en el entorno del inversor privado.</li> </ul>	

Figura 6.6: Matriz de factores para *TipsClaire*

### 6.3.3.2 Estrategias

Tras realizar la matriz de factores se crean las estrategias, tanto para aprovechar las fortalezas y oportunidades, como para minimizar las debilidades y amenazas. La importancia que se asigne a los factores DAFO que influyen en cada estrategia, permitirá establecer prioridades a la hora de ejecutar cada una de las estrategias.

Las estrategias se dividen en cuatro categorías: Estrategias de Supervivencia, Estrategias Adaptativas, Estrategias Defensivas y Estrategias Ofensivas.

- **Estrategias de Supervivencia:** Las estrategias de supervivencia se obtienen relacionando los factores: Debilidades y Amenazas. El análisis de las debilidades y las amenazas permite reflexionar sobre los puntos más débiles del proyecto empresarial para buscar la estrategia más adecuada.

- Estrategias Adaptativas: Se obtienen relacionando los factores: Debilidades y Oportunidades. Son estrategias de reorientación: se busca cambiar algo en las debilidades para aprovechar las oportunidades.
  
- Estrategias Defensivas: Se obtienen relacionando los factores: Fortalezas y Amenazas. Son estrategias reactivas: relacionan los puntos fuertes internos para contrarrestar las amenazas externas.
  
- Estrategias Ofensivas: Se obtienen relacionando los factores: Fortalezas y Oportunidades. Son estrategias de crecimiento: buscan relacionar los puntos fuertes y las oportunidades que ofrece el entorno para mejorar la situación de la empresa.

Para *TipsClaire* se ha definido un conjunto de estrategias en base a los aspectos analizados en DAFO como se puede observar en la tabla de la figura 6.7.

		<b>ANÁLISIS INTERNO</b>	
		<b>FORTALEZAS</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>Recursos propios con alto conocimiento científico aplicable.</li> <li>Experiencia en software matemático para operativas en tiempo real.</li> <li>Acceso a supercomputadores a través de acuerdos con centros tecnológicos.</li> <li>Conocimiento y experiencia</li> </ul>	<b>DEBILIDADES</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>Inexistencia de cuentas auditadas.</li> <li>Escaso posicionamiento de marca o producto por reciente creación.</li> <li>Limitaciones de financiación para el proyecto de inversión.</li> </ul>
<b>ANÁLISIS EXTERNO</b>	<b>OPORTUNIDADES</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>Traslado de metodología y prácticas de otras disciplinas, como el modelo ENMX.</li> <li>Popularidad de las señales de trading en el entorno del inversor privado.</li> </ul>	<b>ESTRATEGIAS OFENSIVAS</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>Utilización de publicaciones científicas como el modelo propio ENMX para posicionarse como empresa con alto potencial científico y conocimiento especializado.</li> </ul>	<b>ESTRATEGIAS DE REORIENTACIÓN</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>Búsqueda de alianzas estratégicas con brókeres que permitan llegar a los usuarios de señales.</li> </ul>
	<b>AMENAZAS</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>Regulación en España (CNMV).</li> <li>Creciente popularización de la aplicación de modelos científico tecnológicos en el área del trading.</li> </ul>	<b>ESTRATEGIAS DEFENSIVAS</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>Mejora continua de los algoritmos utilizando la capacidad de supercomputación a la que se tiene acceso.</li> </ul>	<b>ESTRATEGIAS DE SUPERVIVENCIA</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>Publicar los resultados obtenidos por una cuenta que utilice las señales de TipsClaire.</li> <li>Desarrollar un sistema automático que ejecute en MT4 de manera autónoma las señales detectadas.</li> <li>Venta de TipsClaire fuera del mercado español.</li> </ul>

Figura 6.7: Estrategias para *TipsClaire*

El análisis DAFO no es estático, si no que se puede repetir en diferentes fases de vida de una empresa para ir detectando cambios en el entorno interno y externo e ir ajustando las estrategias a seguir. No obstante, es recomendable el uso de otras metodologías más recientes que se han diseñado con el concepto de flexibilidad implícito, como el lienzo de modelo de negocio o *Business Model Canvas*.

### 6.3.4 Lienzo de modelo de negocio o *Business Model Canvas*

Para este apartado se ha utilizado la metodología Lean Startup descrita por Osterwalder y Pigneur [Osterwalder and Pigneur, 2010] en su famoso libro de estrategia de negocios que ha recopilado las aportaciones realizadas por 470 expertos en negocio de 45 países diferentes. Este libro presenta el lienzo de modelo de negocio, también conocido como *Business Model Canvas*, como herramienta para diseñar modelos de negocio. Esta herramienta consiste en el análisis de 9 bloques o módulos que analizan el mercado y la empresa (véase figura 6.9).

**The Business Model Canvas**

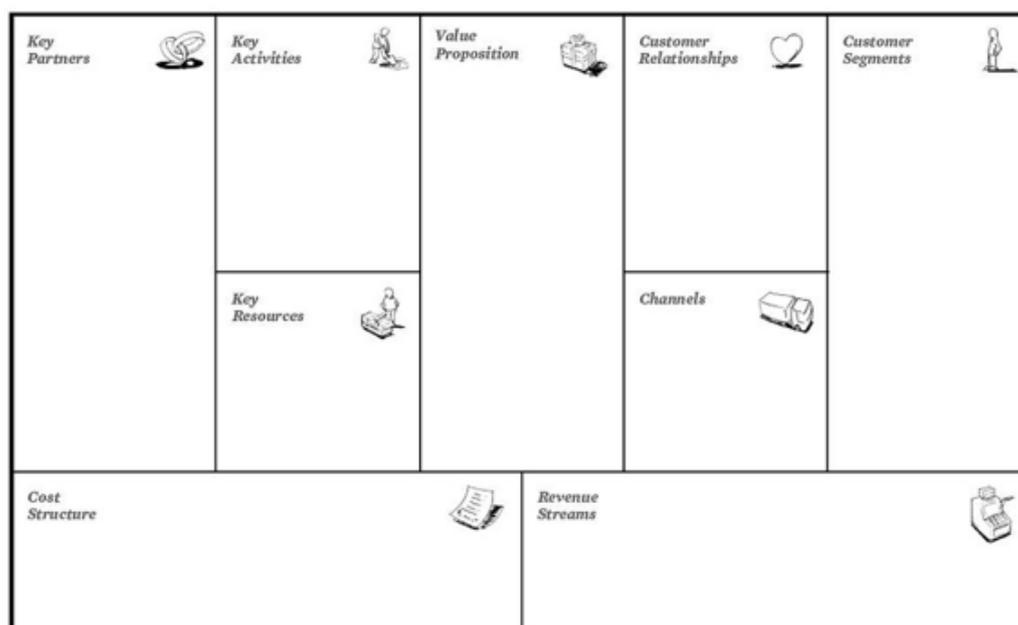


Figura 6.8: *The Business Model Canvas*. Fuente: Business Model Generation, Osterwalder & Pigneur, 2010.

La metodología, según los autores, es completar en primer lugar la parte derecha del lienzo, que hace referencia a la parte del mercado, para después moverse hacia la izquierda que analiza internamente la empresa, siendo el orden el siguiente:

1. **Segmento de clientes:** Aquellos grupos de personas o entidades a los que se pretende alcanzar con el producto o servicio. Ejemplos de diferentes segmentos son: mercado de masas, de nicho, segmentado o diversificado. En nuestro caso se trata de inversores que utilizan las plataformas de trading (a través de un determinado bróker) para invertir en el mercado Forex.
2. **Propuesta de Valor:** Paquete de productos y servicios que crean valor para un segmento de cliente específico. *TipsClaire* analiza el mercado de manera exhaustiva y en tiempo real en la búsqueda de oportunidades de inversión, facilitando la toma de decisiones al inversor.
3. **Canales:** Describe cómo la compañía se comunica con sus clientes para hacerles llegar la propuesta de valor. Nuestro canal será la venta online.
4. **Relación con clientes:** Describe el tipo de relación que la empresa establecerá con el segmento de clientes. Para *TipsClaire* se utilizará la asistencia personal vía telefónica, e-mail y formulario de contacto a través de la página web.
5. **Flujo de ingresos:** Representa el cómo se va a generar ingresos. Para nuestro modelo se cobrará a los clientes una suscripción mensual por el acceso a todas las señales generadas. Se contempla una versión gratuita o *freemium* que proporciona solo tres señales diarias para cada categoría de activos.
6. **Recursos Clave:** Aquí se indican cuáles son los recursos más importantes para llevar a cabo la actividad de la empresa. Éstos pueden ser físicos, intelectuales, humanos o económicos. Para *TipsClaire* se necesita personal experto en mercados financieros y en sistemas computacionales e infraestructura tecnológica (servidor).
7. **Actividades Clave:** Qué actividades son clave para poder llevar a cabo la actividad de la empresa. En nuestro caso será la mejora continua de los algoritmos de *TipsClaire*, el mantenimiento de la aplicación vía soporte web, iOS© y Android©, y la venta de suscripciones.
8. **Asociaciones Clave:** Con qué tipo de socios y proveedores necesitamos trabajar para que nuestro modelo de negocio funcione. *TipsClaire* debería establecer alianzas con brokers para integrar nuestro servicio de señales en las plataformas de *trading* electrónicas o para que sus clientes utilicen

*TipsClaire* solo por el mero hecho de ser clientes de alguno de sus productos. También con desarrolladores de sistemas automáticos de *trading* en MQ4 para automatizar la ejecución de las oportunidades de inversión detectadas directamente en la plataforma MetaTrader4.

9. **Estructura de Costes:** Describe todos los costes en los que incurrirá la empresa. Los costes identificados son los costes fijos de mantener la infraestructura tecnológica y de personal.

Una vez analizados todos los bloques, nuestro lienzo de modelo de negocio quedaría así:

<b>Asociaciones Clave</b> - Brokers - Desarrolladores MQ4	<b>Actividades Clave</b> - Mejora continua de algoritmos - Mantenimiento de la aplicación web, iOS y Android - Venta de suscripciones <hr/> <b>Recursos Clave</b> - Experto en mercado Forex - Informático sistemas computacionales - Servidor dedicado	<b>Propuesta de Valor</b> - TipsClaire Premium: Asistente virtual para la toma de decisiones en el mercado Forex (divisas, índices, commodities) - TipsClaire Freemium: Tres señales gratuitas diarias para los tres tipos de activos	<b>Relación Clientes</b> - Asistencia personal vía telefónica, email y formulario web <hr/> <b>Canales</b> - Venta online	<b>Segmentos de Clientes</b> - Inversores en el mercado Forex
<b>Estructura de Costes</b> - Costes fijos: personal y mantenimiento de la infraestructura tecnológica - Costes variables: subcontratación de actividades de programación en MQ4		<b>Flujo de Ingresos</b> - Suscripción mensual por el uso de la aplicación		

Figura 6.9: Lienzo de modelo de negocio para *TipsClaire*.

## 6.4 Lecciones aprendidas

El acceso a señales fiables de *trading* es un servicio altamente demandando y en pleno auge. No obstante, los inversores suelen cambiar periódicamente

las preferencias de instrumentos financieros de su interés, desplazándose en los últimos tiempos hacia instrumentos financieros de última generación como son las *criptomonedas*<sup>16</sup> (bitcoin, ethereum, litecoin. . .).

La vía de interacción del usuario requiere de una capacidad muy alta de actualización, es por eso que los dispositivos móviles son el escenario ideal para ello. Además, el aprendizaje automático supone una ventaja en la búsqueda de las mejores oportunidades de inversión, al realizar de manera continua y exenta de emociones, un proceso de búsqueda científico y exhaustivo.

Hemos visto que el mercado presenta barreras de entrada de tipo legal en función de la ubicación de la empresa que desarrolle el modelo de negocio, y que existe un gran número de competidores, siendo el principal elemento de diferenciación el resultado verificado de la bondad de las señales ofrecidas.

Dadas las características y la sensibilidad que la gestión de las finanzas generan en las personas, el control real del riesgo asumido por cada usuario es un elemento no solo operacional (algo que hay que mantener bajo control) sino también reputacional, al estar ligado el éxito de la operativa a la fiabilidad del proveedor de señales.

Tras el análisis realizado, la viabilidad de un modelo de negocio de un sistema de señales está relacionada con la capacidad de producir un log histórico de operaciones beneficioso, así como con la capacidad de invertir en la promoción de esos resultados en los entornos adecuados para darlos a conocer.

---

<sup>16</sup>Listado de criptomonedas disponibles, 2018. <https://es.investing.com/crypto/>

# Capítulo 7

## Conclusiones y Líneas Futuras

La tesis doctoral que se presenta se centra en la elaboración y evaluación de un modelo de predicción de precios futuros en el mercado de divisas dentro de un marco de doctorado industrial. El enfoque se centra en la propuesta de un modelo elástico de red (ENMX) basado en los movimientos *brownianos* presentes en las moléculas en disolución. El modelo ENMX tiene como objetivo el modelizar el precio de un subconjunto significativo de divisas del mercado FOREX. Como parte de la puesta en práctica y prueba del modelo teórico, se ha procedido a su programación secuencial, así como a su paralelización con el objetivo de satisfacer las necesidades de predicción a tiempo real del modelo, denominándolo PENMX. Por último, se evalúa en detalle la aplicación industrial del modelo generado a través de un modelo de negocio de recomendaciones de inversiones en el mercado FOREX basado en los algoritmos de *trading* automáticos. Este capítulo tiene como objeto realizar la síntesis de las conclusiones que podemos encontrar a lo largo de esta tesis doctoral, y sobre las cuáles pueden desarrollarse líneas investigadoras futuras.

### 7.1 Conclusiones

Durante la elaboración de esta tesis doctoral, se han abordado los diversos aspectos y objetivos propuestos que se detallan a continuación:

En primer lugar, se procedió a poner en contexto al lector sobre el concepto de proceso de *trading* y de la arquitectura del mercado de divisas, así como la identificación de los principales modelos que se están utilizando para su modelización. Por ello, se expone la revisión del estado del arte y de las técnicas de predicción previamente realizadas. De esta revisión se desprende que el mercado FOREX es uno de los principales mercados financieros del mundo. Este mercado opera de forma ininterrumpida durante seis días a la semana, por tanto, el alto volumen de contratos así como la disponibilidad de grandes conjuntos de datos que comprenden series temporales históricas; proporcionan un marco interesante para la investigación científica y financiera. Asimismo, la interrelación existente entre estas series, evoca de manera directa el comportamiento natural de sistemas inspirados en la biología.

Como eje principal y objetivo básico de esta tesis doctoral, se ha generado el desarrollo conceptual de un algoritmo inspirado en la biología para predecir los precios de intercambio y cotización en el mercado FOREX para un conjunto de divisas relevante en la economía. Este algoritmo lo denominamos ENMX (modelo de red elástica para el mercado FOREX). Está inspirado en el comportamiento de las moléculas en disolución y permite reproducir con precisión la naturaleza inestable del mercado FOREX al permitir que la simulación comprenda situaciones fuera del *equilibrio*. Además, el modelo ENMX es capaz de simular hasta 21 pares de divisas de manera conjunta, todas ellos conectadas como realmente sucede en el mercado financiero real. Se realizó un estudio de diferentes distribuciones de probabilidad con capacidad de representar las variaciones de los precios de cotización entre pares de divisas. Entre las diferentes distribuciones de probabilidad analizadas, la *Pseudo-Voigt* fue la distribución que mejor representó las variaciones en los precios de cotización analizados. Los resultados experimentales mostraron que el algoritmo ENMX predijo los valores en el mercado FOREX con mayor precisión que los enfoques econométricos tradicionales como el VAR y el paseo aleatorio sin deriva.

Por otro lado, la obtención de predicciones de precios futuros en un horizonte futuro cercano era otro de los principales objetivos. La necesidad de determinación de un precio de divisa futuro real (próxima hora) y la alta frecuencia de muestreo este tipo de datos financieros (marcos temporales de un minuto en muchas ocasiones) exigen herramientas computacionales potentes capaces de satisfacer estas necesidades. La tipología de los datos, el diseño del algoritmo y su ejecución hacen que la computación en forma secuencial no satisfaga los objetivos de predicción en el tiempo requerido. Su resolución, con

una versión inicial secuencial del mismo desarrollada en Lenguaje R, excede de los tiempos de ejecución real del mercado para intervalos inferiores a 5 minutos. Es por ello, que se hizo necesario establecer un modelo en paralelo, denominado PENMX (*Parallel Elastic Network Model for the FOREX market* que solventase esa limitación. Este modelo en paralelo fue desarrollado en el lenguaje de programación C, paralelizado usando distintas configuraciones OpenMP y usando diferentes nodos en un clúster mediante MPI. Gracias a este desarrollo, se obtuvo un incremento de velocidad significativo que permitió la simulación de 21 pares en un tiempo inferior a 15 segundos en intervalo de cinco minutos, que ya es utilizable en mercado real. En todos los casos, y coincidiendo con el modelo ENMX, el modelo PENMX predijo mejor que los enfoques econométricos clásicos analizados (VAR y paseo aleatorio sin deriva) en términos de precisión y rentabilidad.

Finalmente, y dentro del enfoque del doctorado industrial donde se enmarca esta tesis, como elemento asociado a la aplicación del doctorado en la empresa del sector financiero, se desarrolla la evaluación de una propuesta de contribuir a la oferta de asistentes virtuales para el mercado FOREX, y en concreto, a través de la introducción de una aplicación inteligente que proporciona información sobre las mejores recomendaciones de inversión al *trader* particular e institucional. Tras el análisis realizado, la viabilidad de un modelo de negocio de un sistema de señales está directamente relacionada con dos ítem esenciales: la capacidad de producir un registro histórico de operaciones beneficioso y exitosas, y la capacidad de invertir en la promoción y comunicación de esos resultados en los entornos específicos de búsqueda y localización de sistemas y estrategias de inversión que los actores de sector utilizan (portales internet, seminarios promocionados, formación especializada, etc.)

## 7.2 Vías futuras

El modelo de predicción ENMX y su algoritmo paralelo subyacente PENMX todavía se encuentran en una etapa relativamente inicial de desarrollo. A pesar de que se han empleado variantes relativamente simples de planteamiento teórico del algoritmo y de resolución práctica computacional del mismo, son esperanzadores los resultados experimentales conseguidos. Su mejora parece ofrecer un área de investigación futura prometedora y potencialmente fructífera.

Por la parte del planteamiento teórico y en concreto del algoritmo, la función Pseudo-Voigt proporcionó muy buenos resultados, pero sería interesante evaluar otras funciones de distribución específicas para cada par de divisas cotizadas; por ejemplo la distribución *t de student* o incluso la modificación de la combinación lineal utilizada en la Pseudo-Voigt para adecuarla en una manera más precisa. Además, el uso de otras métricas de comparación aparte de las utilizadas, como la desviación absoluta mediana (DAM) y la comparación con los modelos econométricos GARCH y *markov switching models*, podría proporcionar un análisis más robusto sobre la capacidad de predicción del modelo ENMX en distintos escenarios de mercado o intervalos de tiempo considerado.

Desde el punto de vista computacional se espera que, tanto los algoritmos desarrollados como los propuestos en este trabajo futuro, tengan un cuello de botella en su tiempo de respuesta. Es por ello, que otras plataformas computacionales deberían ser exploradas para satisfacer dichos requisitos de ejecución temporal. Entre las plataformas a explorar, destacar las unidades de procesamiento de gráfico (GPU), que pueden ofrecer un buen entorno para mejorar nuestras simulaciones a fin de mejorar el rendimiento con ganancias sin precedentes. Por definición, los algoritmos propuestos en esta tesis son bioinspirados y masivamente paralelos, por lo que el uso de plataformas masivamente paralelas puede jugar un rol fundamental en nuestro marco de investigación. Además, el uso de la distribución Pseudo-Voigt en la paralelización del algoritmo ENMX (modelo PENMX) permitirá una mejor simulación del mercado FOREX como se ha demostrado en esta tesis doctoral.

Finalmente, se están estudiando otros algoritmos que ofrezcan otros enfoques computacionales para predecir series temporales no lineales como las que aquí son objeto de estudio. Entre estos algoritmos destacan los definidos dentro del paradigma del aprendizaje computacional (*machine learning*) como las redes neuronales artificiales y el *deep learning*. Estos algoritmos están mostrando resultados prometedores en entornos donde todavía no se ha encontrado una solución óptima absoluta. El uso de este tipo de enfoques como elementos de filtro o mejora de las predicciones generadas por el modelo elástico de red podría proporcionar un ajuste efectivo de modelo en aspectos ahora no incluidos en el mismo de manera directa (la volatilidad del mercado) o tratados como variables fijas (gestión del riesgo del cliente).

# Bibliografía

- [Aldridge, 2013] Aldridge, I. (2013). *High-frequency trading: a practical guide to algorithmic strategies and trading systems*, volume 604. John Wiley & Sons.
- [Algorithmic trading and market dynamics., 2010] Algorithmic trading and market dynamics. (2010). [http://www.cmegroup.com/education/files/algo\\_and\\_hft\\_trading\\_0610.pdf](http://www.cmegroup.com/education/files/algo_and_hft_trading_0610.pdf).
- [Algorithmic trading: More bells and whistles., 2016] Algorithmic trading: More bells and whistles. (2016). <http://www.aitegroup.com/Reports/ReportDetail.aspx?recordItemID=296>.
- [Asanovic et al., 2006] Asanovic, K., Bodik, R., Catanzaro, B. C., Gebis, J. J., Husbands, P., Keutzer, K., Patterson, D. A., Plishker, W. L., Shalf, J., Williams, S. W., et al. (2006). The landscape of parallel computing research: A view from berkeley. Technical report, Technical Report UCB/EECS-2006-183, EECS Department, University of California, Berkeley.
- [Atak, 2011] Atak, A. (2011). The future of computer trading in financial markets.
- [Azzini and Tettamanzi, 2008] Azzini, A. and Tettamanzi, A. G. (2008). Evolving neural networks for static single-position automated trading. *Journal of Artificial Evolution and Applications*, 2008.
- [Baasher and Fakhr, 2011] Baasher, A. A. and Fakhr, M. W. (2011). Forex trend classification using machine learning techniques. In *Proceedings of the 11th WSEAS international conference on Applied computer science*, pages 41–47. World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS).

- [Bahar et al., 1997] Bahar, I., Atilgan, A. R., and Erman, B. (1997). Direct evaluation of thermal fluctuations in proteins using a single-parameter harmonic potential. *Folding and Design*, 2(3):173–181.
- [Bank for International Settlements, 2018b] Bank for International Settlements (16 de Noviembre , 2018b). [https://www.bis.org/publ/qtrpdf/r\\_qt1612e\\_es.pdf](https://www.bis.org/publ/qtrpdf/r_qt1612e_es.pdf).
- [Bank for International Settlements, 2018a] Bank for International Settlements (April 8th, 2018a). <https://www.bis.org/>.
- [Benítez et al., 2015] Benítez, A. A., Cifre, J. G. H., Baños, F. G. D., and de la Torre, J. G. (2015). Prediction of solution properties and dynamics of rnas by means of brownian dynamics simulation of coarse-grained models: Ribosomal 5s rna and phenylalanine transfer rna. *BMC biophysics*, 8(1):11.
- [Bollen et al., 2000] Bollen, N. P., Gray, S. F., and Whaley, R. E. (2000). Regime switching in foreign exchange rates:: Evidence from currency option prices. *Journal of Econometrics*, 94(1):239–276.
- [Bordo, 1993] Bordo, M. D. (1993). The bretton woods international monetary system: a historical overview. In *A retrospective on the Bretton Woods system: Lessons for international monetary reform*, pages 3–108. University of Chicago Press.
- [Bouchaud and Potters, 2003] Bouchaud, J.-P. and Potters, M. (2003). *Theory of financial risk and derivative pricing: from statistical physics to risk management*. Cambridge university press.
- [Briza and Naval Jr, 2008] Briza, A. C. and Naval Jr, P. C. (2008). Design of stock trading system for historical market data using multiobjective particle swarm optimization of technical indicators. In *Proceedings of the 10th annual conference companion on Genetic and evolutionary computation*, pages 1871–1878. ACM.
- [Briza and Naval Jr, 2011] Briza, A. C. and Naval Jr, P. C. (2011). Stock trading system based on the multi-objective particle swarm optimization of technical indicators on end-of-day market data. *Applied Soft Computing*, 11(1):1191–1201.
- [Brzozowska and Bubel, 2015] Brzozowska, A. and Bubel, D. (2015). E-business as a new trend in the economy. *Procedia Computer Science*, 65:1095–1104.

- [Caporale et al., 2017] Caporale, G. M., Gil-Alana, L., and Plastun, A. (2017). Searching for inefficiencies in exchange rate dynamics. *Computational Economics*, 49(3):405–432.
- [Carbone et al., 2007] Carbone, A., Kaniadakis, G., and Scarfone, A. M. (2007). Where do we stand on econophysics?
- [Cassinello et al., 2017] Cassinello, N., Conte, I. C., Jiménez, J. W. I., and del Villar, C. L. (2017). El desarrollo de las soluciones fintech en españa. *Revista Icade. Revista de las Facultades de Derecho y Ciencias Económicas y Empresariales*, (101).
- [Černý, 1985] Černý, V. (1985). Thermodynamical approach to the traveling salesman problem: An efficient simulation algorithm. *Journal of optimization theory and applications*, 45(1):41–51.
- [Chaboud et al., 2014] Chaboud, A. P., Chiquoine, B., Hjalmarsson, E., and Vega, C. (2014). Rise of the machines: Algorithmic trading in the foreign exchange market. *The Journal of Finance*, 69(5):2045–2084.
- [Chang et al., 2009] Chang, P.-C., Fan, C.-Y., and Liu, C.-H. (2009). Integrating a piecewise linear representation method and a neural network model for stock trading points prediction. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 39(1):80–92.
- [Chen et al., 2009] Chen, J.-S., Hou, J.-L., Wu, S.-M., and Chang-Chien, Y.-W. (2009). Constructing investment strategy portfolios by combination genetic algorithms. *Expert Systems with Applications*, 36(2):3824–3828.
- [Chen et al., 2018] Chen, S.-H., Kaboudan, M., and Du, Y.-R. (2018). *The Oxford Handbook of Computational Economics and Finance*. Oxford University Press.
- [Chen and Li, 2012] Chen, S.-H. and Li, S.-P. (2012). Econophysics: Bridges over a turbulent current.
- [Čiarnienė and Stankevičiūtė, 2015] Čiarnienė, R. and Stankevičiūtė, G. (2015). Theoretical framework of e-business competitiveness. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 213:734–739.
- [Clarke III, 2008] Clarke III, I. (2008). Emerging value propositions for m-commerce. *Journal of Business Strategies*, 25(2).

- [Clausen and Sørensen, 2012] Clausen, N. J. and Sørensen, K. E. (2012). Reforming the regulation of trading venues in the eu under the proposed mifid ii—levelling the playing field and overcoming market fragmentation? *European Company and Financial Law Review*, 9(3):275–306.
- [Cont, 2001] Cont, R. (2001). Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues.
- [Contreras et al., 2018] Contreras, A. V., Llanes, A., Pérez-Bernabeu, A., Navarro, S., Pérez-Sánchez, H., López-Espín, J. J., and Cecilia, J. M. (2018). Enmx: An elastic network model to predict the forex market evolution. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 86:1–10.
- [Cuthbertson and Nitzsche, 2005] Cuthbertson, K. and Nitzsche, D. (2005). *Quantitative financial economics: stocks, bonds and foreign exchange*. John Wiley & Sons.
- [Dagum and Menon, 1998] Dagum, L. and Menon, R. (1998). Openmp: an industry standard api for shared-memory programming. *IEEE computational science and engineering*, 5(1):46–55.
- [de la Torre et al., 2009] de la Torre, J. G., Hernández Cifre, J. G., Ortega, A., Schmidt, R. R., Fernandes, M. X., Pérez Sánchez, H. E., and Pamies, R. (2009). Simuflex: algorithms and tools for simulation of the conformation and dynamics of flexible molecules and nanoparticles in dilute solution. *Journal of chemical theory and computation*, 5(10):2606–2618.
- [de la Vega and Smith, 2009] de la Vega, J. P. and Smith, M. (2009). *Confusion de confusiones*. M. Nijhoff.
- [Degutis and Novickytė, 2014] Degutis, A. and Novickytė, L. (2014). The efficient market hypothesis: a critical review of literature and methodology. *Ekonomika*, 93(2).
- [Dempster and Jones, 2001] Dempster, M. A. and Jones, C. M. (2001). A real-time adaptive trading system using genetic programming. *Quantitative Finance*, 1(4):397–413.
- [Di Rocco and Cruzado, 2012] Di Rocco, H. and Cruzado, A. (2012). The voigt profile as a sum of a gaussian and a lorentzian functions, when the weight coefficient depends only on the widths ratio. *Acta Physica Polonica, A.*, 122(4).

- [Domowitz and Yegerman, 2005] Domowitz, I. and Yegerman, H. (2005). The cost of algorithmic trading: A first look at comparative performance. *Algorithmic Trading: Precision, Control, Execution*, pages 30–40.
- [Economipedia, 2018] Economipedia (16 de Diciembre , 2018).
- [Ende et al., 2009] Ende, B., Gomber, P., and Lutat, M. (2009). Smart order routing technology in the new european equity trading landscape. In *Conference on e-Business, e-Services and e-Society*, pages 197–209. Springer.
- [Ende et al., 2011] Ende, B., Uhle, T., and Weber, M. C. (2011). The impact of a millisecond: Measuring latency effects in securities trading. In *Wirtschaftsinformatik*, page 116.
- [Enea et al., 1973] Enea, H., Colby, K. M., and Moravec, H. (1973). Idiolectic language-analysis for understanding doctor-patient dialogues. In *IJCAI*, pages 278–284.
- [Engel and Hamilton, 1990] Engel, C. and Hamilton, J. D. (1990). Long swings in the dollar: Are they in the data and do markets know it? *The American Economic Review*, pages 689–713.
- [Ermak and McCammon, 1978] Ermak, D. L. and McCammon, J. (1978). Brownian dynamics with hydrodynamic interactions. *The Journal of chemical physics*, 69(4):1352–1360.
- [Fama, 1965] Fama, E. F. (1965). The behavior of stock-market prices. *The journal of Business*, 38(1):34–105.
- [Feenstra and Alan, 2012] Feenstra, R. C. and Alan, M. (2012). *Macroeconomía internacional/Robert C. Feenstra, Alan M. Taylor*. Number 339 F4Y 2012.
- [Ferrarini and Moloney, 2012] Ferrarini, G. and Moloney, N. (2012). Reshaping order execution in the eu and the role of interest groups: from mifid i to mifid ii. *European Business Organization Law Review (EBOR)*, 13(4):557–597.
- [FIX Protocol Limited (FPL), 2018] FIX Protocol Limited (FPL) (12 de Noviembre , 2018). <http://fixprotocol.org/what-is-fix.shtml>.
- [Foucault et al., 2013] Foucault, T., Kadan, O., and Kandel, E. (2013). Liquidity cycles and make/take fees in electronic markets. *The Journal of Finance*, 68(1):299–341.

- [Foucault and Menkveld, 2008] Foucault, T. and Menkveld, A. J. (2008). Competition for order flow and smart order routing systems. *The Journal of Finance*, 63(1):119–158.
- [Frank et al., 2001] Frank, D. J., Dennard, R. H., Nowak, E., Solomon, P. M., Taur, Y., Wong, H.-S. P., et al. (2001). Device scaling limits of si mosfets and their application dependencies. *Proceedings of the IEEE*, 89(3):259–288.
- [García, 2015a] García, A. J. S. (2015a). *Simulación del mercado Forex: Aplicación de modelado macromolecular*. Dissertation, University of Murcia.
- [García, 2015b] García, J. F. (2015b). *Desarrollo de métodos de predicción para el mercado Forex basados en la aplicación de técnicas de Montecarlo*. dissertation, University of Murcia.
- [Garg, 2012] Garg, A. (2012). Forecasting exchange rates using machine learning models with time-varying volatility.
- [Gariboldi, 1999] Gariboldi, G. (1999). *Comercio electrónico: conceptos y reflexiones básicas*, volume 4. BID-INTAL.
- [Gerlein et al., 2016] Gerlein, E. A., McGinnity, M., Belatreche, A., and Coleman, S. (2016). Evaluating machine learning classification for financial trading: An empirical approach. *Expert Systems with Applications*, 54:193–207.
- [Ghazali et al., 2011] Ghazali, R., Hussain, A. J., and Liatsis, P. (2011). Dynamic ridge polynomial neural network: Forecasting the univariate non-stationary and stationary trading signals. *Expert Systems with Applications*, 38(4):3765–3776.
- [Giles et al., 2001] Giles, C. L., Lawrence, S., and Tsoi, A. C. (2001). Noisy time series prediction using recurrent neural networks and grammatical inference. *Machine learning*, 44(1-2):161–183.
- [Gomber and Haferkorn, 2015] Gomber, P. and Haferkorn, M. (2015). High frequency trading. In *Encyclopedia of Information Science and Technology, Third Edition*, pages 1–9. IGI Global.
- [Gomber et al., 2012] Gomber, P., Haferkorn, M., Lutat, M., and Zimmermann, K. (2012). The effect of single-stock circuit breakers on the quality of fragmented markets. In *International Workshop on Enterprise Applications and Services in the Finance Industry*, pages 71–87. Springer.

- [Gropp et al., 1996] Gropp, W., Lusk, E., Doss, N., and Skjellum, A. (1996). A high-performance, portable implementation of the mpi message passing interface standard. *Parallel computing*, 22(6):789–828.
- [Groth, 2011] Groth, S. S. (2011). Does algorithmic trading increase volatility? empirical evidence from the fully-electronic trading platform xetra. In *Wirtschaftsinformatik*, page 112.
- [Gsell, 2008] Gsell, M. (2008). Assessing the impact of algorithmic trading on markets: A simulation approach. Technical report, CFS Working Paper.
- [Gsell and Gomber, 2009] Gsell, M. and Gomber, P. (2009). Algorithmic trading engines versus human traders-do they behave different in securities markets? In *ECIS*, pages 98–109.
- [Haeri et al., 2011] Haeri, M., Goldberg, S., and Gilbert, J. L. (2011). The voltage-dependent electrochemical impedance spectroscopy of cocrmo medical alloy using time-domain techniques: Generalized cauchy-lorentz, and kww-randles functions describing non-ideal interfacial behaviour. *Corrosion Science*, 53(2):582–588.
- [Harris, 2003] Harris, L. (2003). *Trading and exchanges: Market microstructure for practitioners*. Oxford University Press, USA.
- [Hasbrouck and Saar, 2013] Hasbrouck, J. and Saar, G. (2013). Low-latency trading. *Journal of Financial Markets*, 16(4):646–679.
- [Hendershott et al., 2011] Hendershott, T., Jones, C. M., and Menkveld, A. J. (2011). Does algorithmic trading improve liquidity? *The Journal of Finance*, 66(1):1–33.
- [Hendershott et al., 2009] Hendershott, T., Riordan, R., et al. (2009). Algorithmic trading and information. *Manuscript, University of California, Berkeley*.
- [Hill and Westbrook, 1997] Hill, T. and Westbrook, R. (1997). Swot analysis: it's time for a product recall. *Long range planning*, 30(1):46–52.
- [Hsu et al., 2011] Hsu, L.-Y., Horng, S.-J., He, M., Fan, P., Kao, T.-W., Khan, M. K., Run, R.-S., Lai, J.-L., and Chen, R.-J. (2011). Mutual funds trading strategy based on particle swarm optimization. *Expert Systems with Applications*, 38(6):7582–7602.

- [Hung et al., 2003] Hung, K.-k., Cheung, Y.-m., and Xu, L. (2003). An extended asld trading system to enhance portfolio management. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 14(2):413–425.
- [Ida et al., 2000] Ida, T., Ando, M., and Toraya, H. (2000). Extended pseudo-voigt function for approximating the voigt profile. *Journal of Applied Crystallography*, 33(6):1311–1316.
- [Jarque and Bera, 1987] Jarque, C. M. and Bera, A. K. (1987). A test for normality of observations and regression residuals. *International Statistical Review/Revue Internationale de Statistique*, pages 163–172.
- [Johnson, 2010] Johnson, B. (2010). Algorithmic trading & dma.
- [Joseph, 1995] Joseph, N. L. (1995). Cointegration, error-correction models, and forecasting using realigned foreign exchange rates. *Journal of Forecasting*, 14(6):499–522.
- [Kalkandjiev et al., 1989] Kalkandjiev, T., Petrov, V., and Nickolov, J. (1989). Deconvolution versus derivative spectroscopy. *Applied Spectroscopy*, 43(1):44–48.
- [Kamruzzaman and Sarker, 2003] Kamruzzaman, J. and Sarker, R. A. (2003). Forecasting of currency exchange rates using ann: A case study. In *Neural Networks and Signal Processing, 2003. Proceedings of the 2003 International Conference on*, volume 1, pages 793–797. IEEE.
- [Kamruzzaman et al., 2003] Kamruzzaman, J., Sarker, R. A., and Ahmad, I. (2003). Svm based models for predicting foreign currency exchange rates. In *Data Mining, 2003. ICDM 2003. Third IEEE International Conference on*, pages 557–560. IEEE.
- [Karnaukh et al., 2015] Karnaukh, N., Ranaldo, A., and Söderlind, P. (2015). Understanding fx liquidity. *The Review of Financial Studies*, 28(11):3073–3108.
- [Kim, 2010] Kim, K. (2010). *Electronic and algorithmic trading technology: the complete guide*. Academic Press.
- [King et al., 2011] King, M. R., Osler, C. L., and Rime, D. (2011). Foreign exchange market structure, players and evolution.

- [Kirilenko et al., 2017] Kirilenko, A., Kyle, A. S., Samadi, M., and Tuzun, T. (2017). The flash crash: High-frequency trading in an electronic market. *The Journal of Finance*, 72(3):967–998.
- [Kissell and Malamut, 2005] Kissell, R. and Malamut, R. (2005). Algorithmic decision-making framework. *The Journal of Trading*, 1(1):12–21.
- [Kotsiantis et al., 2007] Kotsiantis, S. B., Zaharakis, I., and Pintelas, P. (2007). Supervised machine learning: A review of classification techniques. *Emerging artificial intelligence applications in computer engineering*, 160:3–24.
- [Kuo et al., 2001] Kuo, R. J., Chen, C., and Hwang, Y. (2001). An intelligent stock trading decision support system through integration of genetic algorithm based fuzzy neural network and artificial neural network. *Fuzzy sets and systems*, 118(1):21–45.
- [Lam and Chung Lam, 2000] Lam, K. and Chung Lam, K. (2000). Forecasting for the generation of trading signals in financial markets. *Journal of Forecasting*, 19(1):39–52.
- [Li and Ku, 2018] Li, C.-Y. and Ku, Y.-C. (2018). The power of a thumbs-up: Will e-commerce switch to social commerce? *Information & Management*, 55(3):340–357.
- [Liao et al., 1999] Liao, S., Shao, Y. P., Wang, H., and Chen, A. (1999). The adoption of virtual banking: an empirical study. *International journal of information management*, 19(1):63–74.
- [Lin et al., 2005] Lin, D., Li, X., and Li, M. (2005). A genetic algorithm for solving portfolio optimization problems with transaction costs and minimum transaction lots. In *International Conference on Natural Computation*, pages 808–811. Springer.
- [Lind-Waldock, 2006] Lind-Waldock (2006). *The Complete Guide to Futures Trading*. John Wiley Sons.
- [Liu et al., 1994] Liu, T.-R., Gerlow, M. E., and Irwin, S. H. (1994). The performance of alternative var models in forecasting exchange rates. *International Journal of Forecasting*, 10(3):419–433.
- [Luetkepohl, 2009] Luetkepohl, H. (2009). Econometric analysis with vector autoregressive models. *Handbook of Computational Econometrics*, pages 281–319.

- [López-Blanco and Chacón, 2016] López-Blanco, J. R. and Chacón, P. (2016). New generation of elastic network models. *Current opinion in structural biology*, 37:46–53.
- [López Cascales et al., 1992] López Cascales, J., Navarro, S., and Garcia de La Torre, J. (1992). Deformation, orientation, and scattering from polymer chains in shear flow. a brownian dynamics simulation study. *Macromolecules*, 25(13):3574–3580.
- [Mackenzie, 2015] Mackenzie, A. (2015). The fintech revolution. *London Business School Review*, 26(3):50–53.
- [Makovskỳ, 2014] Makovskỳ, P. (2014). Modern approaches to efficient market hypothesis of forex—the central european case. *Procedia Economics and Finance*, 14:397–406.
- [Malca, 2001] Malca, Ó. (2001). *Comercio electrónico*. Universidad del Pacífico.
- [Malkiel and Fama, 1970] Malkiel, B. G. and Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The journal of Finance*, 25(2):383–417.
- [Mandelbrot, 1967] Mandelbrot, B. (1967). The variation of some other speculative prices. *The Journal of Business*, 40(4):393–413.
- [Manzur, 2018] Manzur, M. (2018). Exchange rate economics is always and everywhere controversial. *Applied Economics*, 50(3):216–232.
- [Meade, 2002] Meade, N. (2002). A comparison of the accuracy of short term foreign exchange forecasting methods. *International Journal of forecasting*, 18(1):67–83.
- [Meese and Rogoff, 1983] Meese, R. A. and Rogoff, K. (1983). Empirical exchange rate models of the seventies: Do they fit out of sample? *Journal of international economics*, 14(1-2):3–24.
- [Mesías et al., 2018] Mesías, A., Lidia, K., Door Matos, C. T., Vicente, L., Felix, R., and Santa Gadea Pasco, M. P. L. (2018). Plan de negocios para determinar la viabilidad del desarrollo de un asistente virtual de ventas (chatbot): caso gamarra.

- [Milian et al., 2019] Milian, E. Z., Spinola, M. d. M., and de Carvalho, M. M. (2019). Fintechs: A literature review and research agenda. *Electronic Commerce Research and Applications*, page 100833.
- [Miramontes and Volke, 2013] Miramontes, O. and Volke, K. (2013). *Fronteras de la física en el siglo XXI*. CopIt ArXives.
- [Mizrach and Neely, 2006] Mizrach, B. and Neely, C. J. (2006). The transition to electronic communications networks in the secondary treasury market. *Federal Reserve Bank of St. Louis Working Paper Series*, (2006-012).
- [Montana et al., 2008] Montana, G., Triantafyllopoulos, K., and Tsagaris, T. (2008). Data stream mining for market-neutral algorithmic trading. In *Proceedings of the 2008 ACM symposium on Applied computing*, pages 966–970. ACM.
- [Nassirtoussi et al., 2015] Nassirtoussi, A. K., Aghabozorgi, S., Wah, T. Y., and Ngo, D. C. L. (2015). Text mining of news-headlines for forex market prediction: A multi-layer dimension reduction algorithm with semantics and sentiment. *Expert Systems with Applications*, 42(1):306–324.
- [Nenortaite and Simutis, 2004] Nenortaite, J. and Simutis, R. (2004). Stocks’ trading system based on the particle swarm optimization algorithm. In *International Conference on Computational Science*, pages 843–850. Springer.
- [New York Foreign Exchange Committee, 2018] New York Foreign Exchange Committee (16 de Noviembre , 2018). <https://www.newyorkfed.org/fxc/index.html>.
- [OANDA Corp, 2017] OANDA Corp (14 de Agosto , 2017). <https://www.oanda.com/lang/en/solutions-for-business/historical-rates/main.html>.
- [Olukotun et al., 1996] Olukotun, K., Nayfeh, B. A., Hammond, L., Wilson, K., and Chang, K. (1996). The case for a single-chip multiprocessor. In *ACM Sigplan Notices*, volume 31, pages 2–11. ACM.
- [Osterwalder and Pigneur, 2010] Osterwalder, A. and Pigneur, Y. (2010). *Business model generation: a handbook for visionaries, game changers, and challengers*. John Wiley & Sons.

- [Oussaidene et al., 1997] Oussaidene, M., Chopard, B., Pictet, O. V., and Tomassini, M. (1997). Parallel genetic programming and its application to trading model induction. *Parallel Computing*, 23(8):1183–1198.
- [Pereira et al., 2017] Pereira, E. J. d. A. L., da Silva, M. F., and Pereira, H. (2017). Econophysics: Past and present. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 473:251–261.
- [Pérez Sánchez et al., 2005] Pérez Sánchez, H., García de la Torre, J., and Díaz Baños, F. (2005). Transient electric birefringence of wormlike macromolecules in electric fields of arbitrary strength: A computer simulation study. *The Journal of chemical physics*, 122(12):124902.
- [Pilinkiene et al., 2013] Pilinkiene, V., Kurschus, R.-J., and Auskalnyte, G. (2013). E-business as a source of competitive advantage. *Economics and management*, 18(1):77–85.
- [Plakandaras et al., 2015] Plakandaras, V., Papadimitriou, T., and Gogas, P. (2015). Forecasting daily and monthly exchange rates with machine learning techniques. *Journal of Forecasting*, 34(7):560–573.
- [Pole, 2011] Pole, A. (2011). *Statistical arbitrage: algorithmic trading insights and techniques*, volume 411. John Wiley & Sons.
- [Potvin et al., 2004] Potvin, J.-Y., Soriano, P., and Vallée, M. (2004). Generating trading rules on the stock markets with genetic programming. *Computers & Operations Research*, 31(7):1033–1047.
- [Prix et al., 2007] Prix, J., Loistl, O., and Huetl, M. (2007). Algorithmic trading patterns in xetra orders. *The European Journal of Finance*, 13(8):717–739.
- [Redl, 2015] Redl, C. (2015). Noisy news and exchange rates: A svar approach. *Journal of International Money and Finance*, 58:150–171.
- [Riordan and Storckenmaier, 2012] Riordan, R. and Storckenmaier, A. (2012). Latency, liquidity and price discovery. *Journal of Financial Markets*, 15(4):416–437.
- [Ruiz, 1992] Ruiz, J. L. G. (1992). Patrón oro, banca y crisis (1875-1936): Una revisión desde la historia económica. *Cuadernos de estudios empresariales*, (2):57–86.

- [Samuel, 1959] Samuel, A. L. (1959). Some studies in machine learning using the game of checkers. *IBM Journal of research and development*, 3(3):210–229.
- [Samuelson et al., 1965] Samuelson, P. A. et al. (1965). Proof that properly anticipated prices fluctuate randomly. *Industrial management review*, 6(2).
- [Sanders and Kandrot, 2010] Sanders, J. and Kandrot, E. (2010). *CUDA by example: an introduction to general-purpose GPU programming*. Addison-Wesley Professional.
- [Sarantis and Stewart, 1995] Sarantis, N. and Stewart, C. (1995). Structural, var and bvar models of exchange rate determination: a comparison of their forecasting performance. *Journal of Forecasting*, 14(3):201–215.
- [Schaller, 1997] Schaller, R. R. (1997). Moore’s law: past, present and future. *IEEE spectrum*, 34(6):52–59.
- [Schinasi and Swamy, 1989] Schinasi, G. J. and Swamy, P. A. V. B. (1989). The out-of-sample forecasting performance of exchange rate models when coefficients are allowed to change. *Journal of International Money and Finance*, 8(3):375–390.
- [Schinckus, 2011] Schinckus, C. (2011). What can econophysics contribute to financial economics? *International Review of Economics*, 58(2):147–163.
- [SEC, 2010] SEC (2010). Risk management controls for brokers or dealers with market access; final rule. *Federal Register*, 17 CFR Part Part 240 75 (229).
- [Sidehabi et al., 2016] Sidehabi, S. W., Tandungan, S., et al. (2016). Statistical and machine learning approach in forex prediction based on empirical data. In *Computational Intelligence and Cybernetics (CYBERNETICSCOM), 2016 International Conference on*, pages 63–68. IEEE.
- [Sims, 1980] Sims, C. A. (1980). Macroeconomics and reality. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, pages 1–48.
- [Tetlock, 2007] Tetlock, P. C. (2007). Giving content to investor sentiment: The role of media in the stock market. *The Journal of finance*, 62(3):1139–1168.
- [Tetlock et al., 2008] Tetlock, P. C., Saar-Tsechansky, M., and Macskassy, S. (2008). More than words: Quantifying language to measure firms’ fundamentals. *The Journal of Finance*, 63(3):1437–1467.

- [Tilakaratne et al., 2007] Tilakaratne, C., Morris, S., Mammadov, M., and Hurst, C. (2007). Predicting stock market index trading signals using neural networks. In *Proceedings of the 14th Annual Global Finance Conference (GFC'07)*, pages 171–179.
- [Tıřan, 2015] Tıřan, A. G. (2015). The efficient market hypothesis: review of specialized literature and empirical research. *Procedia Economics and Finance*, 32:442–449.
- [Torra, 2011] Torra, V. (2011). La inteligencia artificial. *Lychnos*, (7):14–19.
- [Trapletti et al., 2002] Trapletti, A., Geyer, A., and Leisch, F. (2002). Forecasting exchange rates using cointegration models and intra-day data. *Journal of Forecasting*, 21(3):151–166.
- [Tsalgatidou and Pitoura, 2001] Tsalgatidou, A. and Pitoura, E. (2001). Business models and transactions in mobile electronic commerce: requirements and properties. *Computer Networks*, 37(2):221–236.
- [Van Laarhoven and Aarts, 1987] Van Laarhoven, P. J. and Aarts, E. H. (1987). Simulated annealing. In *Simulated annealing: Theory and applications*, pages 7–15. Springer.
- [Weizenbaum, 1966] Weizenbaum, J. (1966). Eliza—a computer program for the study of natural language communication between man and machine. *Communications of the ACM*, 9(1):36–45.
- [Wilson, 1994] Wilson, C. (1994). Self-organizing neural network system for trading common stocks. In *Proc. ICNN'94, Int. Conf. on Neural Networks*, pages 3651–3654.
- [Woo, 1985] Woo, W. T. (1985). The monetary approach to exchange rate determination under rational expectations: The dollar-deutschmark rate. *Journal of International Economics*, 18(1-2):1–16.
- [Yao and Tan, 2000] Yao, J. and Tan, C. L. (2000). A case study on using neural networks to perform technical forecasting of forex. *Neurocomputing*, 34(1):79–98.
- [Zhou and Chaovalit, 2008] Zhou, L. and Chaovalit, P. (2008). Ontology-supported polarity mining. *Journal of the American Society for Information Science and technology*, 59(1):98–110.