



GRADO EN INGENIERÍA EN TECNOLOGÍAS  
INDUSTRIALES

TRABAJO FIN DE GRADO

*Optimización de estrategias de inversión en el Mercado  
de Valores mediante algoritmos genéticos*

Autor: Marta Villagrán Prieto

Director: Juan Luis Zamora Macho

Madrid  
Mayo 2020



## **AUTORIZACIÓN PARA LA DIGITALIZACIÓN, DEPÓSITO Y DIVULGACIÓN EN RED DE PROYECTOS FIN DE GRADO, FIN DE MÁSTER, TESINAS O MEMORIAS DE BACHILLERATO**

### ***1º. Declaración de la autoría y acreditación de la misma.***

La autora Dña. Marta Villagrán Prieto DECLARA ser la titular de los derechos de propiedad intelectual de la obra: OPTIMIZACIÓN DE ESTRATEGIAS DE INVERSIÓN EN EL MERCADO DE VALORES MEDIANTE ALGORITMOS GENÉTICOS que ésta es una obra original, y que ostenta la condición de autor en el sentido que otorga la Ley de Propiedad Intelectual.

### ***2º. Objeto y fines de la cesión.***

Con el fin de dar la máxima difusión a la obra citada a través del Repositorio institucional de la Universidad, el autor **CEDE** a la Universidad Pontificia Comillas, de forma gratuita y no exclusiva, por el máximo plazo legal y con ámbito universal, los derechos de digitalización, de archivo, de reproducción, de distribución y de comunicación pública, incluido el derecho de puesta a disposición electrónica, tal y como se describen en la Ley de Propiedad Intelectual. El derecho de transformación se cede a los únicos efectos de lo dispuesto en la letra a) del apartado siguiente.

### ***3º. Condiciones de la cesión y acceso***

Sin perjuicio de la titularidad de la obra, que sigue correspondiendo a su autor, la cesión de derechos contemplada en esta licencia habilita para:

- a) Transformarla con el fin de adaptarla a cualquier tecnología que permita incorporarla a internet y hacerla accesible; incorporar metadatos para realizar el registro de la obra e incorporar “marcas de agua” o cualquier otro sistema de seguridad o de protección.
- b) Reproducirla en un soporte digital para su incorporación a una base de datos electrónica, incluyendo el derecho de reproducir y almacenar la obra en servidores, a los efectos de garantizar su seguridad, conservación y preservar el formato.
- c) Comunicarla, por defecto, a través de un archivo institucional abierto, accesible de modo libre y gratuito a través de internet.
- d) Cualquier otra forma de acceso (restringido, embargado, cerrado) deberá solicitarse expresamente y obedecer a causas justificadas.
- e) Asignar por defecto a estos trabajos una licencia Creative Commons.
- f) Asignar por defecto a estos trabajos un HANDLE (URL *persistente*).

### ***4º. Derechos del autor.***

El autor, en tanto que titular de una obra tiene derecho a:

- a) Que la Universidad identifique claramente su nombre como autor de la misma
- b) Comunicar y dar publicidad a la obra en la versión que ceda y en otras posteriores a través de cualquier medio.
- c) Solicitar la retirada de la obra del repositorio por causa justificada.
- d) Recibir notificación fehaciente de cualquier reclamación que puedan formular terceras personas en relación con la obra y, en particular, de reclamaciones relativas a los derechos de propiedad intelectual sobre ella.

### ***5º. Deberes del autor.***

El autor se compromete a:

- a) Garantizar que el compromiso que adquiere mediante el presente escrito no infringe ningún derecho de terceros, ya sean de propiedad industrial, intelectual o cualquier otro.
- b) Garantizar que el contenido de las obras no atenta contra los derechos al honor, a la intimidad y a la imagen de terceros.
- c) Asumir toda reclamación o responsabilidad, incluyendo las indemnizaciones por daños, que pudieran ejercitarse contra la Universidad por terceros que vieran infringidos sus derechos e intereses a causa de la cesión.

- d) Asumir la responsabilidad en el caso de que las instituciones fueran condenadas por infracción de derechos derivada de las obras objeto de la cesión.

**6º. Fines y funcionamiento del Repositorio Institucional.**

La obra se pondrá a disposición de los usuarios para que hagan de ella un uso justo y respetuoso con los derechos del autor, según lo permitido por la legislación aplicable, y con fines de estudio, investigación, o cualquier otro fin lícito. Con dicha finalidad, la Universidad asume los siguientes deberes y se reserva las siguientes facultades:

- La Universidad informará a los usuarios del archivo sobre los usos permitidos, y no garantiza ni asume responsabilidad alguna por otras formas en que los usuarios hagan un uso posterior de las obras no conforme con la legislación vigente. El uso posterior, más allá de la copia privada, requerirá que se cite la fuente y se reconozca la autoría, que no se obtenga beneficio comercial, y que no se realicen obras derivadas.
- La Universidad no revisará el contenido de las obras, que en todo caso permanecerá bajo la responsabilidad exclusiva del autor y no estará obligada a ejercitar acciones legales en nombre del autor en el supuesto de infracciones a derechos de propiedad intelectual derivados del depósito y archivo de las obras. El autor renuncia a cualquier reclamación frente a la Universidad por las formas no ajustadas a la legislación vigente en que los usuarios hagan uso de las obras.
- La Universidad adoptará las medidas necesarias para la preservación de la obra en un futuro.
- La Universidad se reserva la facultad de retirar la obra, previa notificación al autor, en supuestos suficientemente justificados, o en caso de reclamaciones de terceros.

Madrid, a 5 de mayo de 2020

**ACEPTA**



Fdo. Marta Villagrán Prieto

Motivos para solicitar el acceso restringido, cerrado o embargado del trabajo en el Repositorio Institucional:

Declaro, bajo mi responsabilidad, que el Proyecto presentado con el título  
OPTIMIZACIÓN DE ESTRATEGIAS DE INVERSIÓN EN EL MERCADO DE  
VALORES MEDIANTE ALGORITMOS GENÉTICOS

en la ETS de Ingeniería - ICAI de la Universidad Pontificia Comillas en el  
curso académico 2019/20 es de mi autoría, original e inédito y  
no ha sido presentado con anterioridad a otros efectos. El Proyecto no es  
plagio de otro, ni total ni parcialmente y la información que ha sido tomada  
de otros documentos está debidamente referenciada.

Fdo.: Marta Villagrán Prieto Fecha: 06./05./2020



Autorizada la entrega del proyecto

EL DIRECTOR DEL PROYECTO

Fdo.: Juan Luis Zamora Macho Fecha: 07./05./2020







GRADO EN INGENIERÍA EN TECNOLOGÍAS  
INDUSTRIALES

TRABAJO FIN DE GRADO

*Optimización de estrategias de inversión en el Mercado  
de Valores mediante algoritmos genéticos*

Autor: Marta Villagrán Prieto

Director: Juan Luis Zamora Macho

Madrid  
Mayo 2020





## Resumen

# OPTIMIZACIÓN DE ESTRATEGIAS DE INVERSIÓN EN EL MERCADO DE VALORES MEDIANTE ALGORITMOS GENÉTICOS

**Autor: Villagrán Prieto, Marta.**

Director: Zamora Macho, Juan Luis.

Entidad Colaboradora: ICAI – Universidad Pontificia Comillas.

## RESUMEN DEL PROYECTO

### Introducción

La correcta predicción de los mercados financieros es una antigua quimera perseguida desde sus inicios por sus inversores. El diseño de estrategias de inversión eficientes ha sido el epicentro de controversias del mundo financiero en las últimas décadas. Es importante matizar que no hay ninguna fórmula estática y cerrada capaz de batir al mercado en cualquier circunstancia, pues el propio mercado la inutilizaría en muy poco tiempo. La dificultad de establecer un modelo que se ajuste a los cambios y la volatilidad del mercado es la piedra angular que supone el éxito de cualquier estrategia de inversión. Son precisamente la incertidumbre y la presunta ineficiencia de los mercados las que han dividido el panorama de especuladores en dos principales corrientes de pensamiento: los partidarios del análisis técnico y los del análisis fundamental.

El presente trabajo se ha desarrollado atendiendo las premisas del análisis técnico. Este método está basado en los principios establecidos por el analista financiero Charles Dow publicados en el Wall Street Journal. Sus fronteras se han ido extendiendo exponencialmente y por ello, las viejas técnicas chartistas de análisis de gráficos se han visto repudiadas por ventanas tridimensionales que siguen el comportamiento de los mercados financieros desde la pantalla de los ordenadores.

El vertiginoso desarrollo de la tecnología de los mercados financieros se ha producido en un doble sentido. Por una parte, los economistas han flexibilizado su percepción de la eficacia del mercado, aceptando la posibilidad de cierta capacidad predictiva de los rendimientos del mercado por medio de algoritmos no lineales. Por otra parte, ha experimentado una transformación sustancial desde el

punto de vista de las herramientas empleadas, recabando avances registrados en otras disciplinas. En este punto, el empleo de sistemas inteligentes de optimización desempeña un papel fundamental.

De este modo, la biología ha servido como fuente de inspiración de otros procedimientos de algoritmos de optimización y han permitido el desarrollo de los algoritmos genéticos, en adelante AG, cuyo futuro parece ser bastante prometedor en el ámbito bursátil. Este algoritmo emula el proceso empleado por los seres vivos en la lucha por la supervivencia de su especie, haciendo uso de estrategias de optimización empleadas de modo ancestral en la naturaleza, como la selección natural, la transmisión genética y la mutación de la especie.

### **Estado de la técnica**

Según los analistas técnicos los precios del mercado reflejan no sólo los distintos miedos, conjeturas y estados de ánimo, racionales e irracionales, de los cientos de compradores y vendedores, sino que también reflejan sus necesidades y recursos. Estos son factores adicionales que retan al análisis y para los que no hay estadísticas que se puedan obtener. Todos ellos están, sin embargo, sintetizados, ponderados y finalmente expresados en una cifra precisa a la que un comprador, un vendedor llegan juntos y a la que hacen un trato. El precio resultante es la única cifra que importa.

La piedra angular de los estudios del análisis técnico la constituye el análisis realizado por Alfred Cowles (1933) [1] en el que verificó si 45 agentes profesionales de inversión financiera eran capaces de predecir los movimientos futuros del mercado de valores. Por otra parte, aproximadamente a finales del siglo XIX Charles Dow empleó principios del análisis técnico con el precio de cierre de 11 acciones relevantes. Con la publicación de una serie de editoriales se fraguaron los elementos que explican el fundamento del análisis técnico.

En este arduo contexto proliferaron numerosos investigadores que hacían tambalear las bases sobre las que se asentaba dicho análisis. En las últimas décadas se han publicado numerosos estudios en prestigiosas revistas científicas cuya trama principal la ocupa el estudio de la eficacia del mismo. Para testear quienes simpaticizaban con este método, Park e Irwin (2007) [10] diseñaron un análisis exhaustivo para investigar los estudios realizados sobre las diferentes técnicas de inversión. En dicho análisis se incluyeron 137 estudios, que fueron llevados a cabo en mercado de valores internacionales durante el periodo comprendido entre los años 1960 y 2004. Este material informativo se clasificó en dos grupos: estudios tempranos

(1960-1987) y estudios más modernos (1988-2004).

En el primero de ellos, sólo se analizaron estrategias de inversión y según los autores, éstas no fueron testeadas correctamente porque, no sólo bastaba con aplicar la teoría existente, sino que los indicadores que se usaban dependían de unos parámetros que necesitaban ser optimizados, de lo contrario, más que un análisis técnico sería uno probabilístico. Este fue el error cometido en la mayoría de los casos. Por ello, gran parte de los resultados de dichos estudios revelaron que, mediante la aplicación de la metodología del análisis técnico, no se obtenían resultados mejores que con una estrategia de comprar y esperar. Sin embargo, estudios más recientes sí que contemplaron nuevas vías de proliferación del análisis y por ello, los resultados obtenidos también sufrieron un giro de 180°. Es decir, muchos autores consideran que la elección arbitraria, tanto de las reglas, como de los parámetros seleccionados, producían severas desviaciones en los resultados obtenidos.

Ello no implica que sea considerado como un método infalible, de acuerdo con la Hipótesis Adaptativa de los Mercados Eficientes, su éxito no puede ser completamente generalizable. Esta nueva teoría sirve como unión entre la Hipótesis de los Mercados Eficientes y el comportamiento financiero que asume la dinámica natural del mercado de valores. De este modo, se propone superar los errores anteriores y brindar por una solución que opte por considerar la posibilidad de incluir en las decisiones financieras la combinación no lineal del rendimiento y del riesgo asumido.

En este contexto, los campos que están cobrando protagonismo son la aplicación de algoritmos genéticos, máquinas de soporte de vectores, redes neuronales artificiales, lógica difusa y la teoría del caos. El empleo de técnicas derivadas del Machine Learning han demostrado ser verdaderamente efectivas en la predicción del movimiento de los precios de las acciones.

Los primeros atisbos de las ideas que subyacen a los AG se encuentran en los artículos de Holland [15], y autores posteriores como Golberg (1989) [16] y de Jong (1975) [17] contribuyeron enormemente en la construcción de los cimientos de este algoritmo. Holland estableció una agenda amplia y ambiciosa para comprender los principios subyacentes de los sistemas adaptativos, sistemas que son capaces de auto modificarse en respuesta a sus interacciones con los entornos en los que deben funcionar.

A lo largo de la historia, los AG han sido aplicados en multitud de contextos. Los pioneros en emplear la programación genética en encontrar estrategias de in-

versión rentables fueron Allen y Karjalainen (1999) [23]. Para ello, usaron los datos históricos del índice de S&P 500 comprendidos entre 1928 y 1995. Sin embargo, las reglas aplicadas no fueron capaces de batir la simple técnica de comprar y esperar cuando se incluyeron costes de transacción del 0,25 %. Posteriormente, Dempster y Jones (2001) [24] aplicaron los AG en la optimización de métodos propios del análisis técnico. El primer cambio importante que modificaron con respecto al trabajo de A&K fue que, en lugar de predecir usando reglas de filtro simples como el precio de cierre o las medias móviles, utilizaron una amplia gama de indicadores más refinados, entre ellos el MACD, RSI o AMA.

La aplicación del AG no sólo se focaliza en la optimización de indicadores técnicos que permitan batir al mercado, sino que su uso también se ha extendido a multitud de aspectos de la gestión de inversiones.

### **Algoritmo desarrollado**

El problema que se pretende resolver presenta gran complejidad lo que requiere la implementación de un algoritmo flexible y versátil capaz de ajustarse a la modelización de distintas estrategias. El algoritmo desarrollado calcula el rango de cada individuo mediante el concepto de dominancia de Pareto, en el que la posición de cada uno de ellos depende del número de sujetos que lo dominan. Para escalar dichas puntuaciones se emplea una función penalizadora que descarta automáticamente aquellos individuos que no cumplen las restricciones impuestas. Los restantes se ordenan según el valor computado por la función fitness.

Se diseñaron dos alternativas para evaluar la calidad de los individuos. La primera, de carácter multiobjetivo, en la que se pondera la rentabilidad y el riesgo con una variable adicional cuyo valor también se optimiza. Por otro lado, la segunda restringe el espacio de búsqueda de soluciones del algoritmo según la aversión al riesgo que el usuario desea admitir. En ambos supuestos, mientras más baja sea la evaluación, mayor calidad posee el gen. Además, para desempatar aquellos individuos que tienen la misma puntuación, se emplea el concepto de *distance crowding*. Por ello, se escoge a aquel individuo que presenta una distancia media, con respecto al resto de la población, superior para así, favorecer la diversidad del material genético.

Por otra parte, se añade al algoritmo la posibilidad de emplear el elitismo, para así salvar automáticamente a los mejores individuos de cada generación y garantizar que nunca se va a dar un paso hacia atrás en cuanto a la calidad de las soluciones computadas en cada iteración.

Con respecto a los operadores de reproducción, para la función de cruce, se opta por la selección del cruce uniforme para así otorgar la misma probabilidad de propagación de genes a cada uno de los padres que intervienen. Para ello, se emplea una máscara binaria que se genera aleatoriamente y que permite filtrar y combinar los valores entre los padres. Por otra parte, con respecto al operador de mutación, se emplea una función con una probabilidad muy escasa, para asegurar la convergencia del algoritmo, con los parámetros de escala y encogimiento iguales a 1 y sesgada hacia la reproducción de aquellos individuos con mejor aptitud. Por último, se determinaron los parámetros de control óptimos para algunos de estos elementos mediante la optimización del propio AG.

Por otra parte, también se sugirió la paralelización del AG para procesar las secuencias internas del mismo en distintos procesadores y con ello, acelerar la ejecución del proceso. En este sentido, se programó que las funciones objetivo y las restricciones, fueran evaluadas simultáneamente. Todas estas opciones descritas anteriormente se pueden personalizar dentro del menú correspondiente a la optimización, situado en la esquina derecha superior de la interfaz de la aplicación.

Por último, se restringió el espacio de búsqueda del algoritmo limitando unos umbrales máximos y mínimos cuyo rango encontrara un equilibrio entre la extensión (para no perder la diversidad de la población y evitar caer en óptimos locales) y la precisión (para no aumentar desmedidamente el coste computacional de la simulación).

### **Integración en la aplicación**

La herramienta cuenta con un banco de datos proporcionado por *Yahoo Finance* en la que se monitoriza la evolución diaria, en el periodo comprendido entre los años 2009 y 2019, del precio de 1275 valores que cotizan en 17 Bolsas intercontinentales. El proyecto se ha desarrollado en el entorno de una aplicación diseñada en *Matlab App Designer*. Con ella se pretende generar predicciones fiables, haciendo uso de distintos modelos de predicción y redes neuronales, que permitan la implementación de estrategias de inversión rentables.

Por ello, el objetivo fundamental del proyecto consiste en la aplicación de un AG que permita optimizar los metaparámetros empleados en los métodos heurísticos y los modelos de predicción existentes para todas entradas definidas. Resulta preciso matizar que los parámetros de cada modelo no permanecen constantes durante el instante evaluado, pues se van ajustando a las fluctuaciones del mercado

conforme se recorre una ventana deslizante previamente definida. Sin embargo, los metaparámetros utilizados en el diseño de la estrategia de inversión sí que son constantes durante el periodo analizado.

En este arduo contexto surge la necesidad de simplificar la caótica realidad que impregna el mercado financiero a través de modelos que permitan captar la esencia general de este y obviar los ruidos y perturbaciones. En este sentido, resulta esencial el desarrollo de modelos de predicción que encuentren un equilibrio entre el realismo y la manejabilidad y, que permitan crear abstracciones del dinamismo del mercado.

Para entrenar el modelo se necesitan datos históricos. Sin embargo, como el mercado de valores es un sistema altamente no lineal y dominado por numerosas fluctuaciones, no conviene trabajar con la evolución real de las cotizaciones. En su lugar, se filtran los datos aplicando un filtro paso bajo para así suavizar las tendencias y reducir la oscilación de los precios.

Además, también es necesario homogeneizar los datos, pues de lo contrario, los análisis realizados no pueden ser comparables ni extrapolables a otros entornos. La necesidad de armonizar los modelos para todos los valores, que cotizan en rangos de precios absolutos y en divisas distintos entre sí, provoca que haya que normalizar los precios. Por lo tanto, la rentabilidad computada es fruto tanto del beneficio generado como la tasa de cambio del mercado en el que cotiza el valor, una vez deducidos los costes de transacción. Dicha normalización de precios se puede representar matemáticamente a través de la siguiente ecuación:

$$C_{N_{pu}} [k] = \left( \frac{C_N [k]}{O_N [k - N + 1]} \times \frac{Currency [k]}{Currency [k - N + 1]} - 1 \right) \times 100 \quad (1)$$

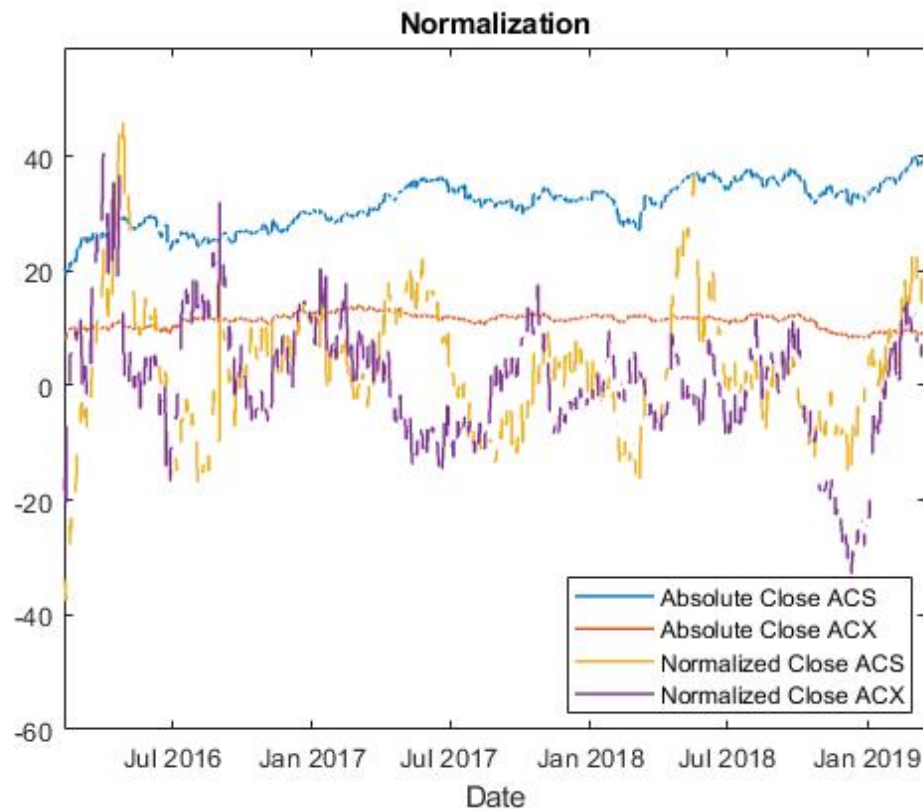
$$O_{N_{pu}} [k] = \left( \frac{O_N [k]}{O_N [k - N + 1]} \times \frac{Currency [k]}{Currency [k - N + 1]} - 1 \right) \times 100 \quad (2)$$

*Donde :*

- $C_{N_{pu}} [k]$  y  $O_{N_{pu}} [k]$  representan los precios de cierre y apertura normalizados.
- $O_N [k - N + 1]$  representa el precio de apertura  $N$  días antes.

- $C_N[k]$  y  $O_N[k]$  representan los precios de cierre y apertura en cada una de las sesiones que comprenden el intervalo estudiado.
- $Currency[k]$  representa la tasa de cambio en las sesiones que forman el periodo.
- $Currency[k - N + 1]$  representa la tasa de cambio  $N$  días antes.

A continuación, se muestra en la *Figura 1* un ejemplo gráfico. En él se puede apreciar cómo ahora los precios de las acciones de Actividades de Construcción y Acerinox son mucho más comparables entre sí, lo que favorece a realizar análisis más exhaustivos.



*Figura 1. Precio normalizado de ACS y ACX*

Una vez que se dispone de los datos necesarios, resulta indispensable definir las señales que se utilizan como entradas y salida para entrenar el modelo. Todos los modelos desarrollados tienen por inputs tres entradas que se construyen mediante la parametrización de dichas señales a lo largo de unas ventanas de días.



Dichas entradas se van actualizando conforme la ventana deslizante va recorriendo el periodo de estudio, para así reflejar de manera más fidedigna la evolución del mercado. Para la generación del output se procede de manera análoga, pero utilizando una única señal del futuro. La teoría subyacente para la construcción de estas señales es común en todas sus modalidades, sin embargo, la definición práctica depende del tipo de entrada seleccionado. Las opciones contempladas son las siguientes:

- Beneficios y sus incrementos
- Beneficios a largo plazo y sus incrementos
- Medias móviles y sus incrementos
- Un ajuste por un polinomio de segundo grado
- Los indicadores RSI y MACD

En la *Figura 2* se muestra gráficamente como se construyen las señales. Estas son las variables utilizadas por el modelo para efectuar la predicción de la rentabilidad futura. Se utilizan señales como entradas para estudiar cada uno de los horizontes posibles en la inversión: corto, medio y largo plazo. En la gráfica, vienen representados por los rectángulos de distintos colores.

A continuación, sólo se presenta las ecuaciones empleadas para generar las rentabilidades a largo plazo, pues son las que han brindado mejores resultados. Se denota por “k” el instante en el que se efectúa la predicción.

$$u_1 [k] = u_{3_{profits}} [k] \quad (3)$$

$$u_2 [k] = 100 \times \text{máx} \{C_{N_{long}} (i)\} \quad (4)$$

$$u_3 [k] = 100 \times \text{min} \{C_{N_{long}} (i)\} \quad (5)$$

*Donde :*

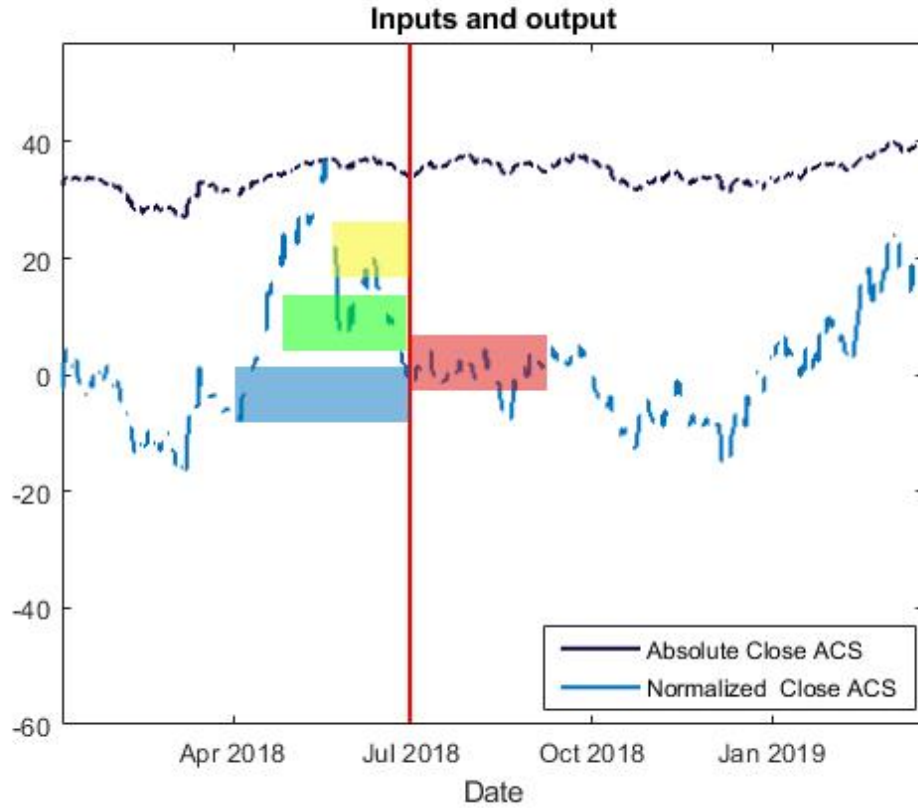


Figura 2. Construcción de las señales

$$u_{3_{profits}} [k] = 100 \times \frac{C_{N_{pu}} [k] - O_{N_{pu}} [k - L + 1]}{1 + O_{N_{pu}} [k - L + 1]} \quad (6)$$

Definidas todas las variables se procede con la predicción. Una predicción económica es satisfactoria si permite la generación de estrategias de inversión rentables. Es decir, no es un fin en sí mismo, sino un medio para reducir la incertidumbre generada por la gran volatilidad del mercado. Una vez predicha la salida, se le aplican los umbrales y se generan las señales de compraventa y con ello, queda concluido el proceso. Para validar la bondad del método se revisan los resultados obtenidos para el conjunto catalogado como test.

Los umbrales aplicados, el filtro con el que se transforman los datos y las ventanas con las que se parametrizan las entradas, son metaparámetros que no se pueden asignar aleatoriamente, sino que necesitan ser optimizados. En este punto

álvido es donde el potencial de los AG brilla por sí mismo. De nada sirve generar predicciones si los metaparámetros empleados en los modelos se dejan al gusto del azar.

## Resultados

Se han abordado tres vías de proliferación, las dos primeras para satisfacer los objetivos del proyecto y la última para el desarrollo de futuros estudios.

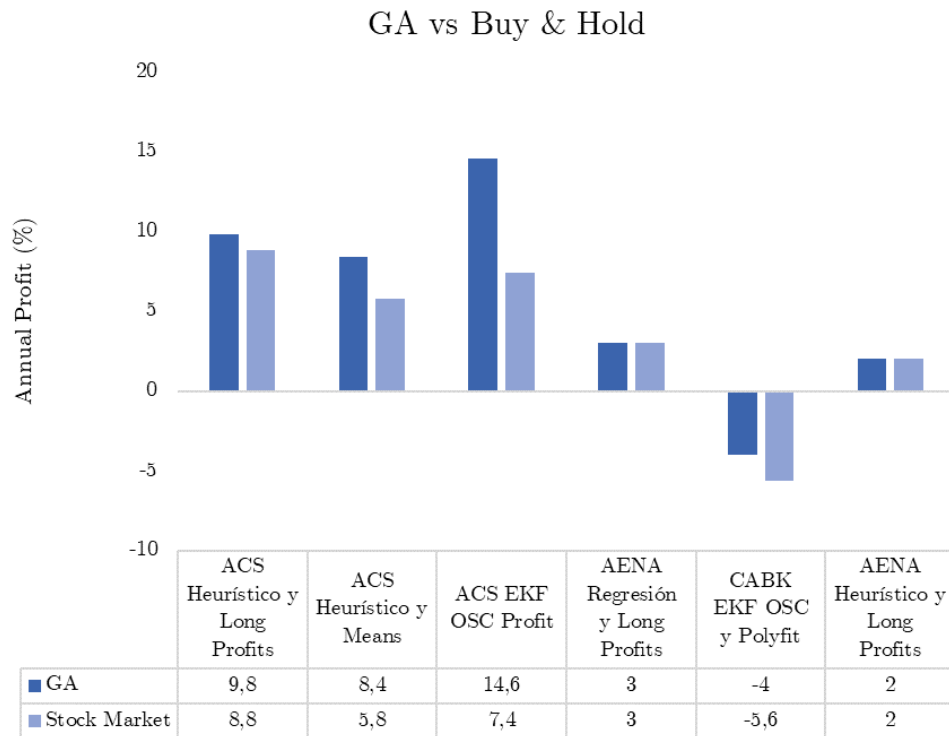
### 1. *Comparación con una estrategia de comprar y mantener*

En primer lugar, se han diseñado estrategias de inversión para los valores de Actividades de Construcción (ACS), la entidad bancaria La Caixa (CABK) y Aena (AENA), optimizando los metaparámetros de distintos modelos combinados con múltiples entradas. Se han elegido dichas acciones ya que no presentan una evolución marcada por una tendencia clara, sino que en función del periodo analizado, se muestran más afines a algún movimiento del mercado. Con este estudio se pretende valorar el potencial de la herramienta de manera global, por ello se simularon diferentes casos con múltiples modelos de regresión y entradas.

Se optó por la optimización multiobjetivo, pues es la que garantiza con mayor seguridad que el algoritmo va a converger. Para el desarrollo del análisis, se compararon las rentabilidades que se obtendría en el futuro de aplicar la estrategia de inversión sugerida, y la que se lograría si se optara por una gestión pasiva. En la *Figura 3*, se muestran los resultados del estudio. Cada una de las barras representa el rendimiento anual que se obtendría según la estrategia de inversión seleccionada. Tal y como se puede observar, el AG bate al mercado en todos los supuestos. Esto pone claramente de manifiesto que se cumple el primer objetivo perseguido con el proyecto.

Por último, resulta importante matizar que los beneficios pasivos no coinciden en todas las simulaciones para ACS o AENA, pues estos dependen fundamentalmente del momento en el que se efectúa la primera compra, y, justamente esta señal depende de la estrategia de inversión diseñada en función de la combinación de modelo-entrada elegida.

### 2. *Optimización de un portfolio de acciones*



*Figura 3. Comparación de resultados*

En segundo lugar, se ha optimizado una cartera de valores para simular el proceso de la gestión eficiente de un porfolio. En la optimización se seleccionó con cautela una cartera que fuera suficientemente representativa, es decir, que mostrara una imagen fiel de toda la versatilidad que tiene el mercado. Para ello, se tomaron cuatro valores cuya evolución estuviera marcada por cada una de las cuatro tendencias en las que se puede mover el mercado: alcista, movimiento lateral alcista, movimiento lateral bajista y bajista. Se optimizaron los cuatro valores simultáneamente, es decir, se calculó una única combinación de metaparámetros óptimos para la cartera en global. Posteriormente, se quiso comprobar si dichos metaparámetros podían generalizarse a otros entornos. Por ello, se dividió el espacio temporal en dos subconjuntos de igual duración: el primero para entrenar el modelo y el segundo para testarlo. Es precisamente en este segundo entorno donde se valoró la adaptación de estos metaparámetros.

Además, no sólo se pretendía ver si esta combinación de metaparámetros óptimos era válida para situaciones del futuro, sino que se quiso probar tam-

bién si eran aplicables a cualquier cartera que se pudiera construir en el mercado. Por ello, se seleccionó otro portfolio alternativo para validar estos resultados.

A continuación, se adjunta un listado de los valores seleccionados y de la tendencia que tenían por referencia. Se denota por portfolio I al empleado en la optimización y portfolio II al estudiado en la validación.

<i>Portfolio optimización</i>	<i>Tendencia</i>
Enagás	Lateral ligeramente bajista
MasterCard	Lateral ligeramente alcista
UnitedHealth Group	Creciente
Kraft Heinz Company	Decreciente

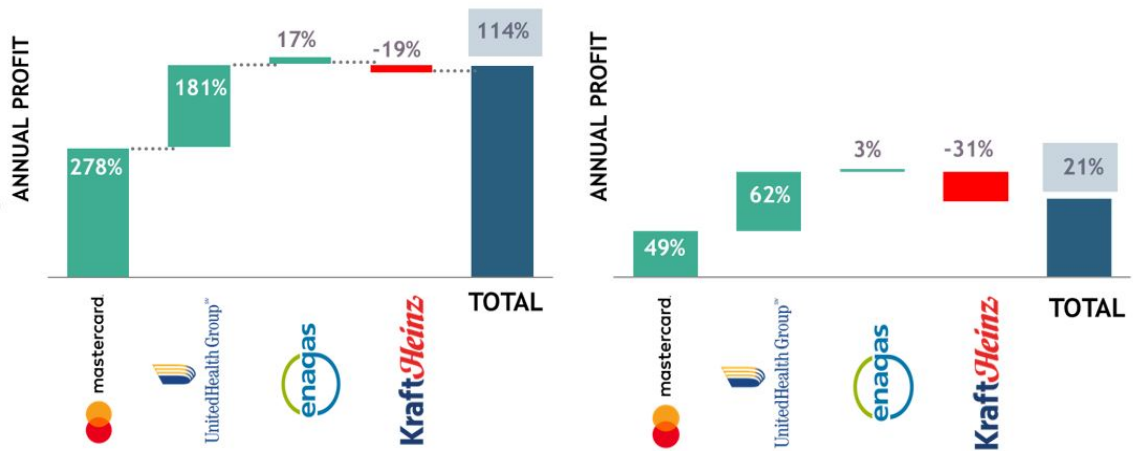
*Tabla 1. Portfolio I*

*Portfolio validación*

Facebook
Visa
Abbvie
Abbot Laboratories

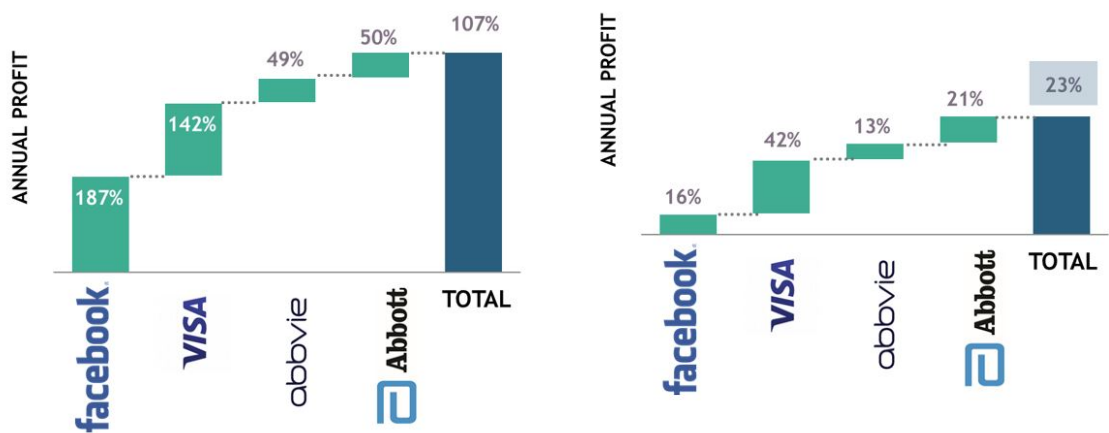
*Tabla 2. Portfolio II*

A continuación, se representan en la *Figura 14*, mediante cuatro gráficos de barra, los resultados obtenidos. Cada una de ellas representa el rendimiento anual que se hubiera obtenido empleando el software. Además, también se adjunta el beneficio global que daría la cartera en el futuro.



(a) Entrenamiento: Portfolio I

(b) Test: Portfolio I



(c) Entrenamiento: Portfolio II

(d) Test: Portfolio II

Figura 4. Gestión eficiente de una cartera

Se han realizado tres validaciones:

- a) Con el conjunto de test del porfolio I.
- b) Con el conjunto de entrenamiento del porfolio II.

c) Con el conjunto de test del porfolio II.

La que refleja de forma fiable la eficacia del método es la tercera, porque carece completamente de cualquier tipo de vínculo con el porfolio I. Difiere de éste al usar tanto distintos espacios temporales, como acciones. En la Tabla 3, se sintetizan los resultados obtenidos.

<i>Porfolio</i>	<i>Beneficio total (%)</i>	<i>Racha negativa (%)</i>
Porfolio I entrenamiento	114	-3
Porfolio I test	21	-2,5
Porfolio II entrenamiento	107	0
Porfolio II test	23	1

*Tabla 3. Resultados de la optimización*

La rentabilidad total que se obtiene en la optimización de los portfolios es muy alta. Además, se consiguen mejores resultados con la tercera opción de validación que con la segunda. Esto pone de manifiesto la gran adaptación y flexibilidad de los AG. Si se utilizara el método sugerido por la herramienta se podría llegar a alcanzar rentabilidades de entorno a un 25%. Teniendo en cuenta que la rentabilidad media que se alcanza en el mercado suele ser de un 12%, claramente los resultados obtenidos son muy satisfactorios. Con este análisis queda demostrado que también se cumple el segundo objetivo perseguido en el proyecto.

Por último, para estimar la posible volatilidad que sufre la cartera se ha tomado como indicador la racha negativa global. La racha negativa hace referencia a la máxima pérdida que puede sufrir un inversor que entre en el peor momento en el mercado. Con el método sugerido, la racha negativa media alcanzada en todos los supuestos ronda entre un 1-3%. Estrictamente hablando, las rachas negativas individuales no cumplen el *principio de aditividad* clásico concebido en el ámbito financiero, pues no se pueden añadir valores

que tienen distintos vencimientos. De este modo, no debe de ser extremadamente alarmante los resultados obtenidos, pues son los que se alcanzarían en la situación más desfavorable.

Para concluir, con este análisis se ha demostrado que, si se optimiza una cartera modelo, los resultados obtenidos son generalizables a cualquier entorno bursátil.

### 3. *Optimización por tendencias*

Uno de los principios sobre los que se asienta la Teoría de Dow afirma que la tendencia se mantiene vigente mientras que no se demuestre lo contrario. De este modo, se propone calcular los metaparámetros óptimos por tendencias para cualquier tipo de valor. Una vez que se han identificado simplemente se aplican según el movimiento en el que se desenvuelva el mercado. Esto permite la automatización, de forma sencilla, de la generación de señales de compraventa, pues el único cometido es la predicción de la tendencia del mercado y para ello, se dispone de 11 posibles alternativas:

- a) Método heurístico
- b) Tres modelos basados en filtros de Kalman
- c) Dos redes neuronales
- d) Dos modelos de predicción
- e) Tres técnicas de clustering

En este supuesto sí que tiene relevancia la correcta predicción de la evolución temporal de las cotizaciones, ya que es lo que va a permitir vaticinar que el mercado sigue en tendencia y hacer que los resultados tengan estabilidad estructural también para el conjunto del test. Por ello, para este estudio se emplearon modelos de predicción en lugar de técnicas heurísticas.

Asimismo, se tomaron como entradas las medias móviles. La razón fundamental es que se tratan de indicadores seguidores que funcionan muy bien



cuando el mercado sigue una tendencia clara. No anticipan nada sino que simplemente siguen el movimiento de las fuerzas del mercado. Por ello, pecan en ocasiones de tener una actuación ralentizada, pero en el caso que ocupa eso no supone ningún conveniente, pues para ello se utilizaría otro indicador que anticipe los cambios. El objetivo de este apartado es simplemente determinar los metaparámetros óptimos según la tendencia, y la identificación de ésta se realizaría con otros osciladores, como el RSI, que funciona muy bien para augurar cambios de tendencias.

En el único supuesto que no se emplearon las medias móviles fue en el estudio de los movimientos laterales, pues dichas entradas generan señales de compraventa bastantes ambiguas y generalmente erróneas. Para realizar este estudio se determinaron los metaparámetros óptimos de cada valor individual presentados en el anterior apartado. Para validar la eficacia, se les aplicó dicha estrategia de inversión a otros valores con tendencias similares.

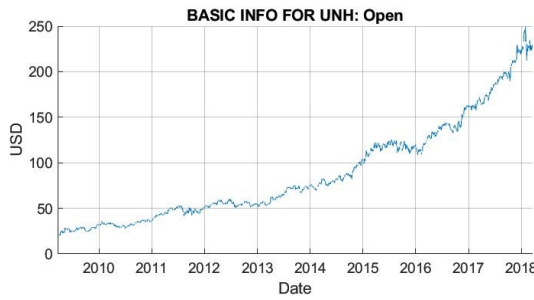
Se resume en la *Tabla 4* el modo de proceder.

<i>Tendencia</i>	<i>Indicador</i>	<i>Valor para optimizar</i>
Alcista	Medias Móviles	UnitedHealth Group
Bajista	Medias Móviles	Kraft Heinz Company
Movimiento lateral	Beneficios a largo plazo	Halliburton Company

*Tabla 4. Valores por tendencias*

- Tendencia alcista

Para comprobar la validez de este análisis se compararon los beneficios (totales y compuestos), con los pasivos en el conjunto del test. De este modo, se pretende inferir si el método aplicado es capaz de batir al mercado cuando está en alza. Para ello, se tomaron valores que cotizan en distintos sectores y se analizaron los rendimientos obtenidos.



(a) Tendencia alcista

---

LONG WINDOW: 17  
 MEDIUM WINDOW: 14  
 SHORT WINDOW: 10  
 FUTURE WINDOW: 9  
 HIGH THRESHOLD: -2  
 LOW THRESHOLD: -2  
 FILT POLE: +0.23  
 EKF PARAM: +0.00

---

(b) Metaparámetros óptimos

Figura 5. Escenario alcista

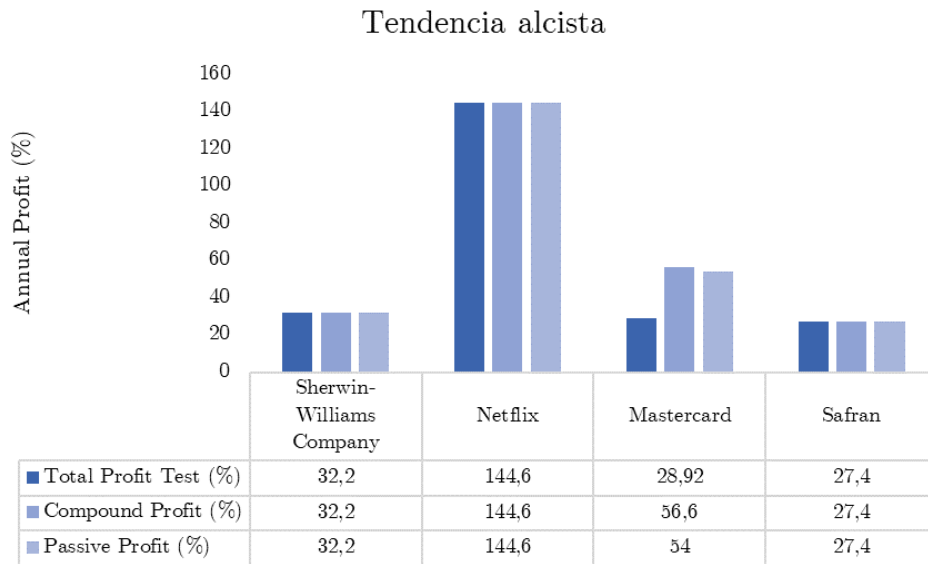


Figura 6. Resultados tendencia alcista

Los resultados alcanzados fueron bastantes sorprendentes, pues en la mayoría de las situaciones analizadas el beneficio pasivo era igual que el total y el compuesto. Esto es así ya que se realizaba una única operación, comprando al inicio y vendiendo al final de la ventana. Por lo tanto, es una buena señal de coherencia que el algoritmo sea capaz de identificar que la estrategia más rentable, cuando la tendencia es alcista, es la propia de comprar y mantener. Es más, con ello se pone de manifiesto que con la combinación de un modelo de predicción y utilizando medias móviles, se puede predecir con rigurosidad la tendencia del mercado.

■ Tendencia bajista



(a) Tendencia bajista

LONG WINDOW: 47
MEDIUM WINDOW: 36
SHORT WINDOW: 16
FUTURE WINDOW: 13
HIGH THRESHOLD: +2
LOW THRESHOLD: +0
FILT POLE: +0.19
EKF PARAM: +0.00

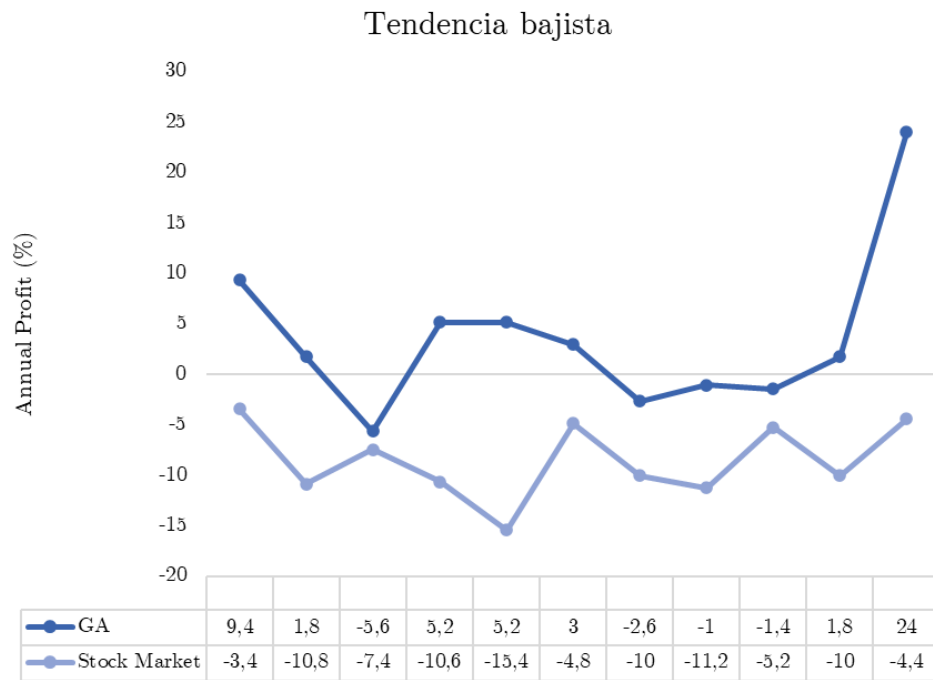
(b) Metaparámetros óptimos

Figura 7. Escenario bajista

Este caso es el más desafiante, pues como no se habilita la posibilidad de realizar operaciones en corto, es muy difícil general estrategias de inversión rentables cuando el mercado está en tendencia bajista. Por ello, para analizar la rentabilidad de los retornos esperados, se computó el beneficio total, se comprobó su signo y se comparó con el beneficio pasivo. Los resultados obtenidos se muestran a continuación.

A la vista de los resultados, se obtienen unas soluciones francamente buenas, pues no hay ningún caso en el que el algoritmo empeore la situación del mercado y en gran cantidad de ellas es capaz de generar retornos muy positivos. En este supuesto es en el que se aprecia con mayor vehemencia la necesidad de estudiar la tendencia del valor para sacarle el máximo jugo posible a su evolución.

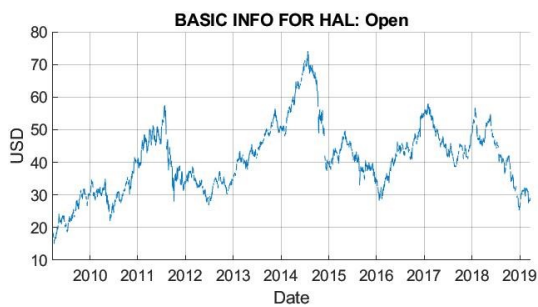
El enfoque con el que se deben de afrontar los mercados financieros ha de ser puramente racional. De lo contrario, el inversionista se puede hacer víctima de sus propias emociones y caer en comportamientos completamente erróneos. Preso de la euforia y del optimismo compraría en las subidas y preso del pánico y de la desesperación vendería en las caídas, eliminando muchas posibilidades de alcanzar los objetivos de su inversión. Prueba de ello es este análisis, se ha conseguido en más del 50% de los casos anteriores una rentabilidad positiva. De hecho, el mayor inversionista de todos los tiempos, Warren Buffet, afirma que “en cualquier lugar del mundo el mercado de la renta variable representa el mecanismo más eficiente para transferir riqueza de las personas impacientes a las personas pacientes”. Aquí, la importancia de diseñar



*Figura 8. Resultados tendencia bajista*

algoritmos completamente automatizados que se escapan del control del subjetivismo humano.

#### ■ Movimiento lateral



*(a) Movimiento lateral*

```

LONG WINDOW: 9
MEDIUM WINDOW: 5
SHORT WINDOW: 5
FUTURE WINDOW: 38
HIGH THRESHOLD: +0
LOW THRESHOLD: -3
FILT POLE: +0.09
EKF PARAM: +0.00

```

*(b) Metaparámetros óptimos*

*Figura 9. Escenario movimiento lateral*

En este caso, cuando la evolución de la cotización está marcada por un movimiento lateral, no es tan útil aplicar una estrategia de comprar y

mantener, pues realmente en este entorno no hay claros indicios que el mercado por sí mismo vaya a generar retornos favorables. Por ello, para valorar la calidad de los resultados computados se incluyeron los beneficios y las rachas negativas que se obtendrían en el futuro si se implementará la estrategia de inversión sugerida. Tal y como se puede observar, se obtienen soluciones muy competitivas.



Figura 10. Resultados movimiento lateral

Con este análisis se pretende monitorizar completamente el diseño de estrategias de inversión. Para ello, lo primero que hay que realizar, tal y como se ha hecho anteriormente, es determinar la combinación de metaparámetros óptimos según la tendencia. Lógicamente, dichos valores se han de ir actualizando periódicamente para representar el dinamismo del mercado. Posteriormente, se ha de predecir la tendencia del valor que se desea estudiar y en función de su evolución asignarlo a algunos de los grupos anteriores. Esto se puede implementar con técnicas de clustering o lógica difusa. Una vez que se ha clasificado según la tendencia, se le aplican los metaparámetros que se habían calculado en la primera fase. De este modo, se puede conseguir que la gestión de un porfolio determinado se haga con distintos metaparámetros, en función de la tendencia de cada valor.

## Conclusiones y futuros desarrollos

El análisis técnico siempre ha sido concebido como una práctica arcana y sus métodos han sido calificados como utopías que se alejan de la realidad. Sin embargo, con este proyecto se pone de manifiesto la eficacia de dicha técnica cuando se utiliza racionalmente. El principal reto consiste en optimizar los parámetros que se emplean en dichas técnicas para no dejarlos al gusto del azar y caer en la trampa del subjetivismo humano. En este punto, es donde la potencia de los AG brilla por sí sola.

En este sentido, se demostró cómo el AG aporta soluciones capaces de batir al mercado en numerosos entornos. Asimismo, se encontró que las técnicas heurísticas, combinadas con los beneficios a largo plazo, satisfacían el equilibrio entre la búsqueda de soluciones competitivas y la reducción del coste computacional.

Por otra parte, se demostró que el método propuesto permite la gestión eficiente de un porfolio de acciones. Además, también se presentó la semilla de una nueva técnica que permita discernir por tendencias para así, optimizar la rentabilidad en todos los escenarios posibles del mercado.

Siguiendo con esta línea de pensamiento, se deja para futuros desarrollos, la implementación de la misma. Con ello, se pretende la elaboración de técnicas de clustering o lógica difusa que permitan asignar las tendencias predichas a determinados grupos previamente definidos.

Por último, también se abre la posibilidad de crear un entorno más dinámico en lo que se refiere a los metaparámetros, con el objetivo de que ellos también contribuyan a ajustarse a las fluctuaciones y volatilidades del mercado. Esto, junto con la vectorización del problema en cuestión, reduciría enormemente el coste computacional asociado.

# OPTIMIZATION OF INVESTMENT STRATEGIES IN THE STOCK MARKET USING GENETIC ALGORITHMS

**Author: Villagrán Prieto, Marta.**

Director: Zamora Macho, Juan Luis.

Collaborating Entity: ICAI – Universidad Pontificia Comillas.

## PROJECT ABSTRACT

### Introduction

The correct prediction of the financial markets is an old chimera pursued from the beginning by its investors. The design of efficient investment strategies has been the epicenter of controversy in the financial world in recent decades. It is important to point out that there is no static, closed formula capable of beating the market in any circumstance, as the market itself would render it useless in a very short time. The difficulty of establishing a model that adjusts to changes and volatility in the market is the cornerstone of the success of any investment strategy. It is precisely the uncertainty and alleged inefficiency of the markets that have divided the speculator's landscape into two main currents of thought: those in favor of technical analysis and those in favor of fundamental analysis.

The present work has been developed following the premises of the technical analysis. This method is based on the principles established by the financial analyst Charles Dow published in the Wall Street Journal. Its boundaries have been extended exponentially. Therefore, the old chartist techniques of chart analysis have been repudiated by three-dimensional screens that follow the behavior of financial markets from the computer screen.

The dizzying development of financial market technology has been twofold. On the one hand, economists have become more flexible in their perception of market efficiency, accepting the possibility of some predictability of market returns through non-linear algorithms. On the other hand, it has undergone a substantial transformation in terms of the tools used, drawing on advances made in other disciplines. Here, the use of intelligent optimization systems plays a fundamental role.

Thus, biology has served as a source of inspiration for other optimization algorithm procedures and has enabled the development of genetic algorithms, henceforth GA, whose future seems to be quite promising in the field of stock exchange. This algorithm emulates the process used by living beings in their struggle for the survival of their species, making use of optimization strategies used ancestrally in nature, such as natural selection, genetic transmission, and mutation of the species.

## **Review of Literature**

According to technical analysts, market prices reflect not only the various rational and irrational fears, assumptions and moods of hundreds of buyers and sellers, but also their needs and resources. These are additional factors that challenge the analysis and for which there are no statistics that can be obtained. All of them are, however, synthesized, weighted and finally expressed in a precise figure that a buyer, a seller arrive at together and make a deal with. The resulting price is the only figure that matters.

The cornerstone of the technical analysis studies is the study carried out by Alfred Cowles (1933) [1] in which he verified whether 45 professional financial investment agents could predict future stock market movements. On the other hand, approximately at the end of the 19th century Charles Dow used the principles of technical analysis with the closing price of 11 relevant shares. With the publication of a series of editorials, the elements that explain the basis of technical analysis were forged.

In this arduous context, numerous researchers proliferated, shaking the foundations on which technical analysis was based. In recent decades, many studies have been published in prestigious scientific journals whose focus is the study of the effectiveness of technical analysis. To test those who sympathized with this method, Park and Irwin (2007) [10] provide an exhaustive analysis to investigate the studies carried out on the different investment techniques. This analysis included 137 studies, which were implemented in international stock markets during the period from 1960 to 2004. This information material was classified into two groups: early studies (1960-1987) and more modern studies (1988-2004).

In the first of these, only investment strategies were analyzed and, according to the authors, these were not tested correctly because, not only was it sufficient to apply existing theory, but also the indicators used depended on parameters that needed to be optimized, otherwise it would be a probabilistic analysis rather than a technical one. This was the mistake made in most cases. Therefore, a large



part of the results of these studies revealed that, by applying the methodology of technical analysis, no better results were obtained than with a law of buy and hold. However, more recent studies did look at new ways of proliferating technical analysis and therefore the results obtained also underwent a 180° turn. In other words, many authors consider that the arbitrary choice of both the rules and the parameters selected produced severe deviations in the results obtained.

This does not imply that it is considered as an infallible method, according to the Adaptive Hypothesis of the Efficient Markets, its success cannot be completely generalized. This new theory serves as a link between the Efficient Markets Hypothesis and the financial behavior that assumes the natural dynamics of the stock market. In this way, it proposes to overcome the previous errors and to offer a solution that chooses to consider the possibility of including in financial decisions the non-linear combination of the yield and the risk assumed.

In this context, the fields that are gaining prominence are the application of genetic algorithms, vector support machines, artificial neural networks, fuzzy logic and chaos theory. The use of techniques derived from Machine Learning have proven to be truly effective in predicting the movement of share prices.

The first glimpses of the ideas behind GA are found in the articles of Holland [15], and later authors such as Golberg (1989) [16] and Jong (1975) [17] contributed greatly to the construction of the foundation of this algorithm. Holland established a broad and ambitious agenda to understand the underlying principles of adaptive systems, systems that are capable of self-modifying in response to their interactions with the environments in which they must operate.

Throughout history, GA have been applied in a multitude of contexts. The pioneers in applying genetic programming to find inversion strategies were Allen and Karjalainen (1999) [23]. They used historical data from the S&P 500 index from 1928 to 1995. However, the rules applied were not able to beat the simple technique of buying and holding when 0.25 % transaction costs were included. Subsequently, Dempster and Jones (2001) [24] applied the AGs in optimizing methods of technical analysis. The first important change they modified with respect to A&K's work was that instead of predicting using simple filter rules such as closing price or moving averages, they used a wide range of more refined indicators, including MACD, RSI or AMA.

The application of the AG is not only focused on the optimization of technical indicators to beat the market, but its use has also been extended to many aspects

of investment management.

### **Developed algorithm**

The problem to be solved presents great complexity which requires the implementation of a flexible and versatile algorithm capable of adjusting to the modeling of different strategies. The developed algorithm calculates the range of each individual by means of the concept of Pareto dominance, in which the position of each one of them depends on the number of subjects that dominate it. A penalty function is used to scale these scores, which automatically discards those individuals who do not comply with the restrictions imposed. The remaining scores are ordered according to the value computed by the fitness function.

Two alternatives were designed to evaluate the quality of the individuals. The first, of a multi-objective nature, in which profitability and risk are weighted with an additional variable whose value is also optimized. On the other hand, the second one restricts the space for the search of solutions of the algorithm according to the risk aversion that the user wants to admit. In both cases, the lower the evaluation, the higher the quality of the gene. In addition, to untie those individuals who have the same score, the concept of distance crowding is used. For this reason, the individual who presents higher average distance, with respect to the rest of the population, is chosen to favor the diversity of the genetic material.

On the other hand, the possibility of using elitism is added to the algorithm, in order to automatically save the best individuals in each generation and guarantee that there will never be a step backwards in terms of the quality of the solutions computed in each iteration. With respect to the breeding operators, for the crossing function, the selection of the uniform crossing is chosen to give the same probability of gene propagation to each of the intervening parents. To do this, a binary mask is used, which is generated randomly and allows the values between the parents to be filtered and combined. On the other hand, with respect to the mutation operator, a function with a very low probability is used to ensure the convergence of the algorithm, with the scale and shrinkage parameters equal to 1 and biased towards the reproduction of those individuals with better aptitude. Finally, the optimal control parameters for some of these elements were determined by optimizing the GA itself.

On the other hand, it was also suggested to parallelize the GA in order to process the internal sequences of the GA in different processors and thus accelerate the execution of the process. In this sense, it was programmed that the objecti-

ve functions and the restrictions were evaluated simultaneously. All these options described above can be customized within the menu corresponding to the optimization, located in the upper right corner of the application interface.

Finally, the search space of the algorithm was restricted by limiting maximum and minimum thresholds whose range would find a balance between extension (so as not to lose the diversity of the population and avoid falling into optimum locations) and precision (so as not to increase the computational cost of the simulation excessively).

### **Integration in the application**

The tool has a database provided by *Yahoo Finance* which monitors the daily evolution, in the period between 2009 and 2019, of the price of 1275 stocks listed on 17 intercontinental stock exchanges. The project has been developed in the environment of an application designed in *Matlab App Designer*. The aim is to generate reliable predictions, making use of different prediction models and neural networks, which will enable the implementation of profitable investment strategies.

Therefore, the fundamental objective of the project consists of the application of a GA that allows the optimization of the metaparameters used in the heuristic methods and the existing prediction models for all defined inputs. It is necessary to qualify that the parameters of each model do not remain constant, since they are adjusted to the market fluctuations as a sliding window is run. However, the metaparameters used in the design of the investment strategy do remain constant during the period analyzed.

In this arduous context, the need arises to simplify the chaotic reality that pervades the financial market through models that allow the general essence of the market to be captured and noise and disturbances to be avoided. In this sense, it is essential to develop predictive models that find a balance between realism and manageability and that allow to create abstractions of the market's dynamism. Historical data is needed to train the model.

However, as the stock market is a highly non-linear system dominated by numerous fluctuations, it is not appropriate to work with the real evolution of quotations. Instead, data is filtered using a low-pass filter to smooth out trends and reduce price oscillation. Furthermore, the data also need to be homogenized, otherwise the analyses carried out cannot be compared or extrapolated to other environments. The need to harmonize models for all values, which are quoted in absolute price

ranges and in different currencies, means that prices must be normalized.

Therefore, the computed return is the result of both the profit generated and the exchange rate of the market in which the stock is quoted, after deducting the transaction costs. Such price normalization can be represented mathematically by the following equation:

$$C_{N_{pu}} [k] = \left( \frac{C_N [k]}{O_N [k - N + 1]} \times \frac{\text{Currency} [k]}{\text{Currency} [k - N + 1]} - 1 \right) \times 100 \quad (7)$$

$$O_{N_{pu}} [k] = \left( \frac{O_N [k]}{O_N [k - N + 1]} \times \frac{\text{Currency} [k]}{\text{Currency} [k - N + 1]} - 1 \right) \times 100 \quad (8)$$

Where :

- $C_{N_{pu}} [k]$  and  $O_{N_{pu}} [k]$  represent the standardised opening and closing prices.
- $O_N [k - N + 1]$  represents the standardised opening price  $N$  days before.
- $C_N [k]$  and  $O_N [k]$  represent the opening and closing prices in each of the sessions that comprise the interval studied.
- $\text{Currency} [k]$  represents the rate of change in the sessions that make up the period.
- $\text{Currency} [k - N + 1]$  represents the rate of change  $N$  days before.

A graphic shown in the *Figure 11*. It shows how the prices of ACS and ACX are now much more comparable with each other, which favours more in-depth analysis.

Once the necessary data is available, it is essential to define the signals that are used as inputs and outputs to train the model. All the models developed have three inputs that are built by parameterizing these signals over a few days. These inputs are updated as the slider window goes through the study period, in order to reflect the market evolution in a more reliable way. The output is generated in a similar way. The underlying theory for the construction of these signals is common in all its forms; however, the practical definition depends on the type of

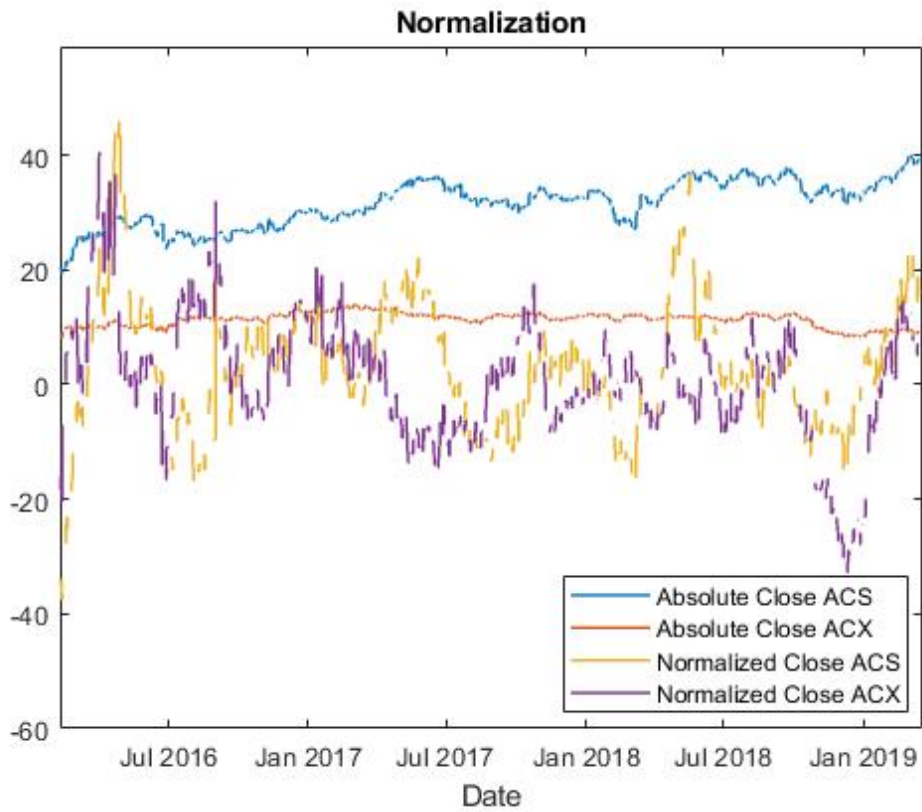


Figure 11. Normalized price for ACS and ACX

input selected. The options considered are as follows:

- Profits and their increases
- Long-term profits and increases
- Moving averages and their increments
- An adjustment for a second-degree polynomial
- The RSI and MACD indicators

Only the equations used to generate the long-term returns is presented below, as it has provided the best results. The time at which the prediction is made is denoted by "k".

$$u_1 [k] = u_{3_{profits}} [k] \quad (9)$$

$$u_2 [k] = 100 \times \max \{ C_{N_{long}} (i) \} \quad (10)$$

$$u_3 [k] = 100 \times \min \{ C_{N_{long}} (i) \} \quad (11)$$

Where :

$$u_{3_{profits}} [k] = 100 \times \frac{C_{N_{pu}} [k] - O_{N_{pu}} [k - L + 1]}{1 + O_{N_{pu}} [k - L + 1]} \quad (12)$$

In *Figure 12* it is shown graphically how the signals are constructed. These are the variables used by the model to make the prediction of future profitability.

Once all the variables have been defined, the prediction takes place. An economic forecast is satisfactory if it allows the generation of profitable investment strategies. In other words, it is not an end in itself, but a mean to reduce the uncertainty generated by the high volatility of the market. Once the output is predicted, the thresholds are applied and the buy and sell signals are generated and with it the process is concluded. In order to validate the goodness of the results, those obtained for the set catalogued as test are reviewed.

The applied thresholds, the filter with which the data is transformed and the windows with which the inputs are parameterized are metaparameters that cannot be assigned randomly but need to be optimized. This is where the potential of GA shines through. There is no point in generating predictions if the metaparameters used in the models are left to chance.

## Results

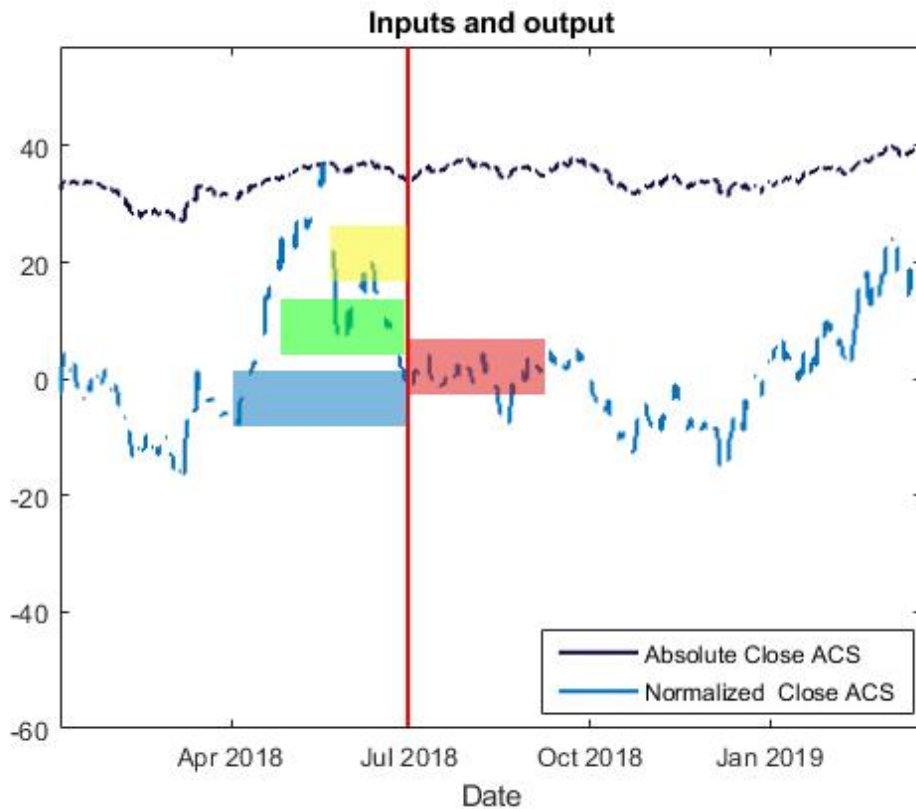
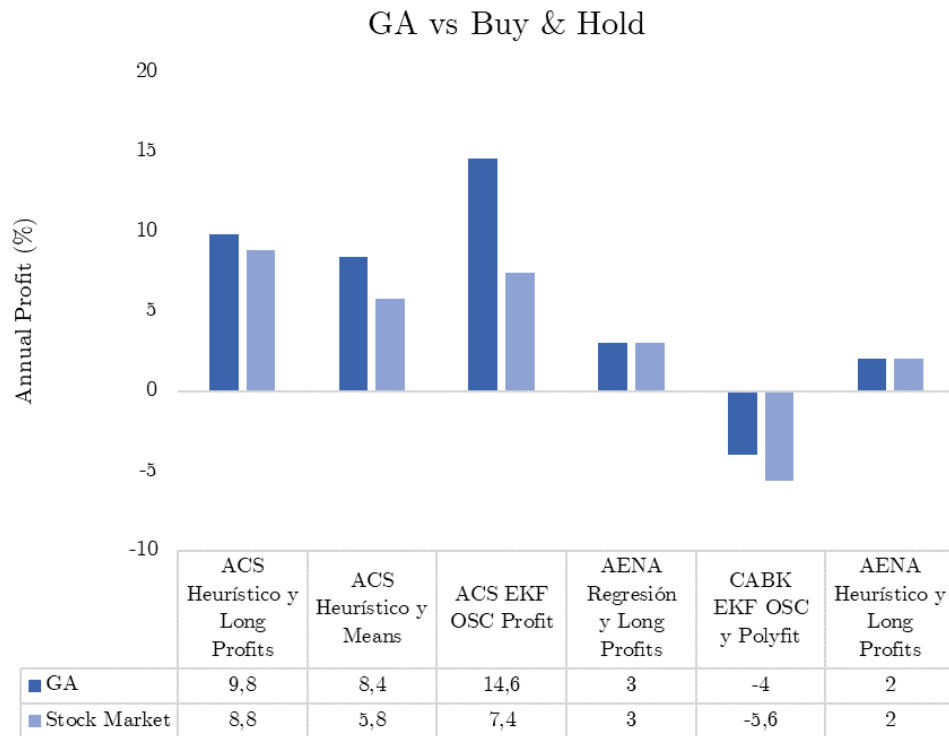


Figure 12. Generation of the signals

Three pathways of proliferation have been addressed, the first two to meet the objectives of the project and the last one for the development of future studies.

1. *Comparison with a buy and hold strategy*

Firstly, investment strategies have been designed for the values of Actividades de Construcción (ACS), the banking institution La Caixa (CABK) and Aena (AENA), optimizing the metaparameters of different models by combining them with multiple inputs. These shares have been chosen because they do not show a clear trend, but rather, depending on the period analyzed, they are more in line with some market movement. The aim of this study is to extract which is the most satisfactory combination of model and input and, also, to estimate if the GA provides solutions capable of beating the market.



*Figure 13. Comparative results*

Multi-objective optimization was chosen, as this is the most reliable way to ensure that the algorithm will converge. For the development of the analysis, a comparison was made between the returns that would be obtained in the future if the suggested investment strategy was applied, and those that would be achieved if the market trend were followed. The following are the results of the study that justify the use of the GA. In the *Figure 13*, are shown the results that justified the used of GA.

## 2. Optimization of a portfolio

Secondly, with the most profitable combination, a portfolio has been optimized to simulate the process of managing a portfolio. To do this, the heuristic method was used, taking long-term profits as an input. In the optimization, a sufficiently representative portfolio was carefully selected and another portfolio with similar characteristics was left as a validation. The following is a list of the stocks selected and the trend they had as reference. Portfolio I denotes the one used in the optimization and portfolio II denotes the one



studied in the validation.

<i>Portfolio optimized</i>	<i>Trend</i>
Enagás	Slightly downward sideways
MasterCard	Slightly upward sideways
UnitedHealth Group	Upward
Kraft Heinz Company	Downward

*Table 5. Portfolio I*

<i>Portfolio validation</i>
Facebook
Visa
Abbvie
Abbot Laboratories

*Table 6. Portfolio II*

The results obtained are shown in four bar graphs included in *Figure 14*.

Three validations have been performed:

- a) With the test set of portfolio I.
- b) With the training set of the portfolio II.

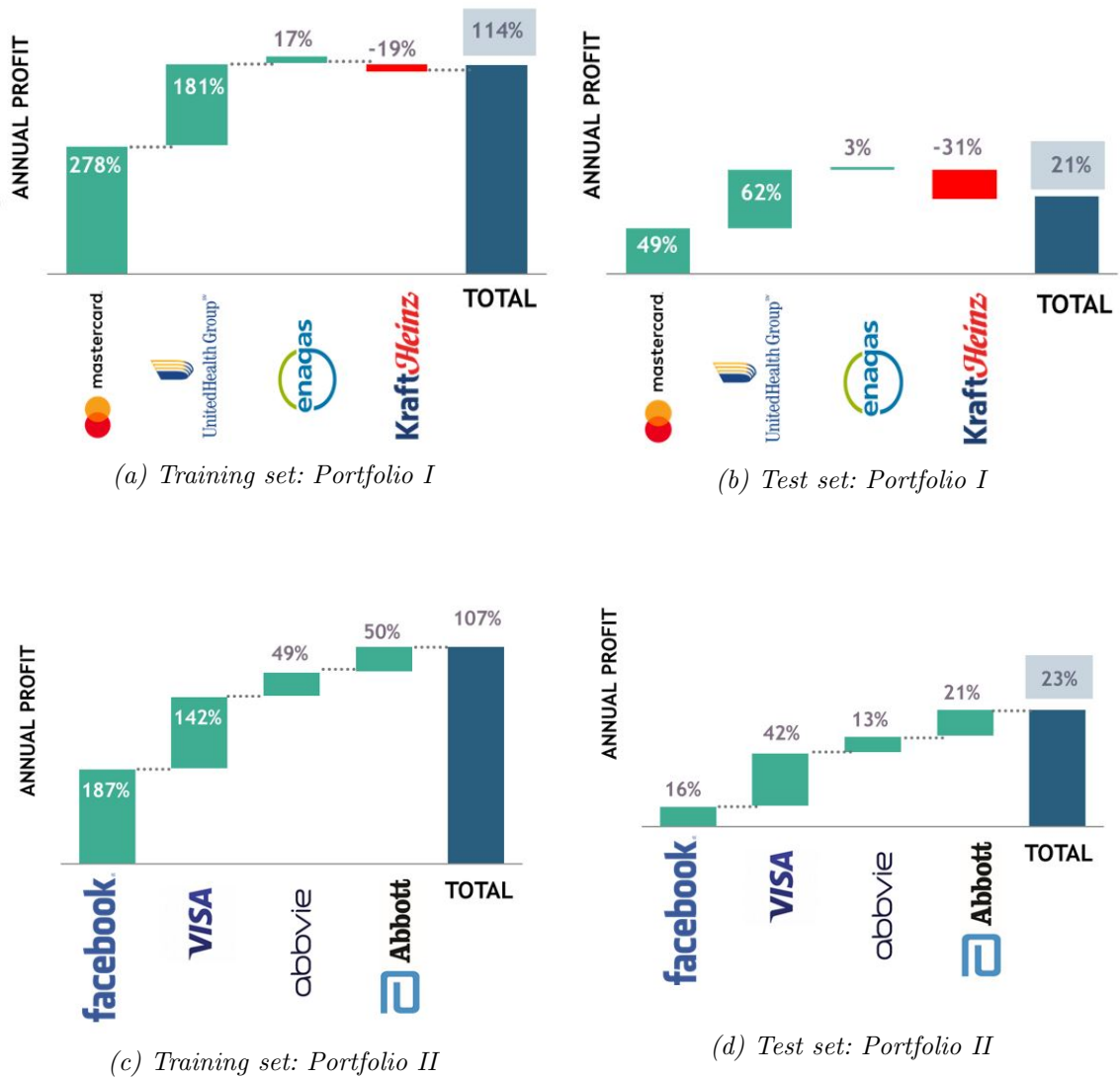


Figure 14. Efficient portfolio management

c) With the test set of the portfolio II.

The one that reliably reflects the effectiveness of the method is the third one, because it completely lacks any kind of link to Portfolio I. It differs from the latter by using both different time frames and stocks. Table 7, summarizes

all the results obtained.

<i>Portfolio</i>	<i>Total Profit (%)</i>	<i>Min Streak Profit (%)</i>
Portfolio I optimization	114	-3
Portfolio I test	21	-2,5
Portfolio II optimization	107	0
Portfolio II test	23	-1

*Table 7. Results*

The total profitability obtained in the optimization of the portfolios is very high. In addition, better results are achieved with the third validation option than with the second one. This underlines the great adaptation and flexibility of the GAs.

In addition, the overall negative streak has been taken as an indicator to estimate the possible volatility of the portfolio. Strictly speaking, individual negative gusts do not comply with the classical *principle of additivity* in the financial field, as securities with different maturities cannot be added. Thus, the results obtained should not be extremely alarming, as they are the ones that would be achieved in the most unfavorable situation.

### 3. *Trend Optimization*

One of the principles on which Dow's theory is based states that the trend remains in place until proven otherwise. Thus, it is proposed to calculate the optimal metaparameters by trend for any type of value. Once they have been identified, they are simply applied according to the movement in which the market develops. This allows the automation of the generation of buying and selling signals, since the only task needed to be achieved is the prediction of the market trend and for this, there are 11 possible alternatives:

- a) Heuristic method
- b) Three models based on Kalman filters
- c) Two neural networks
- d) Two prediction models
- e) Three clustering techniques

In this case, the correct prediction of the temporal evolution of the prices is relevant, since this is what will enable to predict that the market will continue to trend and make the results structurally stable for the whole test. Therefore, for this study, prediction models were used instead of heuristic techniques.

Likewise, moving averages were taken as inputs. The main reason for this is that these are tracking indicators that work very well when the market is following a clear trend. They do not anticipate anything but simply follow the movement of market forces. As a result, they sometimes fail to perform at a slower pace, but in this case, this is not a dramatic issue, as another indicator that anticipates changes would be used.

The objective of this section is simply to determine the optimal metaparameters according to the trend, and the identification of this would be done with other oscillators, such as the RSI, which works very well to predict changes in trends. The only assumption where moving averages were not used was in the study of lateral movements, as these inputs generate quite ambiguous and generally erroneous trading signals.

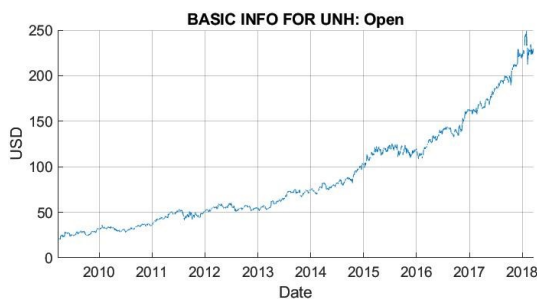
To carry out this study, the optimal metaparameters of each individual value presented in the previous section were determined. To validate the effectiveness, this investment strategy was applied to other values with similar trends.

The *Table 8* summarizes how to proceed.

<i>Trend</i>	<i>Indicator</i>	<i>Stock optimized</i>
Upward	Moving Averages	UnitedHealth Group
Downward	Moving Averages	Kraft Heinz Company
Sideways moment	Long profits	Halliburton Company

Table 8. Stocks for trends

■ Upward trend



(a) Upward trend

```

LONG WINDOW: 17
MEDIUM WINDOW: 14
SHORT WINDOW: 10
FUTURE WINDOW: 9
HIGH THRESHOLD: -2
LOW THRESHOLD: -2
FILT POLE: +0.23
EKF PARAM: +0.00

```

(b) Optimal metaparameters

Figure 15. Bullish stock market scenario

To test the effectiveness of this analysis, the benefits (total and compound) were compared with the liabilities in the test. The aim is to infer whether the method applied can beat the market when it is rising. To this end, values quoted in different sectors were taken and the yields obtained were analyzed.

The results achieved were quite surprising, as in most of the situations analyzed the passive benefit was equal to the total and compound. This is because a single operation was carried out, buying at the beginning, and selling at the end of the window. Therefore, it is a good sign of consistency that the algorithm is able to identify that the most profitable strategy, when the trend is upward, is to buy and hold. Furthermore, this shows that with the combination of a prediction model and using moving averages, the market trend can be rigorously predicted.

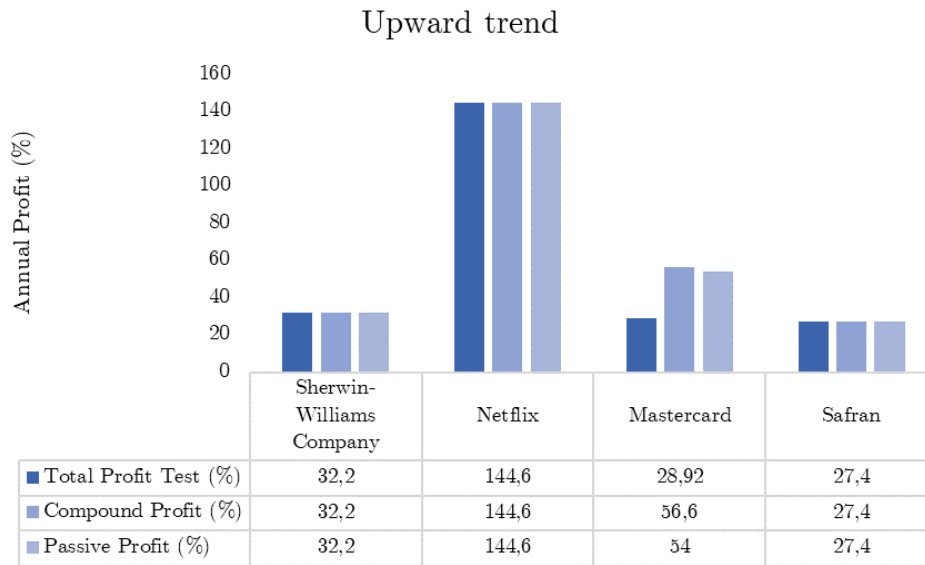
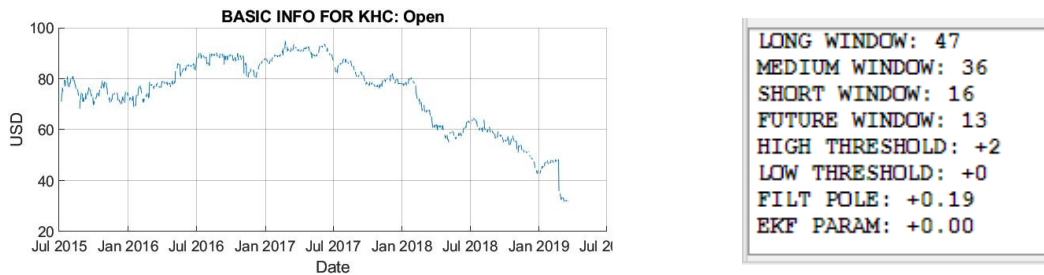


Figure 16. Upward trend results

■ Downward trend



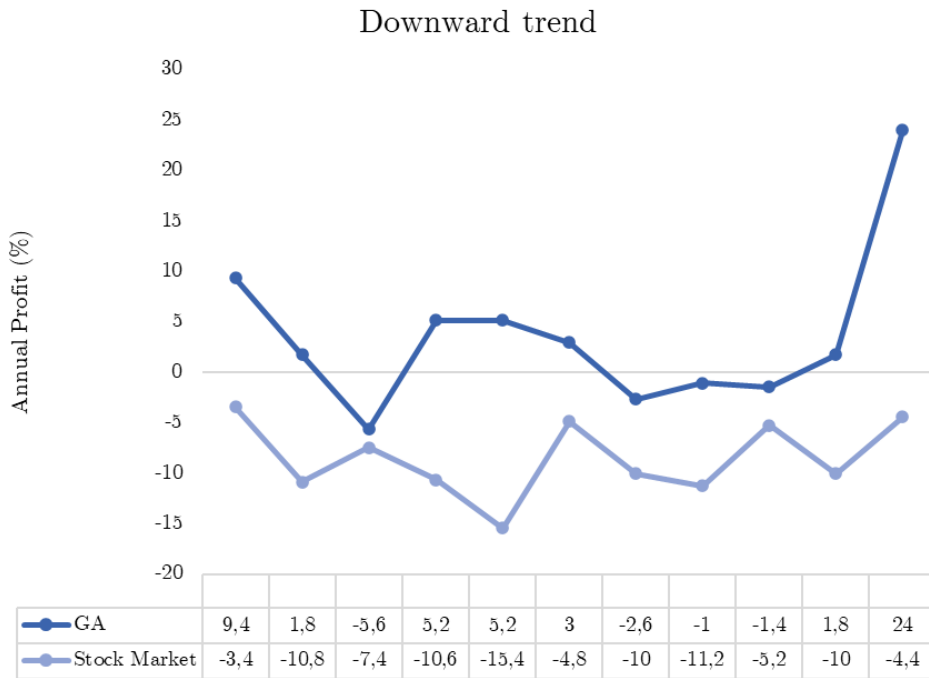
(a) Downward trend

(b) Optimal metaparameters

Figure 17. Bearish stock market scenario

This case is the most challenging, because as no short trading is enabled, it is very difficult to generate profitable investment strategies when the market is in a downward trend. Therefore, in order to analyze the profitability of expected returns, the total profit was computed, its sign was checked and compared with the passive profit. The results obtained are in *Figure 18*

In view of the results, the solutions obtained are frankly good, as there

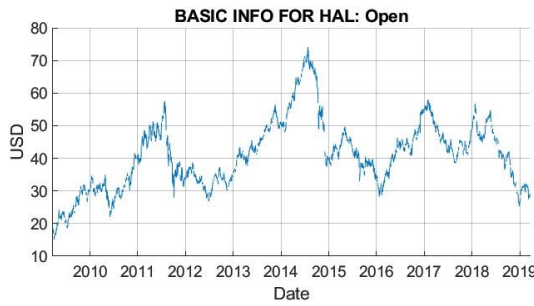


*Figure 18. Results downward movement*

is no case in which the algorithm worsens the market situation and in many cases, it is capable of generating very positive returns. It is in this case where the need to study the trend of a value to get its most out, is most strongly felt.

The approach to financial markets must be purely rational. Otherwise, the investor may fall victim to his own emotions and fall into completely wrong behavior. Caught up in euphoria and optimism, he will buy on the upside and sell on the downside in panic and despair, eliminating many possibilities of achieving his investment objectives. Proof of this is this analysis, a positive return has been achieved in more than 50% of the previous cases. In fact, the greatest investor of all time, Warren Buffet, states that "anywhere in the world the equity market represents the most efficient mechanism for transferring wealth from impatient people to patient people". Here the importance of designing fully automated algorithms that are beyond the control of human subjectivism.

- Sideways movement



(a) Sideways movementl

```

LONG WINDOW: 9
MEDIUM WINDOW: 5
SHORT WINDOW: 5
FUTURE WINDOW: 38
HIGH THRESHOLD: +0
LOW THRESHOLD: -3
FILT POLE: +0.09
EKF PARAM: +0.00

```

(b) Optimal metaparameters

Figure 19. Stock market sideways movement scenario

In this case, when the evolution of the price is marked by a sideways movement, it is not so useful to apply a buy and hold strategy, since in this environment there are no clear indications that the market itself will generate favorable returns. Therefore, in order to assess the quality of the results computed the benefits and negative gusts that would be obtained in the future, if the suggested investment strategy was implemented, were included. As can be seen, very competitive solutions are obtained.



Figure 20. Results sideways movementl



This analysis is intended to fully monitor the design of investment strategies. To do this, the first thing to accomplish, as has been done previously, is to determine the combination of optimal metaparameters according to the trend. Logically, these values must be periodically updated to represent the dynamism of the market. Subsequently, the trend of the value to be studied must be predicted and, depending on its evolution, it must be assigned to some of the previous groups. This can be implemented with clustering techniques or fuzzy logic. Once it has been classified according to the trend, the metaparameters that had been calculated in the first phase are applied to it.

### **Conclusions and next steps**

Technical analysis has always been conceived as an arcane practice and its methods have been described as utopias that are far from reality. However, this project shows the effectiveness of this technique when used rationally. The main challenge is to optimize the parameters used in these techniques so as not to leave them to chance and fall into the trap of human subjectivism. This is where the power of GA shines through.

In this sense, it was demonstrated how the GA provides solutions capable of beating the market in many environments. Heuristic techniques, combined with long-term benefits, were found to satisfy the balance between finding competitive solutions and reducing computational costs.

On the other hand, it was proved that the proposed method allows the efficient management of a portfolio of shares. In addition, the seed of a new technique was also presented that allows for discernment by trends in order to optimize profitability in all possible market scenarios.

Continuing with this line of thought, the implementation of this is left for future developments. The aim is to develop clustering or fuzzy logic techniques that allow the predicted trends to be assigned to certain previously defined groups.

Finally, it also opens the possibility of creating a more dynamic environment regarding metaparameters, with the aim that they also contribute to adjusting to market fluctuations and volatilities. This, together with the vectorization of the problem in question, would greatly reduce the associated computational cost.



# Índice general

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Motivación . . . . .	1
1.2. Objetivos . . . . .	4
1.3. Metodología . . . . .	5
1.4. Recursos . . . . .	6
1.5. Estructura de la memoria . . . . .	6
<b>2. Estado del arte</b>	<b>9</b>
2.1. Los mercados financieros . . . . .	9
2.1.1. Introducción . . . . .	9
2.1.2. Hipótesis de los Mercados Eficientes (EHM) . . . . .	11
2.1.3. Teoría del paseo aleatorio . . . . .	12
2.1.4. Modelos de predicción . . . . .	16
2.2. Estrategias de inversión . . . . .	19
2.2.1. Análisis fundamental . . . . .	20
2.2.2. Análisis técnico . . . . .	23
2.3. Algoritmos genéticos . . . . .	33
2.3.1. Estructura . . . . .	33
2.3.2. Algoritmos desarrollados . . . . .	39
2.3.3. Aplicaciones en el entorno financiero . . . . .	41
2.4. Gestión de una cartera de acciones . . . . .	43
2.4.1. Marco teórico . . . . .	43
2.4.2. Aplicación de Algoritmos Genéticos . . . . .	43
<b>3. Algoritmos genéticos</b>	<b>45</b>
3.1. Diseño del algoritmo . . . . .	46
3.1.1. Introducción . . . . .	46
3.1.2. Población inicial . . . . .	47
3.1.3. Evaluación de los individuos . . . . .	54
3.1.4. Selección de los individuos . . . . .	61
3.1.5. Reproducción de la población . . . . .	63

3.1.6.	Criterios de parada . . . . .	69
3.1.7.	Validez del modelo . . . . .	71
3.1.8.	Justificación del uso de AG . . . . .	73
3.2.	Optimización del algoritmo genético . . . . .	74
<b>4.</b>	<b>Integración en la aplicación de Matlab</b>	<b>79</b>
4.1.	Contextualización del problema . . . . .	79
4.2.	Preparación de los datos . . . . .	81
4.3.	Exploración de los datos . . . . .	83
4.4.	Generación de los modelos . . . . .	94
4.5.	Diseño de estrategias de inversión . . . . .	97
4.6.	Optimización de las estrategias de inversión . . . . .	106
<b>5.</b>	<b>Resultados</b>	<b>121</b>
5.1.	Elementos del informe de resultados . . . . .	121
5.2.	Comparación con una estrategia de comprar y mantener . . . . .	123
5.3.	Optimización de una cartera de valores . . . . .	126
5.4.	Optimización de los metaparámetros según la tendencia del mercado	130
<b>6.</b>	<b>Conclusiones y futuros desarrollos</b>	<b>141</b>
	<b>Anexos</b>	<b>145</b>
<b>A.</b>	<b>Invirtiendo con un fin</b>	<b>147</b>
A.1.	Alineación del proyecto con los Objetivos del Desarrollo Sostenible .	148

# Índice de figuras

1.	<i>Precio normalizado de ACS y ACX</i>	X
2.	<i>Construcción de las señales</i>	XII
3.	<i>Comparación de resultados</i>	XIV
4.	<i>Gestión eficiente de una cartera</i>	XVI
5.	<i>Escenario alcista</i>	XX
6.	<i>Resultados tendencia alcista</i>	XX
7.	<i>Escenario bajista</i>	XXI
8.	<i>Resultados tendencia bajista</i>	XXII
9.	<i>Escenario movimiento lateral</i>	XXII
10.	<i>Resultados movimiento lateral</i>	XXIII
11.	<i>Normalized price for ACS and ACX</i>	XXXI
12.	<i>Generation of the signals</i>	XXXIII
13.	<i>Comparative results</i>	XXXIV
14.	<i>Efficient portfolio management</i>	XXXVI
15.	<i>Bullish stock market scenario</i>	XXXIX
16.	<i>Upward trend results</i>	XL
17.	<i>Bearish stock market scenario</i>	XL
18.	<i>Results downward movement</i>	XLI
19.	<i>Stock market sideways movement scenario</i>	XLII
20.	<i>Results sideways movementl</i>	XLII
2.1.	<i>Tipos de tendencias</i>	25
2.2.	<i>Escenarios en tendencia alcista</i>	25
2.3.	<i>Escenarios en tendencia bajista</i>	26
3.1.	<i>Esquema evolutivo</i>	47
3.2.	<i>Resultados de la optimización</i>	49
3.3.	<i>Resultados con una población de 20 individuos</i>	50
3.4.	<i>Resultados de la optimización</i>	51
3.5.	<i>Resultados con una población de 200 individuos</i>	52
3.6.	<i>Evolución de la población con umbrales estándar</i>	53
3.7.	<i>Evolución de la población con umbrales extendidos</i>	54

3.8.	<i>Evoluciones con distintos umbrales</i>	55
3.9.	<i>Frente de pareto</i>	57
3.10.	<i>Selección con distintos n° torneos</i>	62
3.11.	<i>Optimización CrossoverFr</i>	65
3.12.	<i>Optimización CrossoverFr</i>	66
3.13.	<i>Efecto de los parámetros</i>	68
3.14.	<i>Dinámica de la selección</i>	70
3.15.	<i>Estancamiento a 20 generaciones</i>	72
3.16.	<i>Estancamiento a 200 generaciones</i>	72
3.17.	<i>Entrenamiento y test</i>	73
3.18.	<i>Estrategia de inversión optimizada</i>	73
3.19.	<i>Resultados de la doble optimización</i>	76
4.1.	<i>Precio normalizado para ACS y ACX</i>	83
4.2.	<i>Diseño de la interfaz</i>	84
4.3.	<i>Parametrización de las señales</i>	86
4.4.	<i>Señales RSI</i>	93
4.5.	<i>Inputs MACD</i>	94
4.6.	<i>Señales MACD</i>	95
4.7.	<i>Predicción con un modelo EKF OSC</i>	96
4.8.	<i>Correlación del modelo EKF OSC</i>	96
4.9.	<i>Fases con un modelo de predicción</i>	97
4.10.	<i>Fases con un método heurístico</i>	97
4.11.	<i>Evolución de los parámetros del EKF OSC</i>	99
4.12.	<i>Evolución de las variables de estado del EKF OSC</i>	100
4.13.	<i>Filtro de la señal predicha con los umbrales</i>	102
4.14.	<i>Generación de las señales de compra-venta</i>	103
4.15.	<i>Rentabilidad fruto de la estrategia de inversión</i>	103
4.16.	<i>Generación de las señales de compra-venta</i>	105
4.17.	<i>Rentabilidad fruto de la estrategia de inversión</i>	106
4.18.	<i>Medias móviles para IBEX 35</i>	108
4.19.	<i>Medias móviles para DJ Industrial</i>	109
4.20.	<i>Medias móviles para Telefónica</i>	109
4.21.	<i>Medias móviles para Telepizza</i>	110
4.22.	<i>Medias móviles para Zardoya</i>	110
4.23.	<i>Medias móviles para Bund</i>	111
4.24.	<i>Medias móviles para el tipo de cambio euro-dólar</i>	111
4.25.	<i>Evolución ACS</i>	115
4.26.	<i>Estrategia desfavorable</i>	116
4.27.	<i>Rentabilidad predicha</i>	117
4.28.	<i>Correlación negativa</i>	117

4.29.	<i>Resultado favorable</i>	118
4.30.	<i>Contraste de hipótesis</i>	119
4.31.	<i>Distribución de probabilidad para el estadístico de contraste</i>	120
5.1.	<i>Stock Info ACS</i>	122
5.2.	<i>Panel de información</i>	123
5.3.	<i>Operaciones compraventa</i>	123
5.4.	<i>Comparación de resultados</i>	126
5.5.	<i>Gestión eficiente de una cartera</i>	129
5.6.	<i>Escenario alcista</i>	132
5.7.	<i>Particularidad para NFLX</i>	134
5.8.	<i>Escenario bajista</i>	135
5.9.	<i>Resultados tendencia bajista</i>	137
5.10.	<i>Desplome del precio de BKIA</i>	137
5.11.	<i>Protección del AG</i>	138
5.12.	<i>Escenario movimiento lateral</i>	138
5.13.	<i>Resultados movimiento lateral</i>	139
5.14.	<i>Clustering por tendencias</i>	140
A.1.	<i>Compañías ASG</i>	149





# Índice de tablas

1.	<i>Portfolio I</i>	XV
2.	<i>Portfolio II</i>	XV
3.	<i>Resultados de la optimización</i>	XVII
4.	<i>Valores por tendencias</i>	XIX
5.	<i>Portfolio I</i>	XXXV
6.	<i>Portfolio II</i>	XXXV
7.	<i>Results</i>	XXXVII
8.	<i>Stocks for trends</i>	XXXIX
2.1.	<i>Tipos de mercados financieros</i>	10
3.1.	<i>Rango de los metaparámetros</i>	55
3.2.	<i>Umbrales para la selección</i>	75
3.3.	<i>Parámetros de control óptimos</i>	77
5.1.	<i>Comparación de resultados para optimización</i>	124
5.2.	<i>Comparación de resultados para test</i>	125
5.3.	<i>Portfolio I</i>	127
5.4.	<i>Portfolio II</i>	128
5.5.	<i>Resultados de la optimización</i>	128
5.6.	<i>Cambios porcentuales</i>	130
5.7.	<i>Valores por tendencias</i>	132
5.8.	<i>Resultados tendencia alcista</i>	133
5.9.	<i>Resultados tendencia bajista</i>	136



# Capítulo 1

## Introducción

### 1.1. Motivación

El mercado financiero es un sistema complejo, no estacionario, altamente ruidoso y dominado por la no linealidad, pero a pesar de ello, no sigue un camino fortuito subordinado al gusto del azar. Hay multitud de factores que pueden causar la fluctuación del movimiento de estos mercados, los principales se deben a condiciones económicas, aunque no son los únicos, pues la situación política o la expectativa de los inversores también repercute de forma notoria. Ello dificulta la predicción del precio del mercado de valores y sus tendencias. En respuesta a esta dificultad, se han desarrollado técnicas de análisis de datos y aprendizaje automático para lograr predicciones más rigurosas.

El estudio de los mercados bursátiles está concebido como uno de los mayores paradigmas en el ámbito financiero. Es una de las vertientes de la investigación de las que se posee mayor volumen de información (históricos de cotizaciones, gráficos de tendencias, valoraciones, indicadores técnicos...) y en la que todavía no se ha conquistado ningún método infalible que sacie y calme la inseguridad e incertidumbre de quienes invierten en ellos.

Afinando aún más, el principio básico sobre el que se asienta el funcionamiento de cualquiera de estos mercados es un concepto carente de complejidad alguna: comprar a precios bajos y vender a altas cotizaciones. Entonces, ¿por qué, si se dispone de un amplio abanico de alternativas y tanta riqueza informativa, no se ha encontrado todavía una solución que sea globalmente aceptada? Quizás la clave está en la importancia desmedida que se atribuye a factores de tipo social.

El comportamiento del ser humano es impredecible por naturaleza, sin predi-

lección alguna de adentrar en los entresijos de la filosofía, el hombre es libre y por ello, su forma de actuar no puede estar adscrita a ningún tipo de patrón. En este sentido, como los agentes que operan en los mercados son las personas físicas, ello dificulta la predicción de las tendencias en este ámbito pues muchos caen en la trampa del subjetivismo. Pero la resignación siempre es la última opción. ¿Por qué se aceptan todo tipo de simplificaciones que se alejan de la realidad en multitud de campos científicos, pero no se consienten este tipo de premisas en la modelización de los mercados financieros?

Entre las discusiones vigentes con mayor impacto en la filosofía de la ciencia figura aquella concerniente a la posibilidad que las ciencias sociales expliquen y predigan mediante leyes causales, tal y como lo hacen la mayoría de las ciencias naturales. Una pugna análoga hay en el ámbito financiero, entre el análisis fundamental y el técnico, para la predicción del valor teórico de una acción. Mientras que el primero trata de explicarlo en base a variables de control internas a la empresa y factores macroeconómicos, el segundo prescinde completamente de lo anterior y pone su foco en el comportamiento pasado de un determinado activo.

Siguiendo con la línea de pensamiento anterior, multitud de pensadores como Milton Friedman y Alexander Rosenberg, entre otros, plantean que es factible que ambas ciencias se unifiquen y compartan sus teorías y metodología, para así cerrar la brecha que hay entre ellas.

Por ejemplo, se aprecia cierta analogía con la formulación de ciertas leyes en el ámbito científico. Para ilustrarlo, la ley de los gases ideales formulada por Robert Boyle se puede representar mediante la siguiente ecuación:

$$V = c \times \frac{T}{P}$$

*Donde :*

- *V : representa el volumen de un gas cualquiera*
- *T : la temperatura*
- *P : la presión ejercida*
- *c : una constante de carácter universal*

De acuerdo con lo anterior, el volumen de un gas queda perfectamente determinado si se conocen las dos variables de estado descritas anteriormente. Lógicamente, como cualquier ley ésta tiene sus limitaciones y su entorno restringido de aplicación. Por ejemplo, para que aporte resultados fidedignos es necesario que la medición de la temperatura y la presión del gas se efectúe de forma completamente independiente. Para esclarecerlo, es viable, por ejemplo, medir la temperatura de un gas mediante un procedimiento “X” que no requiera el conocimiento de la presión o volumen de este. Si esto no fuera posible, la ecuación anterior más que una ley sería una definición propia del volumen de un determinado gas.

En este sentido, las leyes científicas tienen una capacidad predictiva intrínseca. El éxito de sus conjeturas reside en una continua medición de las variables involucradas de tal forma que sea posible rectificar la formulación original, reducir el margen de error y obtener predicciones cada vez más precisas.

Por ello, la principal motivación de este trabajo consiste en encontrar nuevas tácticas, impregnadas por la esencia de cláusulas científicas y técnicas, que permitan diseñar estrategias de inversión rentables. Se pretende englobar en una única aplicación un conjunto de técnicas que habiliten la posibilidad de crear un sistema de trading eficiente. Esto abre multitud de caminos en la exploración de nuevas estrategias para entender el comportamiento de las ciencias sociales. La clave está en aplicar, tal y como lo hace la Termodinámica, un termómetro que aisle cada uno de los efectos y los considere por separado, Esto es la máxima de un principio económico universal, la cláusula “*Ceteris Paribus*”, que implica que otros posibles factores son obviados en el estudio del componente principal.

Por ejemplo, las predicciones en los mercados bursátiles encuentran una clara analogía con las efectuadas en el campo de la meteorología. Para realizar la predicción del tiempo se necesita conocer factores como la velocidad, presión y temperatura del viento, la humedad y la temperatura del océano, la topografía y el uso del suelo, la radiación solar absorbida y reflejada, etcétera. Pero aún si se conociera todo esto de manera perfecta, la dinámica de la atmósfera es un ejemplo de un sistema caótico y, por ello, hace que el tiempo atmosférico sea prácticamente impredecible. Entonces, ¿por qué la sociedad actual no muestra recelo ante estas predicciones, si apenas pueden ser consideradas fiables?

La clave está en que, en lugar de tratar de mimetizar completamente la predicción meteorológica, se pronostica su evolución más probable, y con esta información se habilita la extracción de análisis muy útiles para vaticinar el estado de este. Si se aceptan estas simplificaciones en estos ámbitos, entonces también se debería de

dejar de considerar la predicción en los mercados financieros una práctica arcana, pues el fundamento es sustancialmente el mismo, pero con distinta metodología. Lo que hay que aceptar es que no hay un método infalible que bata al mercado en todas las situaciones.

Para poder analizar todo lo anterior es necesario simplificar la realidad mediante un sistema que describa el fenómeno de manera global, pero, sobre todo, de una forma manejable. La simplicidad no equivale, de ninguna de las maneras, al simplismo, sino que con ello se pretende que, mediante el entendimiento de todos los factores de forma individualizada, se podrá comprender la esencia del fenómeno de estudio. En este punto, los modelos juegan un papel fundamental y particularizado al mundo de los mercados de valores, los de predicción son capaces de crear abstracciones del mundo real para analizar de forma discretizada las variables que repercuten en el ámbito financiero.

De este modo, con las predicciones generadas en los modelos de predicción, y optimizando los metaparámetros usados en la parametrización de las entradas y señales utilizadas, se consigue la elaboración de estrategias de inversión rentables que permitan batir al mercado.

Sin la optimización de los metaparámetros de cada uno de los modelos de predicción los resultados de la herramienta carecerían de sentido absolutamente. Por ello, es necesario automatizar este proceso y evitar dejar la selección de estas variables al libre albedrío de usuario, pues de ser así, más que un análisis técnico sería uno probabilístico.

## 1.2. Objetivos

Por todo lo mencionado anteriormente el trabajo propuesto se enfoca en la consecución de los siguientes objetivos:

1. Contrastar el éxito de estrategias de inversión que han simulado técnicas análogas a las presentadas, para así, conocer diferentes mecanismos usados en el entorno financiero y detectar engranajes susceptibles de adaptación a la aplicación desarrollada.
2. Estudiar las bases teóricas que sustentan el diseño de estrategias de inversión rentables e integrar en la aplicación inicial herramientas basadas en algoritmos genéticos que permitan desarrollar un sistema de trading eficiente.

3. Mejorar la gestión de una cartera de valores mediante la optimización de los parámetros de los indicadores técnicos con algoritmos genéticos.

### 1.3. Metodología

A continuación, se presenta el procedimiento desarrollado para la consecución de cada uno de los objetivos descritos anteriormente. Mediante la revisión del estado del arte, se profundizará en las investigaciones que se han desarrollado en este entorno. Con ello, se podrá estudiar la viabilidad de los distintos avances alcanzados y tomarlos como semillas para poder generar los frutos deseados.

El diseño de estrategias de inversión bursátiles ha sido el epicentro de controversias del mundo financiero en las últimas décadas. Por ello, es necesario conocer los entresijos que se esconden tras la toma de decisiones económicas. Para ello, se estudiarán las bases que sustentan el análisis técnico y las diferentes vías de proliferación que se han propagado en este entorno. Las principales herramientas que se analizarán son el uso de modelos de predicción basados en datos históricos. Mediante la homogeneización de dicha fuente de datos y la parametrización de las señales, se aplicarán diferentes osciladores técnicos que permitan generar predicciones fiables que habiliten la posibilidad de determinar estrategias de inversión rentables.

Para la implementación del AG se empleará la función predeterminada de Matlab, pero las opciones personalizadas se adaptarán a los requisitos del problema. El problema en cuestión consta de 9 variables o metaparámetros cuyos valores han de ser optimizados con el fin de maximizar la rentabilidad. Para ello, se diseñarán dos funciones objetivos: *constrained* y *multiobj*, en función de la aversión al riesgo que el usuario desee tolerar.

Se explorarán diferentes combinaciones de parámetros internos del algoritmo y se incorporarán en la herramienta los que generen resultados más satisfactorios. Una vez que se haya diseñado el AG se analizará la calidad de las soluciones aportadas lanzando diversas simulaciones y comprobando la eficacia del método para el conjunto que se ha liberado como test.

Por último, se expandirán las fronteras de aplicación de dichos algoritmos evolutivos a la gestión de carteras de acciones. Con ello, se pretenderá optimizar la selección de valores para la construcción de portafolios rentables. Para ello, se seleccionará un conjunto de acciones que sea suficientemente representativo, es decir,

que muestre las distintas tendencias del mercado. A estos valores se le ejecutará el algoritmo y con ello se conocerán los metaparámetros óptimos a emplear. Los resultados se constatarán aplicando el método a otra cartera para así respaldar la rentabilidad obtenida.

### 1.4. Recursos

El proyecto se ha realizado en el marco de una aplicación diseñada en *Matlab App Designer*, en la versión 2019a del citado programa. Para la implementación del AG se ha tomado como semilla la *Global Optimization Toolbox* de Matlab, también en su versión 2019a. A parte de la herramienta mencionada, se dispone de un conjunto de datos obtenidos de *Yahoo Finance* que proporciona la evolución temporal de los precios máximos, mínimo, de apertura y cierre, y el volumen de transacciones para 1275 valores que cotizan en las Bolsas de 17 mercados intercontinentales.

Este gran banco de información permite el adecuado entrenamiento de los modelos de predicción para la obtención de predicciones fiables que habiliten el diseño de estrategias de inversión rentables. La aplicación resulta muy intuitiva y permite la selección de distintos parámetros cuyos resultados se muestran tanto gráficamente, mediante cuatro gráficos que se explicarán más adelante, como transcritos en informes que son redactados en distintos paneles.

### 1.5. Estructura de la memoria

El presente trabajo está configurado atendiendo al siguiente esquema. En el segundo capítulo, se pretende revisar el estado del arte en lo que se refiere a las investigaciones sobre el comportamiento del mercado financiero, los distintos enfoques posibles para analizarlo, la optimización de problemas mediante algoritmos genéticos y la aplicación de estos al diseño de estrategias de inversión rentables.

En el tercer capítulo, se expone la teoría fundamental para entender las conjeturas aplicadas en la resolución de problemas mediante algoritmos genéticos. En el cuarto capítulo, se explica cómo se han integrado dichos algoritmos en la aplicación de Matlab. Además, también se ilustra de forma general las fases que se han de completar antes de la ejecución de cualquier transacción bursátil. Para finalizar en el quinto capítulo, se incorporan resultados basados en experimentaciones que



pretenden desafiar la validez del modelo presentado.



# Capítulo 2

## Estado del arte

### 2.1. Los mercados financieros

#### 2.1.1. Introducción

Los mercados financieros son un conjunto de operadores financieros y reglas de funcionamiento que se emplean para realizar la contratación de diversos activos financieros, fundamentalmente, dinero o renta fija y variable. Este tipo de activos financieros pueden ser considerados como títulos-valores o derechos sobre bienes fácilmente convertibles en liquidez.

La renta fija engloba el conjunto de activos financieros de deuda emitidos por entidades y organizaciones públicas o empresas privadas que ofrecen una rentabilidad asegurada, aunque el cobro del principal y de los intereses no esté garantizado. Entre ellos están los bonos y obligaciones, las letras del Tesoro y pagarés y los certificados de depósito. Puesto que se conciben como una inversión de menor riesgo, la rentabilidad asociada es inferior a la de la renta variable que depende de la fluctuación del mercado.

Por otra parte, la renta variable, es el conjunto de activos financieros emitidos por la empresa, conocido como mercado de acciones, y como su propio nombre indica, su rentabilidad es cambiante.

Los mercados financieros se han expandido exponencialmente y ahora ofrecen multitud de variantes. A continuación, se adjunta la *Tabla 2.1* en la que se enumeran los principales tipos de mercados en los que se puede operar y el título empleado.

<i>Mercado</i>	<i>Activo financiero</i>
Forex	Divisas
Mercados de capital	Acciones y bonos
Mercados de derivados	Contratos por diferencias
Mercados de derivados	Oro, plata y petróleo
Mercados de productos básicos	Long profits
Mercados monetarios	Deuda a corto plazo
Mercados de criptomonedas	Bitcoin y Altcoins
Mercados hipotecarios	Préstamos a largo plazo

*Tabla 2.1. Tipos de mercados financieros*

Con ello, se pretende ilustrar que el mercado financiero es muy polifacético y versátil y, aunque en el presente trabajo sólo se profundizará en el mercado de valores de renta variable, conviene no perder la perspectiva global del objeto analizado. Los mercados de valores son fóruns donde sus participantes negocian el precio de las acciones, que son partes alícuotas que representan el patrimonio de una empresa u organización. Este tipo de mercados es uno de los más fascinantes, sofisticado y complejo dentro de los financieros, ya que sus movimientos se ven influenciados por factores tanto macroeconómicos como perturbaciones aleatorias.

El mercado de valores proporciona, junto con otros, la estructura central y el mecanismo del sistema capitalista. En él desempeña dos funciones fundamentales: servir de red del flujo de dinero y a su vez, ser también una red de la circulación de la información. La complejidad del mercado de valores no debe subestimarse nunca, ya que es un reflejo completo de la economía y la política global.

El precio de dichos títulos se negocia en las Bolsas, que son lugares en los que compradores y vendedores se reúnen para pactar el valor de las acciones. Las operaciones financieras se basan en un paradigma similar al mercado de subastas en el que un comprador potencial puja por un precio específico para una acción y el

vendedor potencial procede de manera análoga para el título que desea vender. Cuando dichos precios se cruzan se produce la venta de la acción.

A pesar de que su fundamento carece de dificultad alguna, como los precios en el mercado son intrínsecamente dinámicos, volátiles y tienen gran sensibilidad se han desarrollado un amplio abanico de investigaciones que se centran en la predicción del precio de las acciones. Se podrían sintetizar dichos estudios en dos vertientes: aquellos que defienden la hipótesis de los Mercados Eficientes, y quienes la desafían.

### 2.1.2. Hipótesis de los Mercados Eficientes (EHM)

La eficiencia en los mercados de capital puede ser categorizada en tres tipos:

1. *Eficiencia asignativa*: se emplea para evaluar los efectos en el bienestar que generan las asignaciones de recursos al mercado de equilibrio.
2. *Eficiencia transaccional*: se refiere a los costos y riesgos del intercambio de recursos económicos.
3. *Eficiencia informativa*: se ocupa de la relación entre los precios del mercado y su información.

La hipótesis de los Mercados Eficientes pertenece a la tercera clase. De este modo, los mercados serán eficientes en la medida en que los precios reflejen la información que se dispone. Fama (1970) [1] emplea los términos de mercados de capital eficientes mientras que Beaver (1981) [2] lo denomina eficiencia del mercado. Finalmente, Merton (1985) [3] introdujo la teoría que actualmente sirve de base para el estudio de la eficiencia de los mercados. Dyckman y Morse (1986) [4] proporcionaron una definición en la que afirman que un mercado puede ser considerado eficiente si:

- Los precios de los valores negociados actúan reflejando completamente toda la información disponible en la actualidad.
- Dichos precios reaccionan instantáneamente, y, de manera imparcial ante nueva información.

La dificultad en esta definición aparece cuando se pretende precisar y concretar que se entiende por “reflejar completamente”, “información actual” y desde un

punto de vista “imparcial”. Por ello, para solucionar esta adversidad se propuso relacionar el comportamiento del mercado con el que tendría si se operara bajo unas condiciones ideales. En este sentido, se exponen las premisas consideradas:

1. *Competencia perfecta*: todos los agentes se comportan como si no tuvieran poder para provocar un impacto en el precio del mercado.
2. *Mercado sin fricción*: no existen costos ni restricciones en el libre comercio, por lo que todos los activos financieros son perfectamente divisibles.
3. *Creencias homogéneas*: todos los agentes, al tener la misma información, poseen los mismos pensamientos.
4. *Racionalidad individual*: todos los agentes pretenden maximizar su grado de utilidad.

Estas consideraciones tienen una serie de implicaciones que condicionan las transacciones bursátiles:

- Existen una gran cantidad de agentes que operan de forma completamente independiente.
- Todos los agentes del mercado ajustan rápidamente los precios con el fin de reflejar la información de última hora.
- La nueva información llega de forma completamente aleatoria e independiente.

En este sentido, usando las condiciones anteriores, algunos investigadores postulan que el análisis del comportamiento de los precios es muy directo y que combinando dichas cláusulas con modelos como el CAPM es posible generar predicciones fiables en este ámbito.

### 2.1.3. Teoría del paseo aleatorio

Muchos estadísticos han afirmado que los precios tienden a fluctuar de forma aleatoria y que los retornos presentan un grado de correlación muy pobre. Si los precios reflejan toda la información actualmente disponible y alcanzan su grado de equilibrio, sólo cuando se reciba nueva información, todos los precios volverán

a estar sin correlación. Bachelier (1900) [5] usa métodos estadísticos para analizar los rendimientos de las acciones, bonos, futuros y opciones aplicando las reglas del azar. Además, también catalogó el proceso de Weiner como afín al movimiento browniano.<sup>1</sup>

Cootner (1964) [6] presenta un escrito denominado *El carácter aleatorio de los precios del mercado de valores* que se ha convertido en el pilar de la teoría de la EMH. Por otra parte, Osborne (1959) [7] en su artículo *Brownian Motion en el Mercado de Valores* postula que el precio de las acciones emprende un camino aleatorio, equiparando las fluctuaciones de las cotizaciones, con las suposiciones del movimiento browniano con el ejemplo del movimiento de una partícula en el seno de un fluido.

Esta teoría tiene una serie de consideraciones para tener en cuenta:

- *Estocasticidad*: el precio está idénticamente distribuido y de manera independiente
- *Varianza finita*: el volumen y la varianza son finitos y, además, con una importancia relativa.
- *Correlación precio-valor*: el precio refleja su valor fundamental.
- *Expectativas*: el rendimiento esperado es un promedio ponderado de probabilidad invariante en el tiempo.
- *Equilibrio general*: el equilibrio de precios se obtiene cuando los agentes llegan a un mutuo acuerdo.
- *Eficiencia informativa*: los agentes negocian el precio según la información disponible
- *Normalidad*: la distribución de los cambios del precio sigue una normal de media estable y varianza finita.

---

<sup>1</sup>Una partícula suficientemente pequeña como un grano de polen, inmersa en un líquido, presenta un movimiento aleatorio, observado primeramente por el botánico Brown en el siglo XIX. El movimiento browniano pone de manifiesto las fluctuaciones estadísticas que ocurren en un sistema en equilibrio térmico. Tienen interés práctico, porque las fluctuaciones explican el denominado ruido que impone limitaciones a la exactitud de las medidas físicas delicadas. El movimiento browniano puede explicarse a escala molecular por una serie de colisiones en una dimensión en la que pequeñas partículas (denominadas térmicas) experimentan choques con una partícula mayor.

Por su parte, todas estas premisas tienen una serie de consecuencias prácticas. En primer lugar, cualquier tipo de patrón que sea detectado debe de ser eliminado por los operadores para que no exista la tentación de predecir el futuro de la serie en base a información pasada. Esto es así ya que toda la información relevante contenida en las series de precios pasadas ya se ha reflejado en el precio actual.

En este sentido, quienes defienden esta línea de pensamiento consideran que es una pérdida de tiempo buscar patrones repetitivos y predecibles pues el propio precio actual llevaría intrínsecamente todas estas sucesiones. Para refutar dicha hipótesis algunos analistas técnicos diseñaron reglas de filtros como la del 5 por ciento que aconseja comprar una acción después de que haya subido un 5 por ciento desde su mínimo, mantenerla hasta que el precio caiga en un 5 por ciento desde su pico, luego realizar una venta corta y mantenerla hasta que la acción rebote un 5 por ciento desde su parte inferior y finalmente, tomar de nuevo una posición larga. Sin embargo, Houthakker (1961), Alexander (1961) y Fama y Blume (1966) [8] demostraron que dichos resultados no eran satisfactorios ya que proporcionaban rendimientos más bajos que una simple regla de comprar y mantener.

No obstante, sí que existen anomalías y claros ciclos que no pueden ser considerados puramente aleatorios, por ejemplo, los efectos especiales del mes de enero, de los fines de semanas o del lunes. De este modo, Sharpe (1964) [9], Lintner (1965) [10] y Mossin (1966) [11] notaron que era necesario incluir la racionalidad del agente en el modelo de los supuestos aleatorios primeramente introducido por Osborne. La incorporación de dicho elemento fue obra de Fama (1970) [1].

Este autor clasificó tres enfoques empíricos para probar la eficiencia de los mercados: pruebas de predicción de la rentabilidad, estudio de eventos y pruebas de información confidencial. A continuación, se exponen las principales investigaciones en el primer campo citado. A su vez, dicha categoría se subdivide en cuatro vertientes de análisis: test de independencia estadística, test de reglas de inversión, test de estrategias contrariadas y la prueba del rendimiento de los retornos transversales.

### 1. *Test de independencia estadística*

Alexander (1961) [12], Fama y Fisher (1966) [13] y Fama y MacBeth (1973) [14] ensayaron una serie de estudios que analizaban la correlación de las fluctuaciones del precio y concluyeron que dicha relación era prácticamente insignificante. French y Roll (1986) [15] testearon la variabilidad de los precios durante las horas de cotización y descubrieron que las autocorrelaciones



de primer orden del rendimiento diario eran positivas, lo que ponía en tela de juicio la teoría del camino aleatorio.

Los estudios de series correlacionales en horizontes a corto y largo plazo fueron introducidos por Shillers (1989) [16] y Summers (1987) [17] con las conclusiones que los rendimientos a largo plazo tenían una autocorrelación negativa. Por otra parte, Lo y MacKinlay (1988) [18] y Jegadeesh (1990) [19] consideraron portfolios de diferentes tamaños y encontraron que los de tamaño reducido tenían una autocorrelación más fuerte, de aquí que se fomenta la diversificación de los portfolios.

## 2. *Test de reglas de inversión*

Rules Alexander (1961) [20] aplicó una regla de filtro y comprobó que no era posible superar la estrategia de comprar y mantener una vez deducidos los costes de transacción. No obstante Brush (1986) [21] y Pruitt y White (1988) [22] encontraron que la “regla del filtro de tres partes” o ajustes del indicador de fuerza relativa (RSI) en el mes de enero generaban unos retornos fuera de lo normal, incluso considerando los costes de transacción.

## 3. *Test de estrategias contrariadas*

Todos los estudios realizados por Dreman (1979) [23], DeBondt y Thaler (1985, 1987) [24], Jegadeesh y Titman (1993) [25], y Lakonishok, Shliefer, y Vishney (1994) [26] demostraron que las acciones de las llamadas “losing firms” superaban a aquellas catalogadas como “winning firms”. Las primeras son aquellas cuyas acciones son propicias a pertenecer a empresas pequeñas cuyo crecimiento y potencial es notablemente inferior al de las grandes empresas.

## 4. *Test de predictibilidad de retornos transversales*

Con estos análisis se pusieron en tela de juicio tanto la hipótesis de los Mercados Eficientes, como el modelo más usado en este ámbito para predecir la fluctuación del precio (CAPM). Banz (1981) [27] y Basu (1983) [28] testearon acciones de NYSE y AMEX utilizando la capitalización del mercado como parámetro y sus resultados refutaron tanto la EHM como el CAPM.

Arbel y Strebel (1983) [29], James y Edmister (1983) [30] y Grossmand, y Wang (1993) [31] usaron el volumen de operaciones como indicador y sus resultados demostraron que las operaciones que involucran un gran número de transacciones experimentan reversiones de precios mientras que aquellas que se efectúan con un volumen más reducido presentan cierta autocorrelación positiva.

Por otra parte, con respecto a las series temporales, el efecto del mes de enero lo estudiaron Chang y Pinegar (1986, 1988) [32], Keim (1985, 1986) [33], Lakonishok y Smidt (1984, 1986) [34] y Giffiths y White (1993). Probaron dicho fenómeno incorporando bonos gubernamentales y corporativos a largo plazo y encontraron una relación no lineal entre la tasa de impuesto, los rendimientos de los dividendos y el volumen de las operaciones. Además, con respecto al efecto del fin de semana y del lunes, French (1992) [35], Gibbon y Hess (1981) [36], y Keim y Stambaugh (1984) [37] fueron quienes concluyeron que los rendimientos de las acciones de apertura el lunes son significativamente negativos tras el cierre del mercado el fin de semana.

#### 2.1.4. Modelos de predicción

Existen gran cantidad de investigaciones que analizan diferentes técnicas aplicadas en la predicción del precio de las acciones. Se distinguen fundamentalmente dos campos de estudios: los modelos estadísticos y los modelos basados en la inteligencia artificial. A continuación, se exponen los principales estudios efectuados en cada uno de estos terrenos.

##### *a) Modelos estadísticos*

En las últimas décadas muchos investigadores han tratado de predecir las series temporales usando técnicas estadísticas, entre ellas se encuentran: los modelos de regresión paramétricos y no paramétricos, los métodos autorregresivos basados en las medias móviles (ARMA), los métodos de media móvil integrada autorregresiva (ARIMA), los que se basan en suavizados exponenciales y los métodos generalizados autorregresivos condicionalmente heteroscedásticos (GARCH).

Yule (1927) [38] propuso la noción de estocasticidad en series temporales, con la hipótesis de que cada serie de tiempo podía observarse como

una realización de un proceso estocástico. Esta concepción repercutió en trabajos posteriores, por ejemplo, él mismo junto con Slutsky (1937) [39], Walker (1931) [40] y Yaglom (1955) formularon la noción de autorregresivo (AR) y media móvil (MA). El modelo ARMA, que es una fusión de ambas ideas, asume que la serie temporal es estacionaria, lo cual, aparentemente, se aleja bastante de la realidad caótica que pretende explicar.

Posteriormente, Box Jenkins (1976) [49] integró las medias móviles y los modelos autorregresivos en sus estudios. En este sentido, los modelos ARIMA convierten series no estacionarias en estacionarias usando diferencias logarítmicas. O'Donovan (1983) [43] probó que estos modelos eran técnicamente mejores que los que había hasta entonces. No obstante, varios investigadores como Roberts (1982) [44] y Abraham y Ledolter (1986) [45] revelaron la existencia de problemas de correlación con los residuos de los predictores y para ello, propusieron las técnicas de suavizado exponencial. En este contexto proliferaron innovaciones como la integración de momentos de orden superior, las extensiones multivariadas o la generalización de datos de ultra frecuencia.

Este modelo se emplea globalmente para predecir la volatilidad del mercado de valores, el precio de las acciones y los índices. Kavussanos y Visvikis (2005) [46] evaluaron el rendimiento de la predicción a corto plazo de modelos lineales univariados y multivariados utilizando series de tiempo del mercado de la Bolsa de Atenas. Para ello emplearon los precios diarios de cierre durante un periodo de prueba de seis meses y revelaron que el poder predictivo de dicho método era de igual calidad que otros métodos más complejos.

#### *b) Inteligencia artificial*

Los modelos estadísticos estudiados anteriormente asumen una serie de hipótesis (linealidad en las series temporales y distribución normal en las fluctuaciones) que parece no reflejar de forma fiel la verdadera imagen de la evolución en el tiempo del precio de un determinado valor. Estas características no estacionarias provocan que los datos disponibles sean caóticos lo que dificulta la actuación en el campo de las predicciones.

Ello despertó el auge de nuevas tendencias para tratar de conjeturar las fluctuaciones de los precios y en este contexto, es donde nace la inteli-

gencia artificial (IA). Schalkoff (1990) [47] define la IA como la ciencia que trata de explicar y emular el comportamiento del ser humano en otras facetas mediante la aplicación de procesos computacionales.

Dentro de este campo tan amplio se distinguen fundamentalmente tres vertientes que han sido especialmente proliferadas: los algoritmos evolutivos (AE), la lógica difusa y las redes neuronales. A continuación, se expone las principales aportaciones en los dos últimos campos, pues el primero de ellos, será un foco de discusión posterior.

La lógica difusa fue introducida por Zadeh (1965) [48] y permite establecer una norma según el “grado de verdad”, es decir, prescinde de una información que tenga que ser completamente rigurosa y precisa y en su lugar, permite la definición de conjuntos intermedios como posibles valores. Esto permite imitar la lógica humana, pues multitud de elementos no son siempre ‘1’ o ‘0’ sino que se encuentran en el camino entre ambos.

Este método es de gran utilidad para explicar el comportamiento de fenómenos que son ambiguos, como, por ejemplo, la volatilidad y de esta forma, se facilita su tratamiento matemático. Por ejemplo, Govindasamy y Thambidurai (2013) [49] evaluaron la predicción de precios de acciones de automóviles utilizando el modelo de lógica difusa probabilística. Para analizar la calidad del modelo empleado midieron el porcentaje de error absoluto de la rentabilidad predicha y los resultados obtenidos respaldaron la aplicación de éste.

Por otra parte, las redes neuronales artificiales pretenden simular el proceso de almacenamiento de información que aplica el sistema nervioso y su misión fundamental es el reconocimiento de patrones en series, de ahí que haya sido usado en numerosas aplicaciones en ámbitos financieros. Por ejemplo, Baestaens y Van den Bergh analizan la rentabilidad de la Bolsa de Ámsterdam con el objetivo de descubrir las fuerzas que marcan los cambios direccionales y así, poder maximizar la rentabilidad obtenida. En esta misma línea de pensamiento Kimoto, Asakawa, Yoda y Takeoka (1990) [50] lo aplicaron para determinar el momento óptimo para la compraventa del índice japonés TOPIX. Por otra parte, con respecto al análisis de las series temporales, Sharda y Patil (1992) [51], y Jhee y Shaw emplearon redes neuronales para predecir pronósticos financieros.

## 2.2. Estrategias de inversión

Previo a la realización de cualquiera inversión es necesario tener definida la táctica a emplear con el fin de alcanzar los objetivos programados. Hay una profunda brecha entre los operadores profesionales y los inversores que luchan en la vanguardia del difícil juego del mercado de valores. Ambos grupos usan distintos idiomas para definir el complejo comportamiento del mercado, por lo que, en cantidad de ocasiones subestiman el valor del conocimiento del otro. Cada uno de ellos ha desarrollado sistemas de conocimientos, habilidades y herramientas que no pueden ser reemplazados por el otro. En esta batalla participan los defensores del análisis fundamental y del técnico.

El análisis fundamental emplea factores económicos para estimar el valor intrínseco del precio de una acción. Mediante la examinación de elementos como el resultado del ejercicio, las tasas de interés, los dividendos, la administración de la compañía y las rotaciones en el sector, enfoca las fuerzas de la oferta y la demanda para determinar el valor del mercado. En general el análisis fundamental tiene su piedra angular en la esencia del trabajo de Graham y en su libro titulado *“Inversor Inteligente”* en el que formula recomendaciones de compraventa de acciones basado en una serie de reglas de inversión.

Posteriormente, algunos autores como Oppenheimer y Schlarbaum (1981) [52] y Metghalchi, Chang y Marcucci (2008) [53] testearon estas reglas y tras su aplicación revelaron que era posible obtener retornos superiores a los alcanzados tras la simulación de una simple regla de comprar y esperar.

Por contra, el análisis técnico se ha entendido como el conjunto de reglas que permiten predecir la rentabilidad mediante el estudio de datos históricos, pues la propia acción del mercado lo descuenta todo. Se apoya en la psicología de masas alegando que la naturaleza humana tiende al equilibrio y que, por ello, la historia sigue tendencias que se repiten. Desde la primera publicación de Robert Edwards y el clásico *“Análisis técnico de las tendencias de acciones”* de John Magee (1948) [54] el análisis técnico ha pasado de considerarse una práctica arcana a un método globalmente aceptado. Posteriormente fue John Murphy (1999) [55] quien brindó una cobertura completa de los conceptos y técnicas disponibles. A continuación, se expondrán los principales avances desarrollados en cada uno de los campos.

### 2.2.1. Análisis fundamental

La decisión de inversión en este tipo de método se basa en la relatividad del valor intrínseco frente al precio: si dicho valor está por debajo del precio del mercado actual, entonces el mercado se encuentra sobrevalorado y, por lo tanto, se debería vender el título. Por el contrario, si el valor intrínseco supera al del mercado, éste se encuentra infravalorado y por ello, sería aconsejable comprar la acción. De este modo, Benjamin Graham (1934) [56] propuso el concepto de “Margen de Valor” como columna vertebral de la inversión de una acción, con esta idea pretende alegar que, para realizar cualquier tipo de operación financiera es necesario realizar un análisis exhaustivo con el fin de garantizar la seguridad del capital y del rendimiento satisfactorio, de lo contrario, dicha inversión será una simple especulación.

El extraordinario éxito de Warren Buffet ha proporcionado evidencias suficientes de la validez de los principios de inversión de valor para los horizontes del mediano y largo plazo. No obstante, debido a la volatilidad del mercado y a la irregularidad de muchas fuentes del análisis fundamental, resulta muy costoso realizar inversiones a corto plazo con esta técnica, pues se requiere de un tiempo mínimo para analizar todas variables económicas, y, sobre todo, porque al finalizar el proceso, ya hay muchas de ellas que se han modificado. Por ello, resulta interesante explorar nuevas vías de proliferación de este método que se basan en la monitorización y automatización de las noticias para la actualización de la información en tiempo real.

Retomando la línea de pensamiento anterior, para estimar el valor intrínseco de las acciones se han empleado distintos métodos de valoración. Algunos analistas como Bernard (1994) [57], Fisher y Jordan, (1995) [58], Penman (1991) [59], Bauman (1996) [60], Reilly y Brown (2002) [61], Jones, 2007 y Bodie, et al, (2009) [69] han empleado la información sobre el resultado del ejercicio actual y, descontando los activos financieros, han evaluado el beneficio esperado en el futuro para, comparando con el valor del mercado, determinar si es conveniente realizar la inversión.

Los métodos conceptualmente correctos para valorar las empresas con expectativas de continuidad son aquellos que se basan en el descuento de flujos, es decir, aquellos que consideran a la empresa como un ente generador de flujos de fondo y por ello, sus acciones y deudas son valorables como otros activos financieros. Es importante matizar que tal y como afirma el refranero: “sólo el necio confunde el valor con el precio”, en este ámbito, para el comprador del título la valoración representa el precio máximo a pagar, mientras que, para el vendedor la valoración le refleja el precio mínimo por el que lo debería vender.

Esta es la forma de proceder, ya que dichos investigadores defienden que el valor de una determinada empresa se basa fundamentalmente en su capacidad para generar flujos de caja. La premisa en este ámbito es que el valor de cualquier activo es igual al valor presente de todos los flujos de efectivo futuros esperados, descontados al interés requerido. En este sentido, para descontar dichos activos se han propuesto diferentes modelos<sup>2</sup> : dividendos descontados, modelos que dependen de múltiples ratios y modelos de descuento de flujos. A continuación, se describen cada uno de ellos:

- *Dividendos descontados*

Según Subramanyam y Venkatachalam (2007) [62] este modelo depende de la consideración que el valor de una acción viene determinado tras descontar el valor esperado de los dividendos futuros. Así, Bodie et al (2009) [63] postulan que el valor real de las acciones se determina por el rendimiento que se espera generar teniendo en usufructo las acciones.

Por otra parte, Fernández (2008) [64] afirma que la evidencia empírica muestra que las empresas que pagan más dividendos (como porcentaje de sus beneficios) no obtienen como consecuencia de ello un crecimiento en la cotización de sus acciones. Esto es así puesto que, al repartir dividendos, renuncian en parte a su expansión y crecimiento ya que dedican ese excedente al reparto entre sus accionistas en lugar de reinvertirlo en la autofinanciación de la empresa.

- *Modelos de múltiples*

Dentro de este ámbito se distinguen diferentes ratios:

- Valor de los beneficios (PER)

El valor de las acciones se obtiene multiplicando el beneficio neto anual por un coeficiente denominado PER (*Price earnings ratio*), que es un indicador del múltiplo del beneficio por acción que se paga en bolsa. Fernández analiza el PER en detalle y, muestra la relacion existente

---

<sup>2</sup>Sólo se presentan aquellos métodos basados en la cuenta de resultados.

entre esta ratio, la rentabilidad exigida por los accionistas y el crecimiento medio estimado para el cash flow generado por la empresa. Esto resulta ser un mecanismo rápido para realizar juicios simples sobre la sobrevaloración o infravaloración de empresas.

- Múltiplo de ventas

Este método de valoración consiste en calcular el valor de una empresa multiplicando sus ventas por un número. Para analizar la consistencia de este método, Smith Barney realizó un análisis de la relación entre la ratio precio/ventas y la rentabilidad de una acción y sus resultados revelaron cierta controversia pues según el intervalo de tiempo analizado se obtenían conclusiones que entraban en conflicto.

- Otros múltiplos

- Valor de la empresa-beneficio antes de intereses e impuestos (BAIT)
- Valor de la empresa-beneficio antes de amortización, intereses e impuestos (EBITDA)
- Valor de la empresa-cash flow operativo
- Valor de las acciones-valor contable

Es importante señalar que para utilizar todos estos indicadores es preciso emplear múltiplos de empresas comparables.

- *Flujos de efectivos descontados*

Tratan de determinar el valor de una empresa a través de la estimación de los flujos de dinero que generarán en el futuro, pero luego descontándolos a una tasa apropiada según el riesgo de dichos flujos.

Los métodos de descuento de flujos se basan en el pronóstico detallado y cuidadoso para cada periodo de cada una de las partidas financieras vinculadas a la generación de los cash flows correspondientes a las operaciones de las empresas. En dicha valoración juega un papel fundamental la tasa de descuento empleada. Ésta se calcula teniendo en cuenta el riesgo y las volatilidades históricas.



Una vez presentados los métodos fundamentales para valorar una empresa conviene analizar la evolución de la trayectoria que ha sufrido este análisis a lo largo de la historia. Bauman (1996) [65] considera que el inicio de este camino se emprende tras la publicación de tres artículos principales:

1. El estudio de Lev y Ohlson (1982) [66] que descifró la necesidad de crear modelos de valoración para expandir los estudios de correlación tradicionales para la investigación contable.
2. La declaración de Lev (1989) [67] en la que debate la necesidad de reorientar la investigación del mercado de capitales para contrastar y medir nuevas opciones.
3. El artículo de Bernard (1994) [57] que critica la investigación empírica sobre los datos contables en la valoración de las empresas y propone una modelización más exhaustiva del proceso.

Tras asentar estas bases muchos investigadores enfocaron el punto de mira en estudiar la relación entre los diversos modelos de análisis fundamental y la predicción del valor de acciones futuras.

### 2.2.2. Análisis técnico

El análisis técnico puede ser entendido como una serie de reglas o chartismos que tienden a anticipar el valor futuro de una acción mediante la información pasada de la evolución del precio o del volumen. La identificación de ciertas tendencias o patrones permite descifrar las señales de compraventa.

Según los analistas técnicos los precios del mercado reflejan no sólo los distintos miedos, conjeturas y estados de ánimo, racionales e irracionales, de los cientos de compradores y vendedores, sino que también reflejan sus necesidades y recursos. Estos son factores adicionales que retan al análisis y para los que no hay estadísticas que se puedan obtener. Todos ellos están, sin embargo, sintetizados, ponderados y finalmente expresados en una cifra precisa a la que un comprador, un vendedor llegan juntos y a la que hacen un trato. El precio resultante es la única cifra que importa.

La piedra angular de los estudios del análisis técnico la constituye el análisis realizado por Alfred Cowles (1933) [68] en el que verificó si 45 agentes profesionales

de inversión financiera eran capaces de predecir los movimientos futuros del mercado de valores. No obstante, hay quienes muestran cierta discrepancia respecto a la auténtica raíz como, Northcott (2009) [69] que alega que los primeros en emplear conceptos intrínsecos del análisis técnico fueron los arroceros de Japón en el siglo XVII, cuyo método proliferado se conoce en la actualidad como las velas japonesas.

Por otra parte, aproximadamente a finales del siglo XIX Charles Dow empleó principios del análisis técnico para analizar el precio de cierre de 11 acciones relevantes. Con la publicación de una serie de editoriales se fraguaron los elementos que explican el fundamento del análisis técnico.

### ■ *Teorías del análisis técnico*

#### 1. Teoría de Dow

La teoría de Dow se fundamenta en seis principios básicos:

- a) *El precio lo descuenta todo* : toda la información contenida pasada, actual e incluso futura está descontada en los precios de una acción.
- b) *El mercado sigue tres tendencias principales*: la bolsa no se mueve en línea recta, sino que describe ciertas tendencias (alcistas, bajistas o laterales) que según su duración se clasifican en:
  - 1) Tendencia primaria: tiene entre uno y tres años de duración.
  - 2) Tendencia secundaria: es aquella que va en dirección contraria a la primaria y dura entre tres semanas y tres meses. Se conocen como correcciones y suelen ser mucho más volátiles.
  - 3) Tendencia terciaria: son aquellas, que, a su vez, van en dirección contraria a las anteriores y cuya duración ronda las dos semanas.

A continuación, se adjunta en la *Figura 2.1* una gráfica en la que se ilustran los tipos de tendencias mencionados.

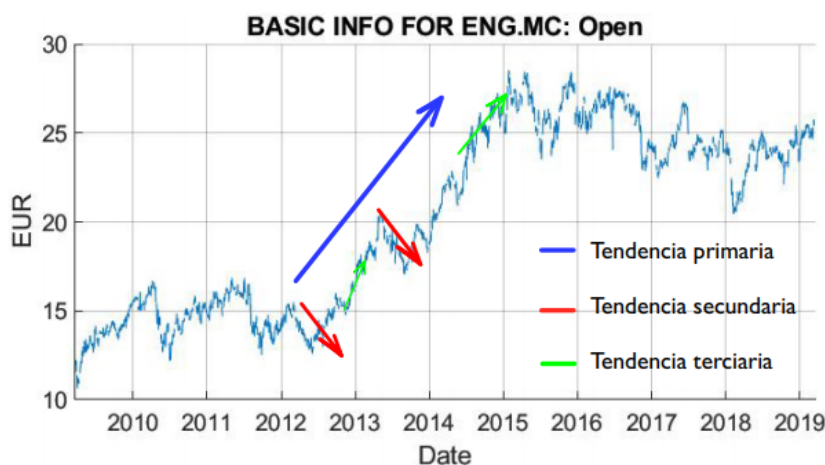


Figura 2.1. Tipos de tendencias

- c) Existen tres fases en las tendencias primarias: las tendencias primarias alcistas se componen a su vez de una fase de acumulación, de participación pública y de euforia. Por otro lado, las tendencias primarias bajistas también están formadas por una fase de distribución, de participación pública y pánico. Estas fases fueron desarrolladas más adelante por Richard Wyckoff. Las Figuras 2.2 y 2.3 representan las fases descritas.

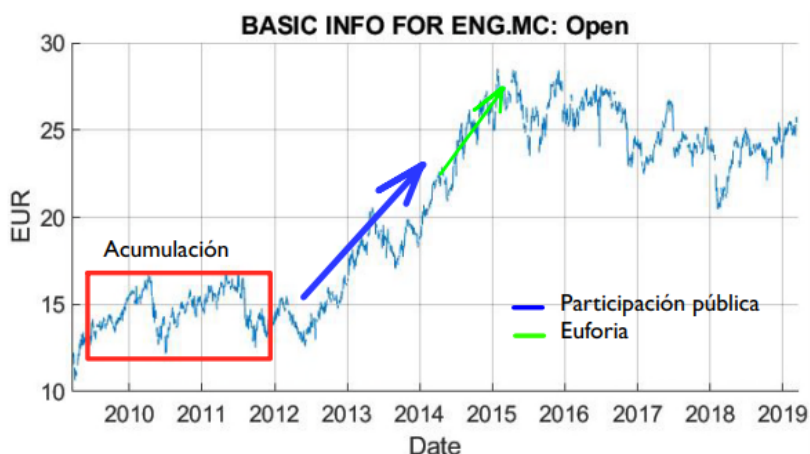


Figura 2.2. Escenarios en tendencia alcista

- d) Los índices Dow Jones industrial y Dow Jones de transportes deben

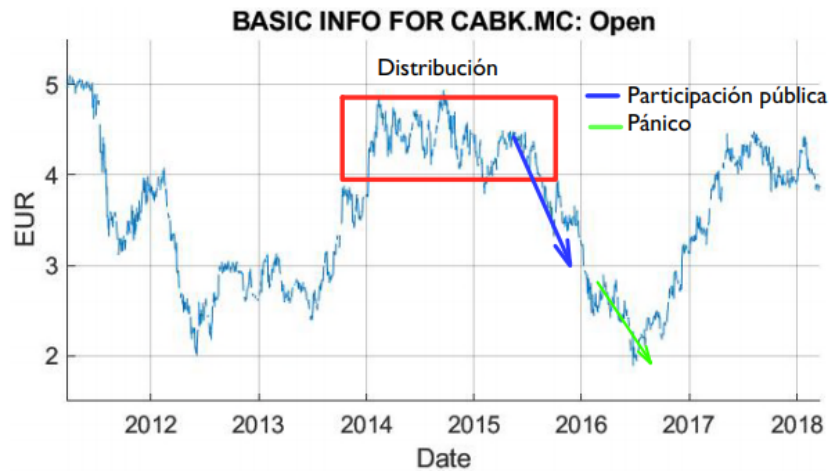


Figura 2.3. Escenarios en tendencia bajista

*confirmarse*: el índice de Dow Jones industrial es el que actualmente se conoce como índice de Dow Jones, que excluye los elementos correspondientes al transporte y servicios públicos. De este modo, Dow presentó que para confirmar un movimiento era necesario que ambos índices se orientaran en el mismo sentido.

- e) *El volumen bursátil debe confirmar la tendencia*: si la tendencia es alcista, el volumen debe aumentar cuando el precio sube y disminuir cuando baja. De igual manera, si la tendencia es bajista, el volumen ha de aumentar cuando el precio desciende y disminuir cuando la cotización sube.
- f) *La tendencia se mantiene vigente hasta que se demuestre lo contrario*: si el mercado se mueve según una tendencia alcista, seguirá así hasta que no se cambie la tendencia a bajista. Esto es parecido a la formulación de la primera ley de Newton en la que se afirma que un objeto continúa con su estado de reposo o movimiento mientras no actúe ninguna fuerza externa sobre él. En este ámbito, el movimiento del objeto estaría representado por las tendencias del mercado, mientras que la fuerza externa estaría identificada con las variables económicas que causan fluctuaciones en el precio del mercado.

## 2. Teorías de ondas de Elliot

Se tratan de teorías que estudian los patrones que forman los precios en un gráfico. Elliott señala que los valores se mueven según cinco patrones en la misma dirección que la tendencia principal y en tres ondas en dirección contraria a ésta. Las primeras son los patrones impulsivos mientras que las segundas son las denominadas ondas correctivas. En este patrón de ocho ondas existen unas ratios para calcular las distancias entre ellas y se evalúa según la serie de Fibonacci<sup>3</sup>

### 3. Abanico de Gann de ciclos y ángulos

El abanico de Gann está formado por líneas de tendencias con diferentes ángulos de inclinación. Gann definió una línea de tendencia de referencia, aquella que forma  $45^\circ$  con el eje vertical, y a partir de ésta se trazan las ocho rectas restantes. Aquellas líneas que superan los  $45^\circ$  simbolizan tendencias muy pronunciadas y son utilizadas en el corto plazo. Por el contrario, las líneas situadas por debajo de la referencia se emplean para tácticas a largo plazo y para estudiar la tendencia global del mercado.

No obstante, se cuestionó la veracidad de todas estas premisas tras la formulación de la hipótesis de los Mercados Eficientes. En este arduo contexto proliferaron numerosos investigadores que hacían tambalear las bases sobre las que se asentaba el análisis técnico. Por ejemplo, Jensen y Benington (1979) [70] avocaron que el empleo de ciertos indicadores técnicos como el RSI no mejoraban el retorno esperado comparándolo con la estrategia de comprar y esperar.

A pesar de ello, posteriormente Brock et al (1992) [71], Ratner y Leal (1999) [72], Gunasekarage y Power (2001) [73] y principalmente Lo et al (2000) [74] con sus investigaciones encontraron evidencia suficiente que el análisis técnico podía ser considerado como una fuente de valor añadido en el estudio del comportamiento del mercado de valores.

En las últimas décadas se han publicado numerosos estudios en prestigiosas

---

<sup>3</sup>En matemáticas, la sucesión o serie de Fibonacci hace referencia a la secuencia ordenada de números descrita por Leonardo de Pisa, matemático italiano del siglo XIII:

0, 1, 1, 2, 3, 5, 8, 13, 21, 34, 55, 89, 144. . .

A cada uno de los elementos de la serie se le conoce con el nombre de número de Fibonacci.

revistas científicas cuya trama principal la ocupa el estudio de la eficacia del análisis técnico. Entre ellas destacan las editadas por Allen y Karjalainen (1999) [75], Sullivan Timmermann y White (1999) [76], Dempster y Jones (2001) [77] y Allen y Yang (2004) [78], entre otros. Para testear quienes simpatizan con este método, Park e Irwin (2007) [79] realizaron una encuesta de la rentabilidad obtenida en distintos estudios y revelaron que los primeros realizados no parecían propiciar un retorno adecuado. Sin embargo, de los 95 estudios más recientes analizados, 56 de ellos sí que lograron demostrar con seguridad los beneficios de la aplicación del análisis técnico.

■ ***Temática estudiada***

Para poder estudiar de manera global todas las publicaciones relativas al análisis técnico, se va a seguir el método empleado por Lage Junior y Godinho Filho (2010) [80] y Jabbour (2013) [81] y se van a clasificar los estudios realizados en categorías como siguen: economía, metodología, aplicaciones, costes de transacción, herramientas operativas y predicciones. Posteriormente se explicará en detalle todos los avances logrados.

● Economía

Según Wang (2012), Chiao et al (2012) [82] y Nartea (2013) [83] el estudio de la economía concierne al análisis técnico pues la volatilidad y el volumen de mercado son características exclusivas de cada mercado en el que se opera y por ello conviene separar los artículos según el mercado analizado (desarrollado o emergente).

● Metodología

○ Técnicas computacionales

Para direccionar con éxito la búsqueda del movimiento de las acciones Warburton y Zhang (2006) [85] exponen distintas estrategias que contemplan el estudio de rentabilidades objetivos, la planificación de horizontes y el desglose de precios. Para alcanzar dichos retos es necesario potenciar estas herramientas con el uso de tecnología y algoritmos avanzados.

- Chartismo

Este tipo de estudios se centra en la visualización gráfica de tendencias en las series temporales. Esencialmente consiste en extraer de estos datos caóticos ciertos patrones.

- Aplicaciones

- *En el mercado*: esta es la opción elegida por la mayoría de los autores como Dawson y Steeley (2003) [86], que señalan que las técnicas de inversión se basan en el análisis de las reglas de filtro, como el precio diario, para la predicción de precios futuros.
- *En mercados artificiales*: No obstante, Milone (2008) [87] propone el uso de información de datos artificiales para poder aislar el impacto de características específicas como las restricciones, el comportamiento sesgado del inversor o las reglas del mercado.

- Costes de transacción

Los costes de transacción son muy importantes en el análisis técnico porque pueden alterar los resultados obtenidos. En la literatura reciente algunos autores como Chang et al (2004) [88], Kwon y Moon (2007) [89] y Ülkü y Prodan (2013) [90] fueron los pioneros en tenerlos en cuenta en sus estudios.

- Herramientas operativas

A continuación, se enumeran los principales focos de estudio<sup>4</sup>:

- Estocásticas: Este método fue desarrollado por George C. Lane. Posteriormente Lin et al (2011) [91] revelaron que los osciladores estocásticos miden una tendencia alcista cuando el precio de cierre de la sesión se acerca al precio más bajo, y, por el contrario, son capaces de anticiparse a tendencias bajistas cuando observan que el precio de cierre oscila en torno al precio más alto de la sesión.

---

<sup>4</sup>También se distinguen dos categorías adicionales (modelos econométricos y redes neuronales) pero ya se han estudiado en apartados anteriores.

- Índice de Fuerza Relativa (RSI): Se trata de un índice, de tipo oscilador, muy generalizado en el entorno financiero, que fue desarrollado por Welles Wilder y mide fundamentalmente si una acción se encuentra sobrecomprada o sobrevendida. En la literatura más reciente algunos autores como Gorgulho et al (2011) [92] y Lin et al (2011) [93] proponen calcular un RSI especial utilizando un suavizado exponencial.
  - Algoritmos Genéticos: Los algoritmos genéticos fueron introducidos por Holland y su metodología fue empleada en mejorar las estrategias de inversión existentes. Neely (2003) [94] y Chavarnakul y Enke (2009) [95] estudiaron la optimización de los parámetros de los indicadores técnicos codificándolos como cromosomas.
  - Medias móviles: Estos métodos están basados en estrategias de compraventa. Algunos autores como Taylor (2014) [96] presentan que cuando el precio cruza una media móvil por debajo, se origina una señal de compra y que, por el contrario, cuando la cotización corta a la media por encima, se genera una señal de venta. Por otra parte, Shynkevich (2012) [97] propone estas mismas estrategias, pero basado en el cruce de medias móviles a largo plazo y corto plazo.
  - Aprendizaje evolutivo: El método de optimización de los parámetros presenta una clara analogía con el empleado con algoritmos genéticos. Sin embargo, la novedad que analizaron Tan et al (2011) [98] es que para determinar el sistema operativo se hacen tests de prueba y error y la selección se representa en base a una retroalimentación de dichas combinaciones con su entorno.
- Predicciones

Se distinguen a su vez dos esferas de estudio:

- Movimiento del precio del mercado: Algunos artículos como los publicados por Bisoi y Dash (2014) [99] y Ticknor (2013) [100] tratan de valorar la calidad del análisis técnico comparando el precio predicho o los movimientos, con las verdaderas tendencias que sigue el mercado. Para ello, se usan distintos errores de medida como el porcentaje de error medio absoluto (MAPE) o la raíz del error



cuadrático medio (RSME).

- o Comparaciones con estrategias de comprar y mantener: Otros autores como Dymova et al (2012) [101] y Teixeira y Oliveira (2010) [102] tratan de contrastar la rentabilidad obtenida con la esperada si se aplicara una regla de comprar y mantener.

### ■ *Literatura*

Park e Irwin (2007) [79] realizaron un análisis exhaustivo para investigar los estudios realizados sobre las diferentes técnicas de inversión. En dicho análisis se incluyeron 137 estudios, que fueron llevados a cabo en mercado de valores internacionales durante el periodo comprendido entre los años 1960 y 2004. Este material informativo se clasificó en dos grupos: estudios tempranos (1960-1987) y estudios más modernos (1988-2004).

En el primero de ellos, sólo se analizaron estrategias de inversión y según los autores, éstas no fueron testeadas correctamente porque, no sólo bastaba con aplicar la teoría existente, sino que los indicadores que se usaban dependían de unos parámetros que necesitaban ser optimizados, de lo contrario, más que un análisis técnico sería uno probabilístico.

Este fue el error cometido en la mayoría de los casos. Por ello, gran parte de los resultados de dichos estudios revelaron que, mediante la aplicación de la metodología del análisis técnico, no se obtenían resultados mejores que con una ley de comprar y esperar. Sin embargo, estudios más recientes sí que contemplaron nuevas vías de proliferación del análisis técnico y por ello, los resultados obtenidos también sufrieron un giro de 180°.

Es decir, muchos autores consideran que la elección arbitraria, tanto de las reglas como de los parámetros seleccionados, producían severas desviaciones en los resultados obtenidos. De hecho, alegan que, de haber empleado técnicas de optimización para la elección de dichos parámetros, dichos extravíos se podrían haber paliado.

Ello no implica que sea considerado como un método infalible, de acuerdo con la Hipótesis Adaptativa de los Mercados Eficientes, su éxito no puede ser completamente generalizable. Esta nueva teoría sirve como unión entre

la EHM y el comportamiento financiero que asume la dinámica natural del mercado de valores. De este modo, se propone superar los errores anteriores y brindar por una solución que opte por considerar la posibilidad de incluir en las decisiones financieras la combinación no lineal del rendimiento y el riesgo asumido. De este modo, Lo (2004) [103] afirma que todas las estrategias financieras y sus índices tienen momentos de esplendor y de fracaso, y que su actuación en el entorno financiero puede ser excelente en algunos casos y en otros perder lucidez.

En conclusión, el éxito del análisis técnico es relativo pues depende fuertemente del espacio temporal y el mercado en el que se desarrolle. En este sentido, Taylor (2014) [104] llegó a la conclusión que la notoriedad de este análisis depende de las características del mercado en cuestión, concretamente del grado de liquidez, la percepción de inestabilidad en variables macroeconómicas y de la posibilidad de especular a muy corto plazo. Por otro lado, Neely (2010) [105] y Zhou (2010) [106] relacionaron las oscilaciones en las estrategias de inversión con los ciclos financieros.

En este contexto, los campos que están cobrando el protagonismo de las investigaciones más recientes son la aplicación de algoritmos genéticos, máquinas de soporte de vectores, redes neuronales artificiales, lógica difusa y la teoría del caos. El empleo de técnicas derivadas del *Machine Learning* han demostrado ser verdaderamente efectivas en la predicción del movimiento de los precios de las acciones y con ello, se ha conseguido optimizar la rentabilidad sin crear un estado de alerta en el riesgo asumido.

Los métodos más frecuentes son la aplicación de redes neuronales artificiales (Boyacioglu y Kara y Baykan, 2009 [107]), regresiones lineales y múltiples (Atsalakis y Valavanis, 2009 [108]) y máquina de vectores soporte (Huang y Nakamori y Wang, 2005 [109]). En el estudio realizado por Phichhang y Wang (2009) [110] se reveló que, en la mayoría de los casos, la máquina de vectores soportes de mínimos cuadrados y la tradicional superaban al resto de técnicas aplicadas. Por otra parte, estudios realizados en mercados de EE. UU. por Metghalchi y Marucci y Chang (2012) [111], han demostrado que el poder predictivo del análisis técnico es superior en mercados capitalistas de pequeño y mediano volumen. A su vez, investigaciones de Power y Donald Sinclair (2005) [112] y McKenzie (2007) [113] han probado que dicha eficacia también se palpa en los mercados emergentes.

Sin embargo, hay una carencia informativa en el estudio de la rentabilidad de las estrategias de inversión, pues los estudios llevados a cabo son mayoritariamente teóricos. No obstante, algunos autores como Éric (2009) [114] y Andjelic y Redzepagic (2009) [114] han estudiado la rentabilidad de usar estrategias de inversión basadas en indicadores como el MACD o el RSI y han indicado la necesidad de optimizar dichos parámetros para su aplicación eficaz. Por otra parte, Anghel (2013) [115] también estudió como el empleo de medias móviles podía disminuir el riesgo asumido en la inversión.

## 2.3. Algoritmos genéticos

### 2.3.1. Estructura

Los algoritmos genéticos son métodos heurísticos de optimización basados en el proceso de búsqueda de una población de soluciones óptimas emulando la técnica de la evolución natural. Los dos pilares fundamentales de este proceso, la selección natural y la dinámica genética del más apto, inspiraron el desarrollo de este método

Los primeros atisbos de las ideas que subyacen a los AG se encuentran en los artículos de Holland [116] y autores posteriores como Golberg (1989) [117] y de Jong (1975) [118] contribuyeron enormemente en la construcción de los cimientos de este algoritmo. Holland estableció una agenda amplia y ambiciosa para comprender los principios subyacentes de los sistemas adaptativos, sistemas que son capaces de auto modificarse en respuesta a sus interacciones con los entornos en los que deben funcionar. Dicha teoría de sistemas adaptativos debería facilitar tanto la comprensión de formas complejas de adaptación, como aparecen en los sistemas naturales, como la capacidad humana para diseñar artefactos adaptativos robustos.

En opinión de Holland, la característica clave de los sistemas adaptativos naturales robustos es el uso exitoso de la competencia y la innovación para proporcionar la capacidad de responder dinámicamente a eventos imprevistos y entornos cambiantes. Se observó que los modelos simples de la evolución biológica capturaban estas ideas, a través de las nociones de supervivencia de los más aptos y la producción continua de nuevos descendientes.

El tema del uso de modelos evolutivos para comprender los sistemas adaptativos naturales y para diseñar artefactos adaptativos robustos le dio a la obra de Holland un enfoque algo diferente a los de otros grupos contemporáneos que estaban explorando el uso de modelos evolutivos en el diseño de técnicas de opti-

mización experimental eficientes (Rechenberg, 1965) o para la evolución de agentes inteligentes (Fogel et al, 1966).

La diligencia del AG, como la de cualquier otro algoritmo de optimización, se basa en el mecanismo para equilibrar los dos objetivos básicos que se persiguen: explorar espacios de soluciones óptimas y simultáneamente, permitir la búsqueda de otros entornos prometedores. La eficacia del AG se centra en la fusión de estas dos funciones de manera óptima. Sin embargo, en primera instancia, Beasley (1993) [119] reveló que las conjeturas iniciales del algoritmo desarrollado por Holland presentaban ciertas flaquezas pues, consideraba una población infinita de soluciones, lo cual es inmanejable en la práctica, y, además, la interacción entre los genes era muy pequeña.

Para afrontar la primera adversidad se ha propuesto en multitud de estudios la aplicación de un algoritmo híbrido que supere la deriva del problema genético de convergencia prematura. Algunos autores como Mahfoud y Goldberf (1995) [120] han sugerido la combinación del AG con algoritmos de Recocido Simulado en paralelo que, gracias a la implementación de la selección de torneo de Boltzmann junto con los operadores genéticos estándar, combata el problema de la necesidad de reducir el tamaño de la población.

Por otra parte, el AG depende de unas variables de control cuya selección adecuada es crucial para el rendimiento del método iterativo. A continuación, se describen las principales características del AG y los avances llevados a cabo para potenciar su capacidad optimizadora.

- Mejora de la capacidad resolutive

Un AG es capaz de direccionar la búsqueda de entornos de mínimos locales con gran facilidad, sin embargo, encuentra dificultad para atinar con el mínimo global y esto tiene un gran impacto sobre la carga computacional. Por ello, en la literatura se propone la fusión de otras técnicas como AG Lamarckianos (Morris, Goodsell y Huey, 1998 [121]), búsquedas baldwinianas (Julstrom,1999 [122]) o algoritmos meméticos (Moscato,1989 [123]) que se conciben como métodos de búsqueda local que permiten agilizar el proceso de encontrar el óptimo global. Por otra parte, también existen aproximaciones funcionales que se pueden incorporar en los AG para mejorar la calidad de las soluciones encontradas.

- *Mejora de la calidad de las soluciones*

Siguiendo con la misma línea de pensamiento anterior, el mismo Holland catalogó a los AG como preprocesadores para realizar una búsqueda primaria con el fin de direccionar la exploración hacia zonas con potencial. En este sentido, diversos estudios han contemplado la fusión de otras técnicas para emplear algoritmos auxiliares que sean capaces de generar un refinamiento de las soluciones de calidad. Por ejemplo, Bilchev y Parmee (1995) [124] usaron su modelo de optimización de colonias de hormigas para que junto con el empleo de AG tratar de resolver problemas reales de diseños ingenieriles fuertemente restringidos.

- *Mejora de la eficiencia*

- Rapidez en la convergencia

El mayor reto de los AG consiste en el balance entre encontrar soluciones de calidad, pero sin consumir demasiado coste computacional. En este sentido algunos autores como Preux y Talbi (1999) [125], Yamada y Reeves (1998) [126] y Chen y Lu (1998) [127] han propuesto avances como el empleo de funciones híbridas, la computación en paralelo y las aproximaciones funcionales para acelerar el proceso.

- Tamaño muestral

La correcta elección de este parámetro es fundamental para garantizar tanto la convergencia como la calidad del método empleado. Además, en la actualidad desempeña un papel adicional crucial pues, su valor puede llegar a colapsar la memoria empleada en recientes versiones del algoritmo que implementan la computación en paralelo.

En este sentido, Goldberg et al (1999) [128] propusieron la adaptación del modelo de la “ruina del jugador”<sup>5</sup> para estimar el tamaño óptimo de la población. Por otra parte, Espinoza et al revelaron los resultados de emplear una búsqueda local primaria comparándolo

---

<sup>5</sup>Dicho problema consiste en calcular la probabilidad de que un jugador arruine al contrario en un juego a un número indeterminado de partidas, cuando los dos jugadores inician el juego con un cierto número de monedas cada uno.

con un AG puro. Un trabajo similar, emprendieron El-Mihoub et al (2004) [129] en el que demostraron la eficacia de emplear estrategias de aprendizaje automatizado para determinar el tamaño óptimo de la población.

o Garantía de las soluciones viables

En problemas altamente restringidos el empleo de los operadores de cruce y mutación generan, usualmente, soluciones que no son viables de acuerdo con los límites establecidos. El cruce parcial combinado (PMX) fue propuesto por Golberg y Lingle (1985) [130] para evitar la generación de soluciones prohibidas. Por otra parte, Grefenstett et al (1985) [131] sugirieron la aplicación de un operador de cruce heurístico para resolver el problema del vendedor ambulante. Freisleben y Merz (1996) [132] formularon un cruce basado en la distancia para no perder la diversidad de las soluciones.

El conocimiento específico del problema en cuestión facilita la recuperación de la viabilidad de las soluciones encontradas. En este sentido, se han propuesto distintos métodos según el problema en cuestión. Por ejemplo, Abela et al (1993) [133] plantearon el uso del operador de cruce heurístico factible que se ejecutó para simular la programación del aterrizaje de un avión; Konak y Smith (1999) [134] combinaron un AG con uno de saturación para diseñar la red troncal de redes de comunicación y, por último, Areibi y Yang (2004) [135] utilizaron técnicas heurísticas de reparación para enfocar el problema del diseño del circuito VLSI.

o Evaluación de la función objetivo

En la simulación de los problemas reales, la evaluación de la función objetivo es lo que consume mayor carga computacional. Por ello, se han propuesto técnicas de valoración de la función de aproximación para acelerar la búsqueda sin irrumpir la eficacia del algoritmo. Esta combinación es lícita ya que los AG son lo suficientemente robustos como para lograr la convergencia frente al posible ruido producido por procesos de aproximación.

Básicamente, el esquema de aproximación diseñado recientemente consiste en reemplazar la evaluación de la aptitud precisa y de

alto costo, por un procesamiento de bajo costo. Esto se efectúa, combinándolo con la aptitud del gen progenitor o mediante la asignación a través de otro método más sencillo. En el estudio llevado a cabo por Jin (2005) [136] se encuestan las distintas técnicas de valoración empleadas hasta el momento.

La elección de un modelo de aproximación apropiado para reemplazar la función es un parámetro importante para garantizar que el problema se va a resolver de manera eficiente. Las redes neuronales han sido frecuentemente usadas para este cometido. Willmes et al (2003) [137] compararon la aplicación de redes neuronales y el método de Kriging para la construcción de la función fitness aproximada. Jin y Sendhoff (2004) [138] combinaron el k-nearest clúster y las redes neuronales para evaluar la idoneidad de las soluciones aportadas. Ankenbrandt et al (1989) [139] implementaron un sistema basado en la lógica difusa para evaluar el grado de calidad de los cromosomas creados.

o Métodos de selección

Los algoritmos genéticos presentan un marco conceptual que es bastante fácil de entender y que presenta cierta flexibilidad para incorporar otras técnicas que potencien la ejecución del algoritmo. En este sentido se han proliferado diferentes estrategias que reemplazan las funciones habituales de cruce y mutación y las perfecciona.

Por ejemplo, en los AG de creación de modelos probabilísticos (PMBGA) o en la estimación de algoritmos distribuidos (EDA) se emplea un modelo probabilístico que se aprehende la estructura de un problema previamente puesto en marcha. Este método sustituye a los operadores genéticos estándar para asegurar que se combina un crecimiento y una mezcla de los bloques básicos.

La idea fundamental de este método consiste en tratar de averiguar la verdadera distribución de probabilidad de las soluciones futuras, en lugar de asumir que sigue una distribución normal, y sesgarla hacia la conquista de aquellos valores óptimos. Estas opciones se contemplan en la actualidad en el diseño de algoritmos genéticos con Matlab y permiten conseguir una búsqueda más eficiente y veloz.

El aprendizaje incremental basado en la población (PBIL), el algoritmo de distribución marginal univariable (UMDA), el algoritmo genético compacto (CGA), los algoritmos de distribución marginal bivariable (BMDA) y el algoritmo de optimización bayesiano (BOA) son algunos de los ejemplos implementados para impulsar el desarrollo de los AG.

Por otra parte, Leng (1999) [140] propuso la aplicación del AG guiado que combina las características de la función de penalización y de la búsqueda local guiada, consiguiendo así escapar con mayor facilidad de los óptimos locales. Esto se consigue ejecutando dos funciones especiales de cruce y mutación que combinan una penalización extra que está sesgada en mutar con mayor probabilidad aquellos genes menos útiles para permitir explorar más espacios de búsqueda.

Un progreso que perfeccionó la puesta en práctica de los AG fue tomar los parámetros que determinaban las probabilidades de cruce y mutación, en lugar de como valores fijos, como datos que dependían de otras variables del problema. En este sentido, Hedar y Fukushima (2003) [141] reemplazaron el operador de cruce ordinario por un simplex. Quantum empleó los conceptos de superposición de bits y estados cuánticos de la computación cuántica para presentar los individuos como una cadena de bits y codificarlos como una cadena cuántica. Con este gran avance se permitió representar con tan sólo un bit un conjunto de múltiples individuos.

Por otra parte, Tan et al (1995) [142] reemplazaron el operador de mutación clásico por uno de recocido simulado para resolver problemas de linealización e identificación de sistemas. Por último, en Herrera y Lozano (1996) [143] se han propuestos dos operadores de cruce de base conectiva (dinámica y heurística) para resolver problemas de AG codificados como números reales y así evitar el problema de la convergencia prematura.

- Optimización de los parámetros

La configuración de los parámetros de control del AG es un factor clave en el balance entre la explotación de los recursos que ofrece el algoritmo y la satu-



ración de la carga computacional consumida por él. Por ello, recientemente se han propuesto distintas técnicas para monitorear el comportamiento del AG con el fin de adaptar sus parámetros a las necesidades del problema. La lógica difusa es una de las herramientas empleadas en ello, su capacidad permite representar de forma lógica conceptos ambiguos e imprecisos y gracias a ello, se pueden ajustar los parámetros del AG según los requerimientos necesarios.

Esta técnica ha patrocinado numerosos estudios, entre ellos el trabajo realizado por Richter y Peak (2002) [144] para incorporar las conjeturas de la lógica difusa a las técnicas heurísticas en las que se basa el algoritmo genético. Otra de las opciones contempladas es la simulación de un AG auxiliar que permita optimizar los parámetros de control del algoritmo que se emplean para optimizar la función objetivo principal.

### 2.3.2. Algoritmos desarrollados

En multitud de ocasiones las metodologías de optimización se concentran en adecuar un conjunto de elementos de manera que se perfeccione el resultado evaluado por una determinada función objetivo. No obstante, los problemas reales involucran una serie de objetivos que suelen estar en conflicto. En este sentido, la optimización multiobjetivo se basa en técnicas heurísticas evolutivas que surgen con el fin de proporcionar un conjunto de soluciones que engloben los mejores compromisos para cada uno de los objetivos definidos, lo que se denomina frente óptimo de Pareto. Dichos algoritmos se clasifican en los enfoques elitistas y no elitistas.

El mecanismo elitista pretende asegurar que los individuos más aptos de la población actual sobreviven y continúan participando en el proceso evolutivo, pasando a la siguiente generación de manera intacta, sin recombinarse ni mutarse. Implementar este mecanismo asegura que la mejor aptitud encontrada hasta el momento no se perderá en la siguiente generación. Sin embargo, hay quienes prefieren introducir un proceso de reinicialización periódica en el que cada vez que el algoritmo genético converge se salvan los mejores individuos, se reinician los demás y se vuelve a comenzar. A continuación, se exponen los principales tipos de algoritmos genéticos desarrollados según las categorías mencionadas.

- Enfoque no elitista

- *Algoritmos genéticos multiobjetivos (MOGA)*

Fonseca y Fleming (1993) [145] proponen un método de clasificación en el que el ranking de cada individuo se evalúa según el número de individuos que lo dominan. Es decir, si un individuo está dominado por otros  $K$ , entonces éste ocupará la posición  $K+1$ . Tras ello, escala dichas puntuaciones con una función lineal con el objetivo de ponderar con mayor peso al óptimo. Sin embargo, versiones más recientes proponen que se pondere equitativamente a todos los individuos que se encuentran en la frontera de Pareto.

- *Algoritmos genéticos de clasificación no dominado I (NSGA)*

Esta versión fue introducida por Srinivas y Deb (1995) [146] y fusiona, por una parte, las técnicas de ordenación de individuos según el criterio de no dominancia, y por la otra, los métodos de proporción de nichos.

De manera conceptual, el algoritmo actúa extrayendo frentes de individuos progresivamente a los que le asigna un valor de adaptación inferior que el anterior. En el primer frente se toman todos los individuos no dominados que se penalizan según un criterio de proporción en el fenotipo. Posteriormente, estos individuos son ignorados temporalmente para procesar el resto de la población y con ello identificar el segundo conjunto de individuos no dominados. El proceso finaliza cuando toda la población está registrada dentro de algún frente.

- *Algoritmos genéticos con Nichos de Pareto (NPGA)*

Este algoritmo propuesto por Horn y Nafpliotis (1993) [147] se fundamenta en los conceptos de selección por torneo y la dominancia de Pareto. Se toman muestras aleatorias de individuos según el tamaño del torneo, si alguno de los individuos no está dominado por cualquier otro de los participantes, entonces gana automáticamente la competición. De lo contrario, el resultado se decide por el método de proporción en el que se seleccionan a los individuos con menos cromosomas en su nicho de selección.

- Enfoque elitista

- *Algoritmos genéticos de clasificación no dominado II (NSGA-II)*

Este algoritmo fue propuesto por K. Deb y sus estudiantes en el año 2000 y se concibe en la actualidad como la versión mejorada no sólo del NSGA sino de todos los modelos existentes hasta el momento.

Utiliza un operador de crowding<sup>6</sup> que prescinde de parámetros y permite el empleo de un esquema de selección auxiliar que contempla también la comparación de los padres con sus hijos para valorar la calidad de la descendencia. Se trata de un algoritmo que, por contar con el uso del elitismo, es más eficiente computacionalmente que el NSGA y, además, es altamente competitivo en la convergencia del frente óptimo de Pareto.

### 2.3.3. Aplicaciones en el entorno financiero

A lo largo de la historia, los AG han sido aplicados en multitud de contextos, por ejemplo, se han empleado en la optimización de problemas de técnicas de *Machine Learning* para la predicción del tiempo, en aquellos relacionados con la compatibilidad de horarios de los trabajadores o en el clásico problema de la ruta del viajante. Sin embargo, no fue hasta el año 1999 cuando se extendieron sus dominios al ámbito financiero.

Los pioneros en aplicar la programación genética en encontrar estrategias de inversión fueron Allen y Karjalainen (1999) [148]. Para ello, usaron los datos históricos del índice de SP 500 comprendidos entre 1928 y 1995, sin embargo, las reglas aplicadas no fueron capaces de batir la simple técnica de comprar y esperar cuando se incluyeron costes de transacción del 0,25 %.

Posteriormente, Dempster y Jones (2001) [149] aplicaron los AG en la optimización de métodos propios del análisis técnico. El primer cambio importante que modificaron con respecto al trabajo de AK fue que, en lugar de predecir usando reglas de filtro simples como el precio de cierre o las medias móviles, utilizaron una amplia gama de indicadores más refinados, entre ellos el MACD, RSI o AMA.

Por otra parte, estos sistemas eran capaces de generar retroalimentaciones sobre el desempeño de las reglas existentes. La investigación llevada a cabo por Pereira

---

<sup>6</sup>La medida de crowding se utiliza para seleccionar las soluciones más dispersas entre los individuos del último frente utilizado en la nueva población. Cuanto mayor sea la distancia de crowding de una solución al resto de su frente mejor, ya que se favorece la diversidad de las soluciones.

(1999) [150] fue la que incentivó el estudio de este factor. Pereira reveló que, si se evaluaba una única técnica en el periodo comprendido entre 1990 y 1997, ésta no era capaz de batir al mercado. Sin embargo, si se dividía la muestra en subintervalos, en alguno de ellos sí que existían ciertas correlaciones positivas.

Ello fue lo que motivo a estos autores a no emplear una única técnica para todo el espacio temporal explorado, sino que, propusieron que, mediante una ventana deslizante, actualizar las estrategias de inversión según los climas del mercado que las generaba. Con ello se favorecía el empleo de técnicas mucho más dinámicas y adaptativas que rehuían de la estática que poco caracteriza a las fluctuaciones del mercado.

Por ejemplo, los patrones de retorno de las acciones con respecto a la media, la volatilidad y la correlación han experimentado una variación significativa a través de la crisis financiera mundial ocurrida en 2008. De hecho, algunos estudios previos sobre las estrategias de inversión basadas en AG indican que una táctica fija que sea independientemente del estado del mercado no es la estrategia óptima a seguir como referencia.

Becker y Seshadri (2003) [151] incluyeron, en el modelo de AK la adopción de transacciones mensuales en lugar de diarias y con respecto a la fuente de datos, no sólo introdujeron los precios de cierre y apertura sino también los máximos y mínimos de cada mes. Por último, también consideraron dos marcadores de resistencia que se correspondían con dos mínimos y máximos de medias móviles de 3 meses previos al instante estudiado.

Xue-Zhong He et al clasificaron las reglas de filtro en cinco grupos: reglas del análisis técnico, fundamental, fluctuaciones en las cotizaciones, margen de oferta y demanda y las basadas en las últimas generaciones de señales de compraventa. Al incluir datos de tipo fundamental, se aumentaba el espacio de búsqueda explorado por el AG. Sin embargo, Lohpetch y Corne (2009) [152] probaron que dicha adición sólo generaba retornos superiores si la periodicidad era mensual, pues para el estudio de los cambios en las cotizaciones del mercado diario se volvían inmanejables.

La aplicación de AG no sólo se focaliza en la optimización de indicadores técnicos que permitan batir al mercado, sino que su uso también se ha extendido a multitud de aspectos de la gestión de inversiones. Por ejemplo, Khai y Cheng (2002) [153] han empleado AG introduciendo medidas de riesgo basadas en la métrica esterlina con el fin de penalizar aquellas inversiones que tiene mayor volatilidad.

## 2.4. Gestión de una cartera de acciones

### 2.4.1. Marco teórico

La teoría moderna de la inversión en activos financieros ha abarcado tres componentes principales de continuos desarrollos y refinamientos: la teoría de la cartera y el modelo de factor único que se basan en el concepto de la eficiencia de una cartera de acciones (MVE) desarrollado por Markowitz (1952) [154] y simplificada por Sharpe (1963) [155]; el modelo del precio de los activos (CAPM) desarrollado conjuntamente por Sharpe (1964), Lintner (1965) [156] y Mossin (1966) [157] y por último, la teoría de precios de arbitraje (APT) propuesto por Ross (1976) [158].

Mientras que el MVE trata de encontrar el equilibrio entre la rentabilidad y el riesgo asumido, el CAPM se preocupa más por estimar correctamente las tasas de rendimiento del equilibrio general de los valores, en relación con la estructura de plazos de la tasa de interés (ETTI) y la prima de riesgo de los mercados no diversificables. A continuación, se expondrán las conjeturas esenciales asumidas en el primer modelo, pues es el que más se parece al aplicado en este proyecto.

La teoría del Porfolio desarrollada por Markowitz sugiere que el inversionista debe visualizar su cartera como un todo, y por ello, debe analizar las características de riesgo y rendimiento de forma global, en lugar de escoger valores individuales en virtud del rendimiento de cada uno de ellos. De este modo, el modelo considera tanto el rendimiento esperado como su volatilidad, que se interpreta como un factor de riesgo. Actualmente, existen diferentes extensiones y nuevas versiones del modelo preliminar que incluyen los costos de transacción, la limitación del capital de la cartera, el uso de momentos de orden superior y la sensibilidad de los periodos analizados en las estimaciones de los rendimientos.

### 2.4.2. Aplicación de Algoritmos Genéticos

Existen algunas investigaciones previas que han utilizado AG en el entorno financiero. Veeradarajan et al (1997) utilizan el NSGA para la *Optimización de Inversión en Portfolios accionarios* en el que los objetivos considerados son maximizar la rentabilidad y minimizar el riesgo asumido. Dicho estudio fue comparado con la técnica de la programación cuadrática y los resultados revelaron que el empleo de AG generaba mejores soluciones gracias a su capacidad de proporcionar no sólo una única solución óptima, sino un conjunto de soluciones no dominadas en la frontera eficiente.

Chang et al (1998) [159] emplearon un AG de estado constante (con selección mediante torneo y cruce uniforme) y añadieron al modelo anterior una restricción adicional que limitaba el número de activos financieros invertidos. En otros ambientes el AG ha sido comparado con la búsqueda Tabú, de hecho, Shoaf y Foster (1996) [160] diseñaron un AG con una combinación lineal de ponderaciones para los objetivos descritos y los resultados revelaron la eficacia del método comparándolo con las técnicas de selección de portafolios existentes hasta el momento.

Por otra parte, Castro (2005) [161] realizó un estudio comparativo de tres técnicas basadas en AG para la optimización multiobjetivo, NSGA-II, PAES y micro-AG. A su vez, Parisi et al (2004) [162] emplearon un AG recursivo para analizar la eficiencia de modelos multivariados dinámicos que permiten predecir el signo de las variaciones semanales de algunos índices bursátiles como IPC, TSE, DJI y NASDAQ.

## Capítulo 3

# Algoritmos genéticos

La profundización en los estudios, en el área de la inteligencia artificial, han propiciado la aparición de métodos de búsqueda de algoritmos con clara analogía con teorías de carácter biológico y físico. Dentro de este marco conceptual se ubican los algoritmos genéticos cuyo núcleo central se define por la creación de un conjunto aleatorio de individuos que se somete a una búsqueda guiada, mediante un procedimiento iterativo, para así alcanzar la solución óptima. En general, se tratan de algoritmos basados en la dinámica de la selección natural y en la mecánica de la genética humana. Dicha teoría tiene como premisa fundamental la supervivencia del individuo más apto y su forma de alcanzarlo reside en la adaptación del ente en su entorno.

La implementación de los algoritmos genéticos se desarrolla bajo el esquema evolutivo defendido por el científico Charles Darwin, a través del cual, se crea una población inicial de individuos que son sometidos a una serie de transformaciones que combinan un intercambio de información estructurado con secuencias aleatorizadas para así fusionar en un único procedimiento una de las genialidades de las búsquedas humanas. Cada uno de estos ajustes lleva asociado una puntuación en una escala de bondad o *fitness* que será lo que determine si el gen ha de proliferar o no.

Los pilares fundamentales que rigen este algoritmo iterativo no son fenómenos completamente ajenos a las características socioeconómicas que definen la sociedad actual. De hecho, se puede encontrar un claro paralelismo entre ellos, por ejemplo, la competencia en los mercados se puede relacionar con la lucha por la supervivencia, la reproducción de los individuos se asemeja a la fusión de distintas sociedades y empresas, y, por último, la diversidad de la población es un componente intrínseco en ambos ámbitos.

En este sentido, el enfoque de este trabajo, como ya se ha indicado antes, tiene un doble objetivo, el primero de ellos, se centra en el análisis de la combinación de metapámetros óptimos para cada uno de los indicadores mencionados, mientras que con el segundo se pretende estudiar la ponderación relativa de cada una de las acciones que conforman una cartera de valores.

## 3.1. Diseño del algoritmo

### 3.1.1. Introducción

Se puede aplicar el AG a una gran variedad de problemas de optimización que no están adaptados a las condiciones de optimización clásicas (funciones no diferenciables, discontinuas o altamente no lineales.) Por otra parte, también es capaz de resolver problemas de programación de entero mixto en los que algunas de las variables están restringidas a tomar valores enteros. Esto fue un requisito fundamental en el trabajo desarrollado, pues, la mayoría de los metapámetros empleados debían de ser números discretos. Para simular un proceso evolutivo el algoritmo requiere de:

- Una población inicial de posibles soluciones debidamente representadas a través de individuos.
- Un proceso de selección basado en la aptitud de los individuos.
- Un proceso de transformación, es decir, un mecanismo de construcción de nuevas soluciones a partir de las disponibles en la población anterior.

Con todas estas cláusulas previas se pueden sintetizar, a modo de esquema, las etapas transitadas por el algoritmo durante la ejecución de cada una de las iteraciones:

1. Se genera la semilla aleatoria de una población inicial diversa, capaz de explorar todo el espacio del problema.
2. Se evalúa cada individuo que compone la población primaria.
3. Se seleccionan los genes que se usarán como padres para la evolución de la especie, así como, los “élite” que encabezan la generación actual. Para computar las puntuaciones se realizan dos pasos:



- a) Se calcula el valor de la función de aptitud que asigna puntuaciones “crudas” del fitness de cada individuo
  - b) Se escalan dichas puntuaciones para acotarlas dentro de un rango más manejable, y, por último, se transforman en los “valores expectativos”.
4. Se realiza el cruce y la mutación para actualizar la población.
  5. Se comprueban los requisitos de parada del algoritmo. Si se cumplen, se da por finalizado el proceso, de lo contrario, se retoma el punto 2.

A continuación, se expondrá en detalle cada uno de los elementos mencionados anteriormente. Previo a ello, se adjunta un esquema que pretende ilustrar las fases de un AG.

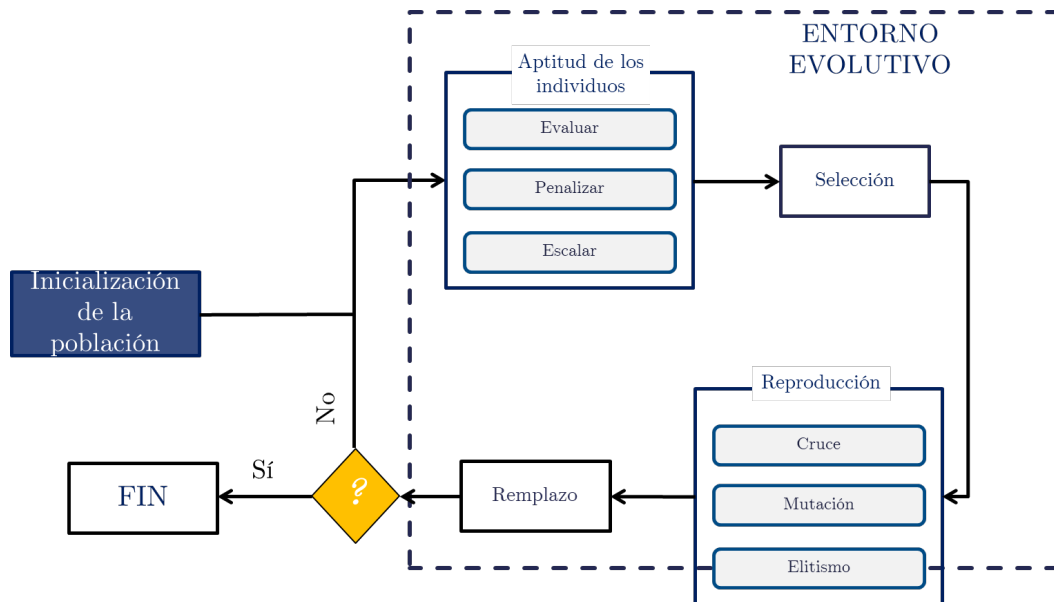


Figura 3.1. Esquema evolutivo

### 3.1.2. Población inicial

Uno de los factores predominantes que determinan el rendimiento del algoritmo pasa por la selección correcta de la población inicial. Se pueden definir distintos parámetros con multitud de modalidades cuya manipulación puede desempeñar un papel fundamental en la convergencia del AG.

En primer lugar, es necesario establecer la codificación a utilizar. Cada individuo que conforma la población viene representado por un cromosoma que, a su vez, está compuesto por tantos genes como variables tenga el problema. Es decir, un individuo no se define por su ranking obtenido en la función de aptitud, sino que viene representado por la combinación de metapámetros necesarios para alcanzar dicha puntuación. Por todo ello, lo primero que hay que decidir es cómo codificar dichos genes. Puesto que se trata de un problema con una restricción de enteros, la única vía libre resulta en asignar datos del tipo double.

Una vez establecido el parámetro anterior, resulta crucial analizar el número de individuos que deben conformar la población. Parece intuitivo pensar que un tamaño muestral reducido no permite explorar todo el espacio de estudio, y, que, por contra, un número elevado de individuos puede encarecer el coste computacional.

De Jong establece dos umbrales atendiendo al número de variables que conforman el problema, si dicho valor es inferior a 5, se recomienda emplear en torno a 50 individuos por generación, de lo contrario, se debe aumentar el valor hasta 200. Atendiendo a esta clasificación, dado que se operan con 8 o 9 metapámetros (según el algoritmo elegido), se debería optar por fijar el número de individuos en 200. Sin embargo, dado que se trata de un problema matemático altamente no lineal y con fuertes restricciones, se dejó este parámetro como un campo editable por el usuario, con el valor preestablecido en el recomendado, pero con la posibilidad de aumentar dicha variable si el algoritmo no llegara a encontrar ninguna solución posible.

A continuación, se presenta el resultado de dos simulaciones con tamaños muestrales muy diferentes para poder comparar los efectos.

#### Simulación a): Número de individuos= 20

En primer lugar, antes de efectuar cualquier tipo de análisis hay que comprobar la razón por la que el algoritmo se paró. En este caso, el motivo de la detención es debido a que el AG no ha sido capaz de encontrar ningún punto viable en la población. En este sentido, la optimización es completamente ineficaz y cualquiera de los metapámetros que resulten de ella carecen de sentido. Esto se debe fundamentalmente a que como el tamaño muestral es tan reducido el AG no es capaz de proliferar con individuos que sean aptos y que cumplan las restricciones a la vez y por ello, se queda estancado.

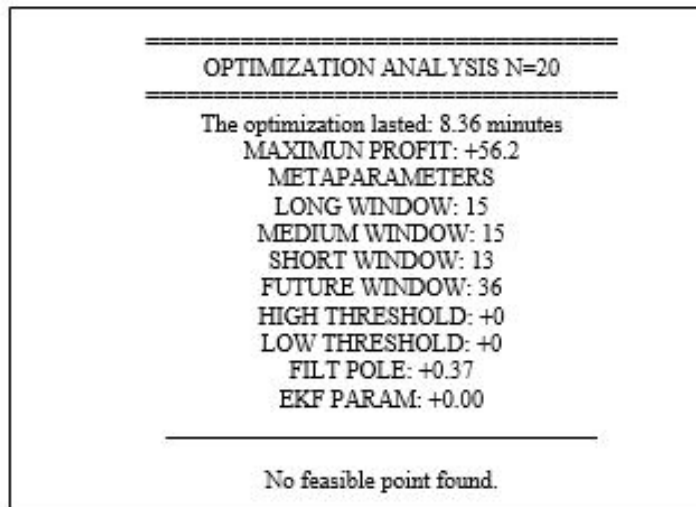


Figura 3.2. Resultados de la optimización

A continuación, se adjunta en la *Figura 3.3* dos gráficas que muestran la evolución del AG. La figura superior representa el mejor y el valor medio de la función fitness para cada generación. Se puede observar, como aproximadamente en la generación número 30 el algoritmo se satura y no es capaz de mejorar la aptitud del individuo más virtuoso, porque realmente, no dispone de un margen de actuación ya que el número de individuos es muy escaso. Por otra parte, la figura inferior pretende ilustrar la distancia media entre los individuos de la población, conforme dicho parámetro tiende a 0, más cerca está el AG de lograr la convergencia.

Simulación b): Número de individuos= 200

En este escenario, usando el número recomendado de individuos, se consigue que el AG llegue a un óptimo global, sin embargo, el tiempo de ejecución es notablemente superior, aunque no parece ser desmedido. Por ello, no cabe duda de que merece la pena ralentizar el proceso con el fin de que el algoritmo sea de utilidad.

Por otra parte, con respecto a las representaciones gráficas que se han descrito anteriormente, llama la atención el peculiar aspecto escalonado que tiene la figura superior mostrada en la *Figura 3.5*. Esto se debe fundamentalmente a que el AG comienza explorando distintas zonas del espacio, y cuando dentro de ella encuentra un individuo muy apto, trata de proliferarlo y por ello, pega un salto descendente en la función objetivo.

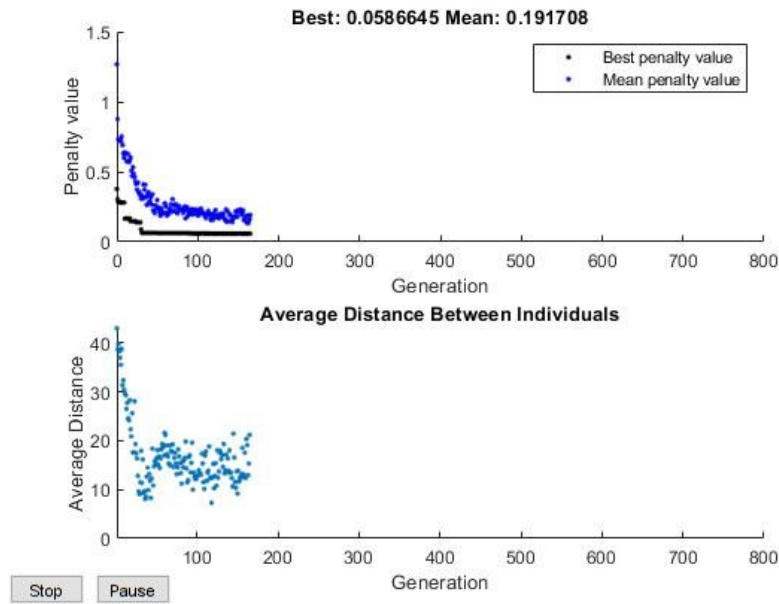


Figura 3.3. Resultados con una población de 20 individuos

Por otra parte, un factor crucial que puede llegar a garantizar el éxito del AG es la diversidad de la población. Si la distancia promedio entre los individuos es considerable, entonces se favorece la pluralidad de los genes. Este parámetro se puede controlar delimitando el rango inicial de la población, así como, los umbrales máximos y mínimos que pueden tomar las variables implicadas. En este sentido, si se conoce intuitivamente de antemano valores que son impracticables o que se encuentran muy alejados de la solución, conviene restringir aquellas variables involucradas, para así evitar que el AG explore zonas prohibidas y propiciar una búsqueda más profunda en aquellas que susciten mayor interés.

Para mostrar este fenómeno, se adjuntan una serie de gráficas que representan la evolución del algoritmo, considerando dos casos diferentes: el primero de ellos con los umbrales fijados en los valores preestablecidos y el segundo, ampliando considerablemente dichos rangos. Se muestran las curvas de nivel para dos de las variables involucradas en el problema: las ventanas de corto y largo plazo. Cada gráfica representada en las Figuras 3.6 y 3.7 representa el estado de la población cada 50 generaciones consecutivas.

### Umbrales estándar

```

=====
OPTIMIZATION ANALYSIS N=200
=====
The optimization lasted: 39.33 minutes
MAXIMUM PROFIT: +281.6
METAPARAMETERS
LONG WINDOW: 6|
MEDIUM WINDOW: 5
SHORT WINDOW: 5
FUTURE WINDOW: 5
HIGH THRESHOLD: +5
LOW THRESHOLD: +0
FILT POLE: +0.12
EKF PARAM: +0.00
-----

Average cumulative change in
value of the fitness function over
MaxStallGenerations generations is
less than FunctionTolerance, and the
constraint violation is less than
ConstraintTolerance.

```

*Figura 3.4. Resultados de la optimización*

En primer lugar, resulta curioso como todos los individuos de la población inicial están justo en la frontera que delimita la restricción impuesta (los días de la ventana del largo plazo han de ser mayores o iguales que la del corto). Por otra parte, se observa como al acotar de forma sensata el intervalo, el AG encuentra en un tiempo muy competitivo la zona en la que se encuentra el óptimo. En pocas iteraciones la población está prácticamente homogeneizada.

#### Umbrales extendidos

En este caso, nuevamente, se puede apreciar como en la primera iteración el AG ubica a todos los individuos en el frente que determina la restricción. Sin embargo, como los umbrales establecidos están más distantes, el AG empieza explorando más zonas hasta que localiza la favorable. No obstante, a pesar de que en ambos supuestos se alcanza el mismo óptimo, el coste computacional es muy superior en este escenario.

Para culminar este estudio, a continuación, se adjunta la *Figura 3.8* que representa de manera global la distancia media entre todos los individuos de la

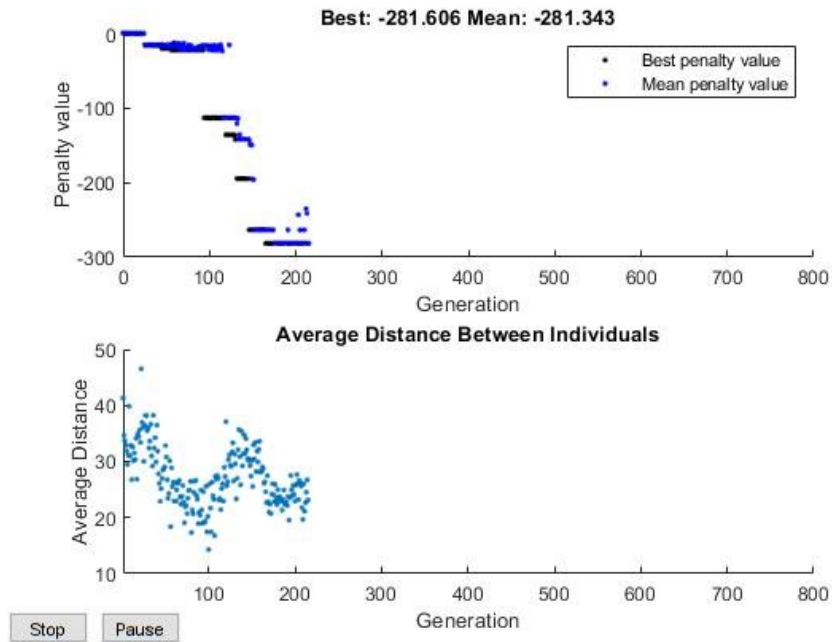


Figura 3.5. Resultados con una población de 200 individuos

población para los dos casos considerados. Tal y como se puede observar, la figura de la izquierda está mucho más acotada que la de la derecha. Debido a ello, la simulación del primer caso duró 38 minutos, mientras que el segundo se prolongó hasta 1 hora y 53 minutos, prácticamente el triple que el primero.

A continuación, se recoge en la *Tabla 3.1* los valores seleccionados para cada una de los metapárametros.

En este punto resulta conveniente esclarecer la manera en la que se procedió. En lugar de definir distintos subproblemas para cada uno de los modelos, y, de las entradas posibles, se empleó un único script global que se ajustara a cada una de las singularidades necesarias. De este modo, se estableció una única dimensión fija para el vector de metapárametros y se bloquearon aquellos valores innecesarios según el caso de interés.

Para ilustrar todo esto, si, por ejemplo, se selecciona un modelo que no necesita optimizar el parámetro EKF, se codifican sus umbrales de forma que el valor máximo y el mínimo coincidan, para así, no dejar al AG opción alguna a que genere cualquier otra combinación aleatoria consiguiendo, pues, reducir el coste computacional del proceso. A continuación, se enumeran las excepciones consideradas:

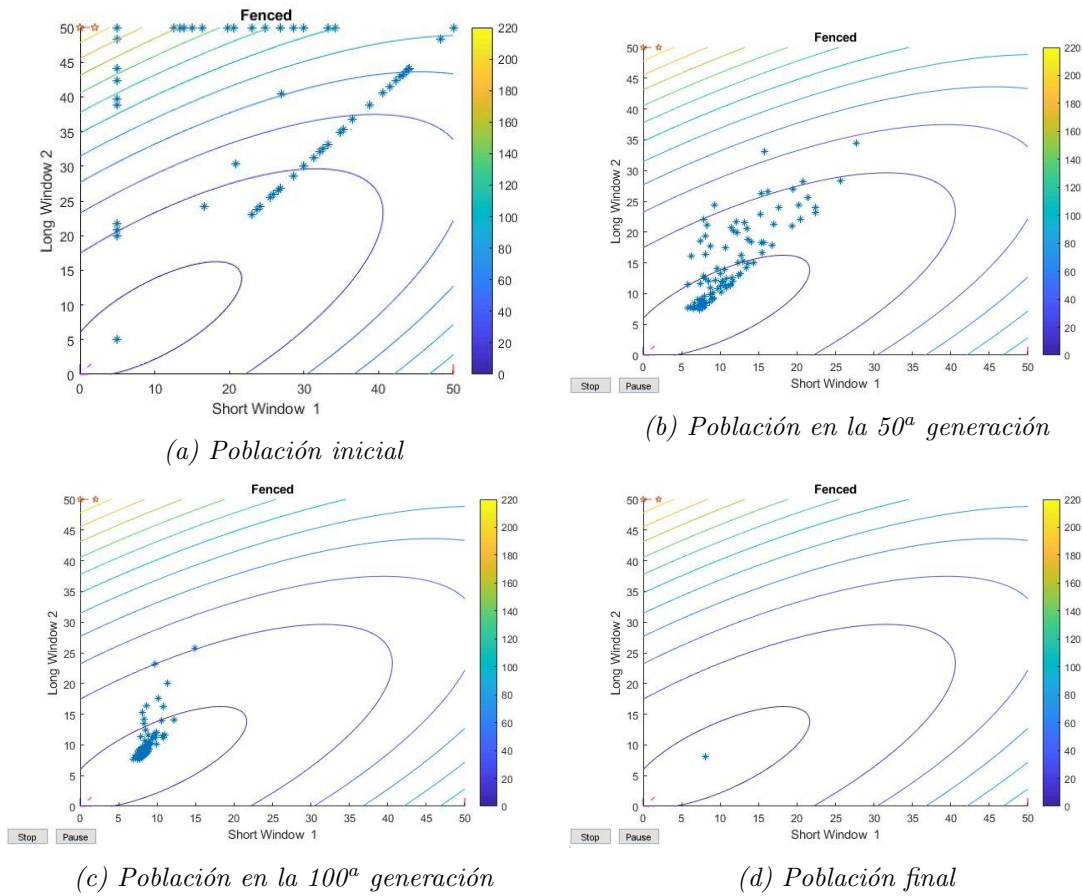


Figura 3.6. Evolución de la población con umbrales estándar

- Cualquier modelo distinto del EKF tiene su metaparametro de EKF bloqueado a 0.
- Si la entrada son los beneficios, incrementos de beneficios a largo plazo o polyfit, se restringen las ventanas del corto y medio plazo a 5 días.
- Si la entrada es RSI o sus incrementos, se amplía el rango para los umbrales inferior y superior y se predeterminan a 0 y 99 respectivamente. Esto es así porque este indicador establece que generalmente, si su valor es superior a 70, entonces la acción está sobrecomprada y si, por el contrario, marca 30, el valor está sobrevendido, por ello, es necesario ampliar los umbrales.

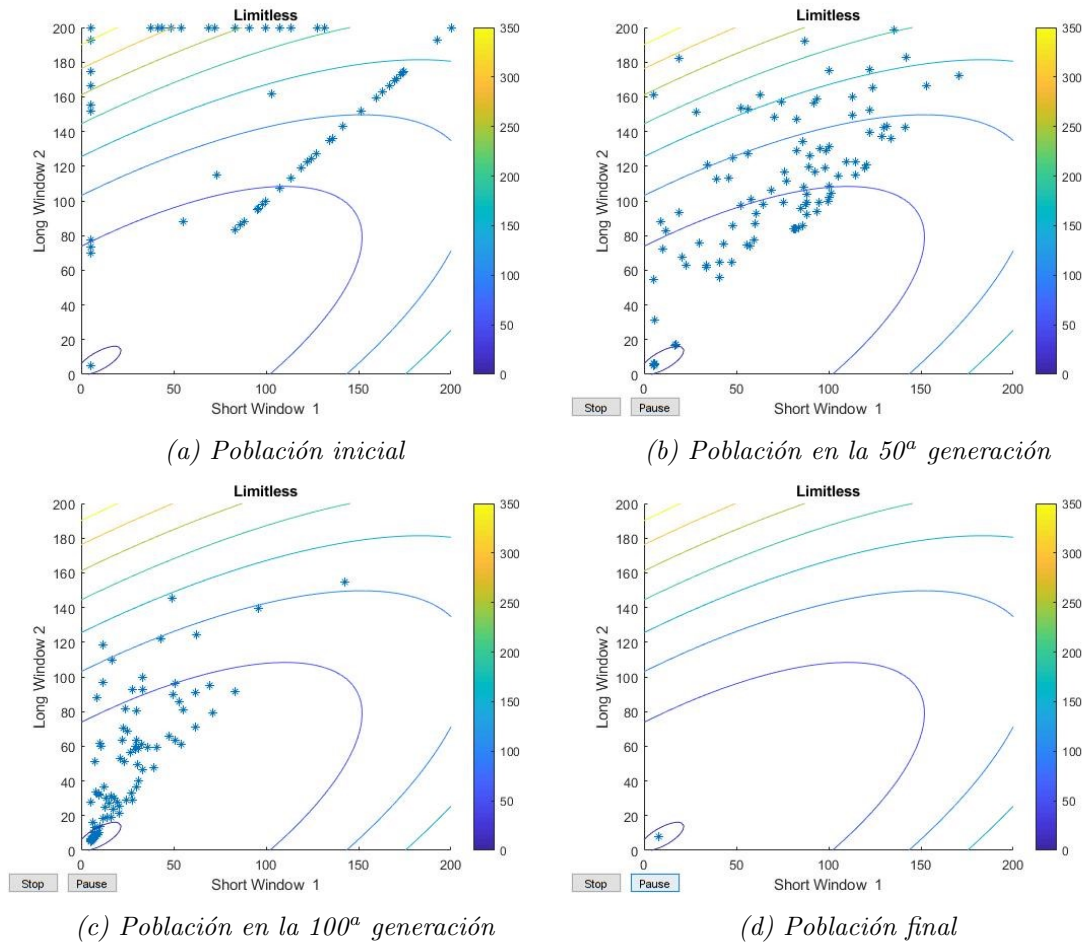


Figura 3.7. Evolución de la población con umbrales extendidos

### 3.1.3. Evaluación de los individuos

La función de aptitud o fitness es la encargada de clasificar a los individuos de la población y de describir la bondad de la solución obtenida. Su correcta definición juega un rol fundamental en el funcionamiento del AG. En primer lugar, es importante resaltar que la columna vertebral del proyecto consiste en maximizar la rentabilidad, sin embargo, la propia dinámica interna del algoritmo empleado busca el efecto contrario, por ello, fue necesario modificar la función objetivo (multiplicarla por -1) para satisfacer las necesidades del problema.

En segundo lugar, como ya se introdujo en la contextualización del problema, se disponen de dos métodos distintos de evaluación y a su vez, tres variantes para los dos casos considerados. A continuación, se describirán detalladamente cada uno



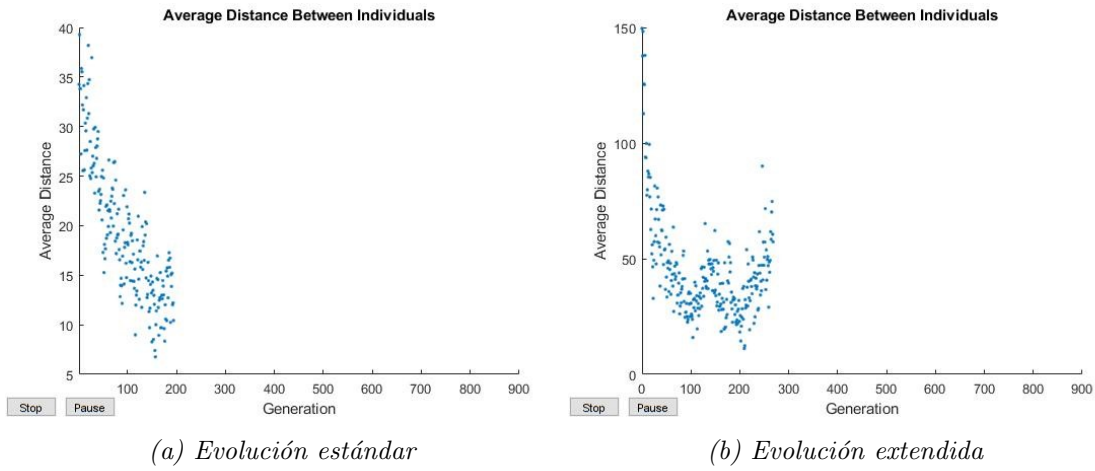


Figura 3.8. Evoluciones con distintos umbrales

Metaparámetros	Umbral mínimo	Umbral máximo
Corto plazo	5	50
Medio plazo	5	50
Largo plazo	5	50
Umbral superior	-5	5
Umbral inferior	-5	5
Filtro	0	99
EKF	-100	0
Ponderación	0	1

Tabla 3.1. Rango de los metaparámetros

de ellos:

- Algoritmo multiobjetivo

La gran mayoría de los problemas del mundo real son multiobjetivos, ya que necesitan dar respuesta a dos solicitudes generalmente antagónicas. Este problema sigue a la perfección este patrón pues, pretende maximizar la rentabilidad de un porfolio de acciones y, simultáneamente, disminuir el riesgo asumido. De este modo, se genera una zona de negociación y conflicto entre ambos objetivos cuya frontera colindante se puede representar gráficamente y recibe el nombre de frente de Pareto. Este concepto está estrechamente ligado con el término de Frontera Eficiente definido por Markowitz.

Sin embargo, la diferencia fundamental con otros algoritmos multiobjetivos definidos hasta el momento es que, en este caso, ambos objetivos no están ponderados equitativamente, ni su peso está previamente determinado, sino que dicho parámetro se define como una variable adicional cuyo valor se genera aleatoriamente para ajustarse también a la búsqueda de la solución óptima. En términos matemáticos, se podría definir la ecuación que define esta función de la siguiente forma:

$$y = -b \times \text{maximun\_profit} + (1 - b) \times \text{min\_streak\_profit} \quad (3.1)$$

donde  $b$  representa el metaparámetro adicional que las pondera

Resulta preciso comentar que no fue necesario realizar ningún tipo de transformación pues ambas variables se medían en las mismas unidades y se podían comparar perfectamente.

A continuación, se adjunta en la *Figura 3.9* un ejemplo de una simulación efectuada con este tipo de función objetivo para visualizar gráficamente la curva que representa la frontera eficiente. Dicha frontera está confeccionada por el conjunto de carteras óptimas, es decir, aquellas que ofrecen una mayor rentabilidad según los diferentes niveles de riesgos que se está dispuesto a asumir.

Cualquier combinación que no se encuentre debajo de dicha curva, no es eficiente y, por lo tanto, se están corriendo riesgos innecesarios o se están obteniendo retornos inferiores a los posibles. Básicamente, esta frontera representa la relación óptima entre volatilidad y rentabilidad.

Es importante señalar que la situación del mercado es quien determina la posición de dicha curva, pero en función de la aversión al riesgo cada inversor elijará operar desde un punto u otro. Aquellos más conservadores se

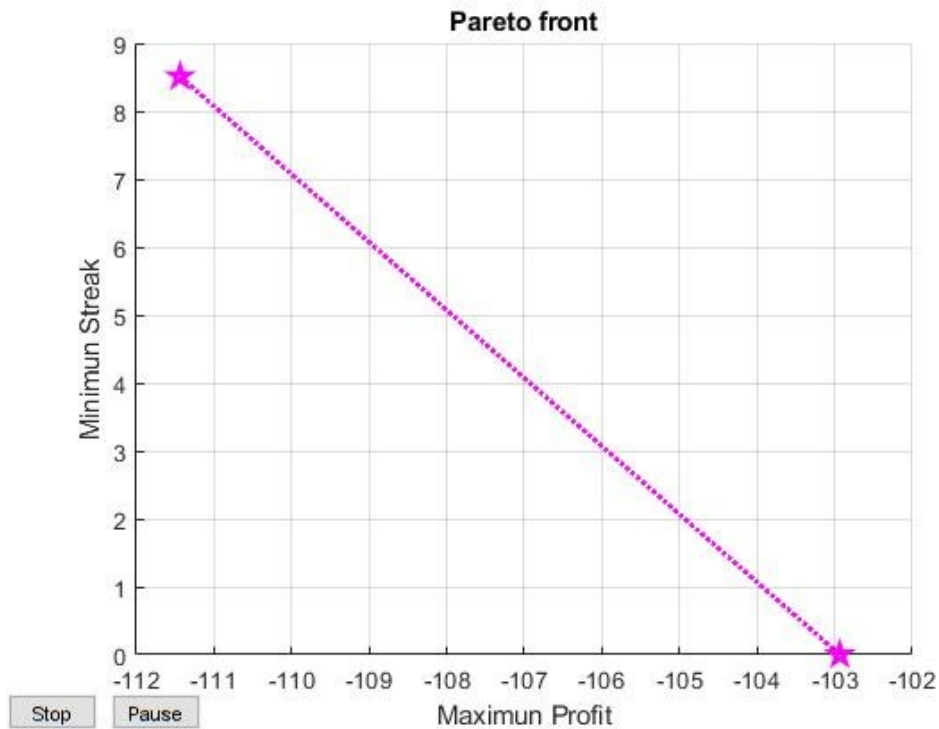


Figura 3.9. Frente de pareto

decantarán por puntos más hacia la derecha de la gráfica, mientras que los más arriesgados apostarán por marcas situadas a la izquierda.

Conviene aclarar que, como ya se puntualizó antes, al tratarse de un problema de maximización y no de minimización hay que acomodar las variables para ello. Por eso, los puntos que tengan un beneficio más negativo son los más rentables. Al igual que aquellos que tengan una racha muy positiva son los más peligrosos.

#### ■ Algoritmo restringido

En esta alternativa, en lugar, de definir la minimización del riesgo como un objetivo, se representó como una restricción que limitaba el espacio de búsqueda del algoritmo. La forma de concretar esta condición impuesta se computó forzando que la mínima racha negativa que podía sufrir el beneficio fuera nula (o mayor que un valor establecido), evitando así la oscilación de la cotización en torno a valores inferiores al precio de compra. Dado que se

trata de una limitación muy restrictiva se habilitó la posibilidad de editar este campo para así solucionar problemas de divergencias del algoritmo.

De este modo, se define una única función objetivo con funciones de restricción diferentes según el valor que tome el porcentaje de racha negativa admisible.

$$\text{Función fitness : } y = -\text{maximun\_profit} \quad (3.2)$$

$$\text{Restricción total : } \text{minstreak\_profit} = 0 \quad (3.3)$$

$$\text{Restricción parcial : } \frac{\text{min\_streak\_profit}}{\text{maximun\_profit}} = a(\%) \quad (3.4)$$

donde  $a$  representa el máximo porcentaje de racha tolerable.

Se decidió representarla como un porcentaje del beneficio total porque lógicamente, no es lo mismo una racha negativa de -20 cuando el beneficio acumulado es de 200 que cuando es de 40.

Una vez que se han clasificado estas dos formas de evaluación del objetivo, conviene matizar cómo se mide el máximo beneficio y la mínima racha negativa en cada uno de los casos posibles. Como se trabaja con un conjunto de acciones, es necesario agrupar las rentabilidades individuales de cada uno de ellos y relacionarlas mediante algún estadístico. Se han propuesto tres combinaciones posibles: la suma, media o mediana del conjunto formado por las rentabilidades individuales que conforman la cartera. Según el dominio de actuación se sugieren las siguientes pautas para su selección:

- Si el objetivo del inversionista es obtener un beneficio global rentable, sin cuestionarse cuál es la aportación individual de cada una de las partes alícuotas, conviene emplear la suma de las rentabilidades, pues es el estadístico que refleja de manera más fidedigna el comportamiento general de la cartera sin particularizaciones.
- Si la cartera está formada por acciones que generan cuantitativamente el mismo retorno y que tienen cualitativamente el mismo riesgo, conviene definir esta agrupación por la media muestral, pues es la que representa el centro de gravedad de la distribución seleccionada.

- Si se pretende estudiar si hay anomalías en la cartera, se recomienda el uso de la mediana, pues este estadístico no se ve influido por los posibles “outliers” y de este modo, tras la ejecución del algoritmo se podría analizar individualmente qué casos se encuentran más alejados del pivote para así valorar si es conveniente desecharlos en un futuro.

Tras definir todas las pormenorizaciones diseñadas para el correcto funcionamiento del AG conviene explicar cuál es la función interna que se implementa en la computación de puntuaciones. En el caso de la programación usando enteros mixtos, el AG emplea, en lugar de la función de aptitud, la función “penalty” que es sustancialmente equivalente a la primera, con una serie de matices que conviene esclarecer.

Generalmente los AG están sujetos a condiciones de contorno muy restrictivas y la adaptación de dichas limitaciones al entorno de trabajo es un reto muy desafiante para el algoritmo. Esta tarea la ejecuta, precisamente, la función mencionada anteriormente, hay múltiples variantes, pero todas ellas se rigen por una dinámica con un patrón parejo.

En términos generales, la función penalty transforma un problema restringido en uno libre, posteriormente, calcula la función de aptitud para cada individuo del problema libre y después evalúa si cada punto generado aleatoriamente es realmente factible, acorde con las condiciones impuestas inicialmente. Si se trata de un punto inviable, la función penalty penaliza dicha solución y rectifica su cálculo, sumándole una constante. De lo contrario, la puntuación del individuo coincide con la computada por la función de aptitud.

De este modo, resulta esencial la correcta elección de la constante que penaliza las soluciones inviables. Por ello, para garantizar que dicho punto va a ser automáticamente desechado, en lugar de sumarle un valor fijo, se ha programado para que asigne el peor valor obtenido en toda la población. De esta forma, se asegura que dicho punto va a tener una probabilidad muy escasa de ser reproducido de nuevo.

Se puede sintetizar el cálculo computacional de la siguiente forma:

$$eval(\bar{x}) = \begin{cases} fval(\bar{x}) & \text{si } x \in C \\ \max\{fval(\bar{x})\} & \text{si } x \notin C \end{cases} \quad (3.5)$$

donde  $C$  representa el entorno de trabajo.

Es importante recalcar la relevancia de esta función, pues, si permite la generación de puntos que no son factibles, invalidará automáticamente cualquier cálculo posterior, ya que, por ejemplo, por propia naturaleza la ventana de corto plazo siempre tiene que ser inferior a la de medio plazo y ésta a su vez menor que la del largo plazo. Por ello, para avalar totalmente este proceso se protegió con una máscara adicional, la computación en paralelo, que permite que la función de fitness sea procesada simultáneamente con las restricciones impuestas.

Realmente, lo ideal sería implementar una ejecución en serie, que empezará computando el cálculo de las restricciones y que posteriormente, evaluará la función fitness para los candidatos que han superado la primera prueba, pero, el AG no permite la mutación de este procedimiento.

Además, una ventaja adicional de la computación en paralelo es que como se subdividen las tareas en varios dispositivos se permite el uso simultáneo de múltiples recursos computacionales para resolver el problema. Éste se subdivide, a grosso modo, en la computación de la función fitness, por una parte, y en la ejecución de las restricciones por la otra. A su vez, cada una de estas partes se descomponen en una serie de instrucciones que se han de ejecutar, y éstas son las que se computan de manera independiente en los distintos procesadores que se conectan al “parallel pool”.

Por último, se emplea un mecanismo global para el control y la coordinación de cada una de las instrucciones. Esto acelera notablemente la computación del algoritmo, sin embargo, tiene el gran inconveniente que sobrecarga la memoria, lo que puede llegar a colapsar la aplicación, incidente que sucedió en muchas simulaciones de prueba.

Por último, conviene profundizar en el método que se usa para transformar las puntuaciones en crudo, en otras más manejables para su posterior interpretación por la función que se responsabiliza del proceso de selección. En términos generales, se acota el intervalo de valores escalando las puntuaciones iniciales con el ranking que ocupa cada individuo.

De esta forma, se evita que la gama de valores de la función de aptitud sea un factor influyente en la dinámica del algoritmo. De no controlar este parámetro, si los valores escalados varían demasiado, los individuos con mejores puntuaciones prosperan con mayor velocidad y no se fomenta la búsqueda de soluciones en otros espacios.

Por el contrario, si el rango es muy estrecho, todos los individuos tienen aproximadamente la misma probabilidad de ser reproducidos lo que ralentiza la ejecución del algoritmo. Debido a ello, cuando hay individuos con puntuaciones iguales, se escoge aquel que presente una mayor distancia promedio respecto al resto.

### 3.1.4. Selección de los individuos

El método de selección influye de forma notoria en la velocidad de convergencia del algoritmo. Si se ejecuta de forma sospechosamente rápida, resulta un claro síntoma de ineficiencia del programa, pues, probablemente, se halla quedado estancado en un mínimo local pero no global. Existen múltiples modalidades de selección, sin embargo, todas comparten la misma filosofía: elegir a nuevos candidatos según una distribución de probabilidad que esté sesgada hacia los individuos mejores dotados. En el caso de estudio la única alternativa compatible con la programación del problema con números enteros es emplear la selección por torneo. A continuación, se detallan las singularidades que definen este método.

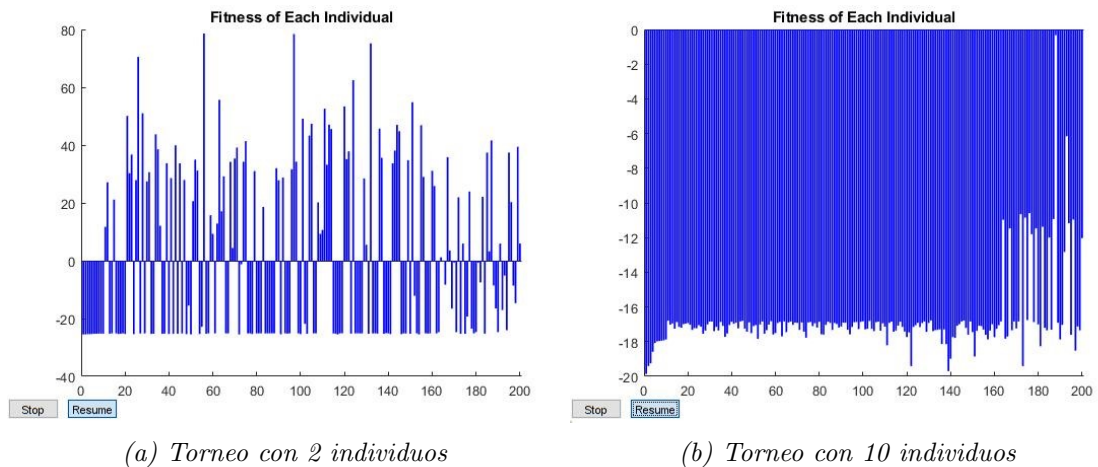
La esencia de este procedimiento reside en seleccionar a cada individuo en base a comparaciones directas entre sus genotipos. Hay dos modalidades, la determinística, la que implementa Matlab, y la probabilística. En ambas se define previamente un parámetro que indica el número de individuos que van a participar en el torneo, sin embargo, mientras que en la determinística siempre se escoge el mejor individuo del torneo, en la probabilística se genera un número aleatorio que se compara con una probabilidad de corte previamente fijada.

Si dicho parámetro supera el umbral, entonces también sobrevive el mejor dotado, de lo contrario, se salva el individuo menos apto del torneo. Parece razonable emplear la primera opción, sin embargo, no es muy recomendable eliminar por completo los individuos menos aptos, pues, en pocas iteraciones la población sería prácticamente homogénea.

De esta forma, la primera decisión a tomar es establecer el número de individuos que van a competir en cada torneo. Esta primera elección desencadena un concepto muy usado en este ámbito: la presión de selección. Si el número de participantes es muy elevado entonces los individuos menos aptos apenas, tienen posibilidad de reproducirse, y, además, se acota el espacio de búsqueda al entorno de los mejores individuos de esa iteración. Cuando esto sucede, se dice que se ha optado por un método de alta presión.

Por el contrario, cuando se opta por un entorno poco competitivo se deja vía libre para explorar otras sendas. El uso de este método de selección garantiza que las soluciones que aporta el AG sean como mínimo de igual calidad que las de la iteración anterior.

A continuación, se adjuntan en la *Figura 3.10* dos simulaciones con tamaños de torneo muy distintos para poder comparar los efectos descritos anteriormente. La Figura de la izquierda se ejecutó con 2 individuos por torneo, mientras que en la derecha se emplearon 10. Ambas gráficas representan la puntuación de todos los individuos de la población, transcurrido el mismo tiempo desde que se lanzó la optimización.



*Figura 3.10. Selección con distintos  $n^o$  torneos*

Como se puede observar, cuando se favorece una presión más alta, se propicia la reproducción de los mejores individuos, y no se permite que los individuos menos aptos puedan aportar en un futuro mejores soluciones mediante las técnicas de cruce y mutación. Por eso, la población de la derecha está más homogenizada que la de la izquierda, pero, sin embargo, ésta posee mejores valores de aptitud (mientras más negativo de mayor calidad) gracias a que el AG no se ha centrado desde las primeras iteraciones en la selección de los individuos primarios más eficaces, sino que se ha permitido explorar nuevas zonas que han dado lugar a una mayor prosperidad.



### 3.1.5. Reproducción de la población

La robustez de los AG es fruto de su capacidad de atinar con óptimos globales en un panorama multimodal. La potencia se atribuye en gran parte al arte con el que se reproducen gracias a la función de Crossover. Ésta posibilita un intercambio estructurado, aunque aleatorizado, de material genético entre soluciones habilitando que aquellas más virtuosas se conviertan en óptimas. La población no contiene exclusivamente un conjunto de entes, sino que ellos representan una simple parte alícuota de todo el contenido (nociones y clasificaciones) que aportan los alelos en cada generación.

De esta forma, el AG explota esta riqueza de material informativo mediante tres métodos de reproducción: el primero de ellos, Crossover, permite que el AG localice las zonas donde se hallan los mínimos locales, mientras que el segundo, Mutación, posibilita que el AG amplíe su búsqueda para explorar nuevos espacios con el fin de determinar el mínimo global. Por último, el tercero, la clonación, garantiza la mejoría del AG en cada generación. A continuación, se detallará cada una de estas vías de proliferación.

- Cruce

La justificación principal del cruce reside en la premisa que, si se toman dos individuos aptos y se intercambian sus genes aleatoriamente, cabe la posibilidad que se genere una nueva especie cuyos cromosomas hereden toda la bondad de sus padres. Claro está, que no existe una certeza absoluta que se mejore la especie, pero ello no implica necesariamente que se esté contaminando la nueva inserción pues, habilita la posibilidad de que se generen nuevos fenotipos no contemplados hasta el momento. Existen diferentes alternativas para codificarlo, en este trabajo, se ha optado por el cruce uniforme, pues es el único compatible con las condiciones del problema.

El cruce uniforme es una técnica que otorga a cada uno de los padres la misma probabilidad de reproducir a un hijo. Para ello, construye una máscara de cruce con valores binarios, y, si el primer elemento es un '1', el individuo tendrá como primer alelo el del primer padre, de lo contrario, se copiarán los datos del segundo. Para no perder la aleatoriedad, se van cambiando los roles de '0' y '1' o la categoría de primer y segundo padre. A continuación, se adjunta un esquema que pretende resumir el mecanismo de asignación. En él p1 y p2 representan respectivamente el primer y segundo padre que se toman para el cruce; v indica el vector binario que se genera para filtrar los

elementos, y, por último, el vector restante es el resultado que proporcionaría el algoritmo.

$$p1 = [a \ b \ c \ d \ e \ f \ g \ h]$$

$$p2 = [1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5 \ 6 \ 7 \ 8]$$

$$v = [1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0]$$

$$hijo = [a \ b \ 3 \ 4 \ e \ 6 \ 7 \ 8]$$

Una vez que se han expuesto las bases sobre las que se asienta este método, conviene analizar la cantidad de individuos que se generan mediante este proceso. Generalmente, se suele asignar una proporción muy elevada, en torno al 80 % de la población (sin contar con los niños elite), y el resto se generan mediante mutación. Garantizar la convergencia del algoritmo es la principal justificación por la que se emplea un porcentaje tan elevado.

Un claro indicador de que el AG está llegando a su culmen es que la media y el mejor valor del fitness se parecen considerablemente. Ahora bien, cuando se emplea la programación con números enteros, el proceso computacional se vuelve más costoso, y esto provoca la saturación del algoritmo. Éste no es capaz de mejorar la aptitud del más apto, y, en consecuencia, el algoritmo se detiene porque los cambios relativos de este valor son menores que una determinada tolerancia.

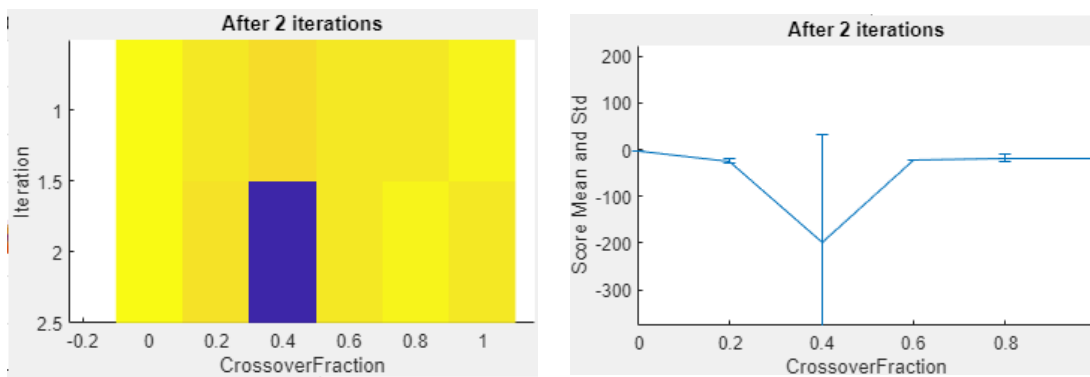
Para pulir este defecto, se diseñó la interfaz con un campo editable para el valor de la fracción de Crossover. Se estableció el valor predeterminado por defecto, pero se habilitó la posibilidad de incrementar o disminuir este parámetro para así impulsar al algoritmo a focalizarse en zonas con mayor posibilidad de éxito, y evitar que se pierda por la posible presencia de perturbaciones que alteran el sistema.

En este sentido, para analizar qué valor era el óptimo, se planteó un problema de optimización secundario que se ejecutaba en primer plano para así poder retransmitir dicha probabilidad de cruce al AG que se encargaba de la

optimización de la rentabilidad. A continuación, se muestran en las *Figuras 3.11 y 3.12* dos gráficas para visualizar los resultados obtenidos.

La primera figura representa cualitativamente, mediante distintas gamas de colores, las puntuaciones obtenidas en cada iteración, mientras que la segunda, cuantifica dichos valores numéricamente. Mientras más fríos sean los colores o más bajas sean las puntuaciones, más preciso es el valor del cruce de cara a la optimización del AG principal. No obstante, no se implementó dicho método en la aplicación final porque el tiempo superaba los umbrales tolerables.

### Función multiobjetivo



(a) Estudio cualitativo de *CrossoverFr*

(b) Estudio cuantitativo de *CrossoverFr*

Figura 3.11. Optimización *CrossoverFr*

### Función restringida

Según los resultados obtenidos, convendría reducir la probabilidad de cruce, en ambos casos, al 40%.

#### ■ Mutación

La mutación es un proceso que consiste en alterar alguno de los genes del individuo de manera aleatoria. Esto permite que la población no se estanque con demasiada rapidez en determinadas zonas del espacio, propiciando la búsqueda de diversidad redireccionando al azar otros entornos para así evitar caer en óptimos locales.

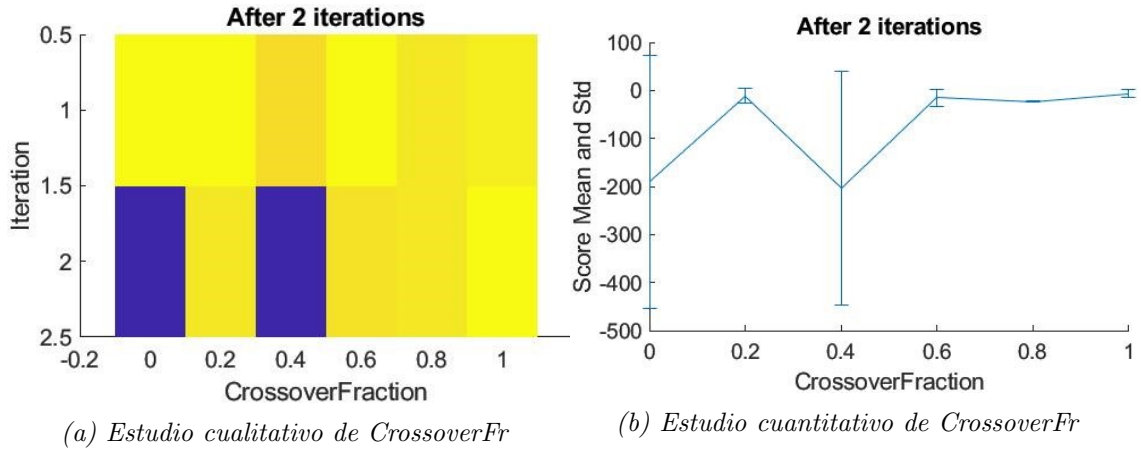


Figura 3.12. Optimización CrossoverFr

Como se ha mencionado antes, un ente no está únicamente representado por el valor que toman sus variables, sino que contiene un material genético mucho más extenso que permite un procesamiento de la información mucho más selectivo. En este sentido, la función de mutación predeterminada, *Gaussian*, genera un número aleatorio a partir de la distribución de probabilidad de una gaussiana con media nula y una desviación típica ajustable en cada iteración. La fórmula general que se aplica para modificar a cada individuo se podría sintetizar a través de la siguiente ecuación:

$$mut(\bar{x}) = \bar{x} \times (1 + \Phi(0, \sigma)) \quad (3.6)$$

En este punto álgido resulta crucial entender los parámetros que van modificando el valor de dicha desviación típica. Globalmente, se puede encontrar una relación matemática que los combina y que viene representada por la siguiente ecuación:

$$\sigma_k = \sigma_{k-1} \left( 1 - Shrink \times \frac{k}{ngeneraciones} \right) \quad (3.7)$$

Donde :

- $\sigma_k$  : representa la desviación típica con la que se va a generar la nueva población.
- *Shirnk* : es un parametro que describe cómo se encoge en cada iteración.
- $k$  : es el numero de iteraciones que lleva ejecutando el AG.
- *ngeneraciones* : es el número de generaciones maximo.

Lógicamente, esta fórmula es válida para todas las iteraciones salvo la inicial. Por ello, para este caso particular lo que se genera es una semilla primaria que es proporcional a la distancia media de los individuos, multiplicada por un factor de escala, también editable por el usuario. Por defecto, los valores seleccionados para el factor de encogimiento y escala es 1. De esta forma, se consigue que la desviación típica disminuya de forma lineal en cada iteración hasta que sea nula en la última generación.

Las mutaciones sólo se producen con una probabilidad muy baja, con el fin de evitar demasiadas distorsiones cuando el proceso de búsqueda está analizando una zona comprometida. Si la probabilidad fuera demasiado alta, entonces el AG desaprovecharía toda su estructura jerarquizada de almacenamiento de la información y se convertiría en un proceso completamente dominado por la aleatoriedad.

A continuación, se muestra, en la *Figura 3.13*, el efecto de variar los parámetros descritos anteriormente.

Como se puede apreciar, el parámetro de la escala afecta únicamente a la población inicial, si éste es inferior a 1, la desviación típica de los individuos primarios es más pequeña y por ello sus distancias relativas también se reducen. Esto se puede observar en las figuras a) y b), en la primera de ellas, se comienza generando aleatoriamente una población con una distancia media entre los individuos de 100 puntos, mientras que, en la segunda, al reducir el valor de la escala a la mitad, la distancia también se minorará proporcionalmente.

Por otra parte, el valor de shrink determina la velocidad con la que se va reduciendo la distancia entre los individuos. Si dicho parámetro es distinto que 1, el algoritmo no es capaz de equalizar la población al final de la simulación y por ello, la distancia relativa entre los individuos es distinta que 0, tal y como sucede en el tercer caso.

Por último, si el parámetro shrink toma un valor negativo, en lugar de ir minorando la distancia relativa, se va incrementando en cada iteración, prueba de ello, es la simulación ejecutada en el caso d). Con este análisis se abre la posibilidad de emplear un parámetro de shrink variable que empiece tomando un valor muy pequeño o incluso negativo, para que el AG pueda explorar la mayor cantidad de zonas en el espacio, y que se vaya incrementando con-

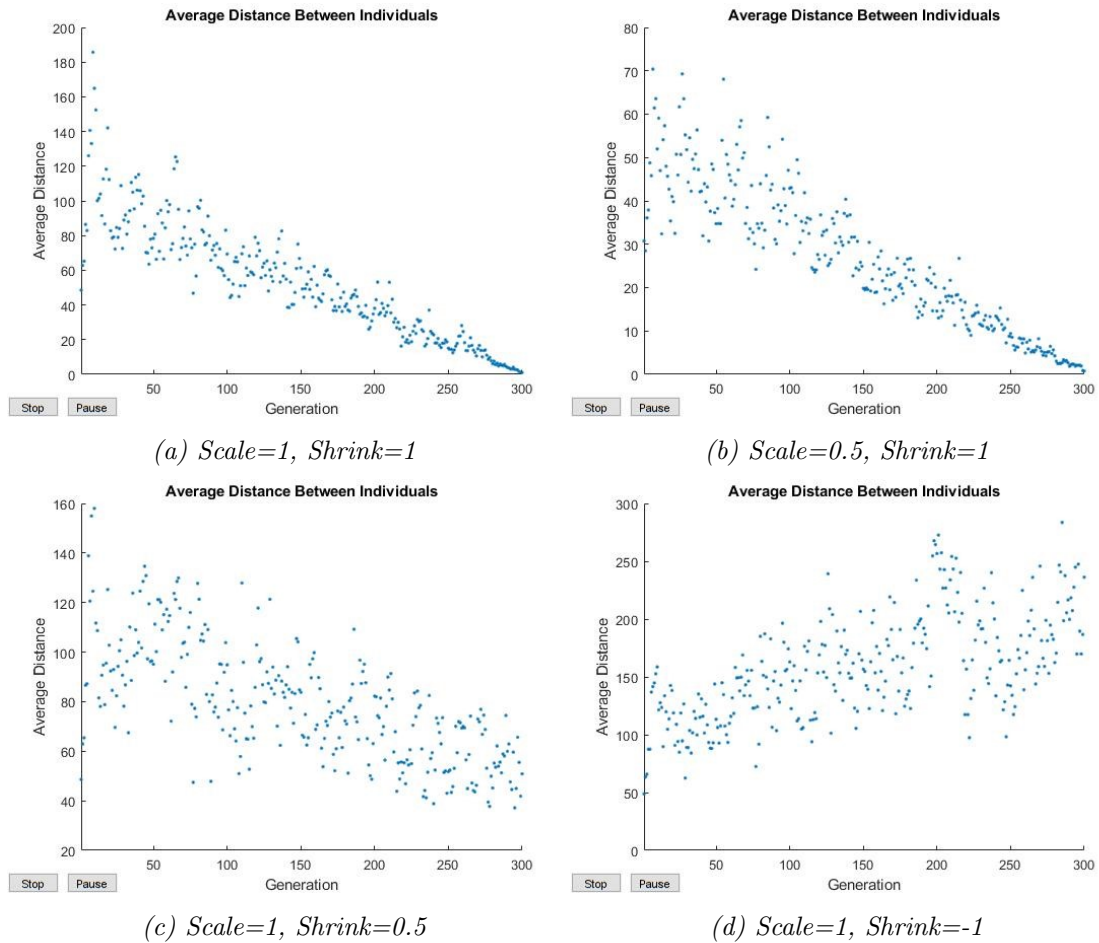


Figura 3.13. Efecto de los parámetros

forme se encuentran zonas potenciales de éxito.

■ Elitismo

Como ya se ha explicado anteriormente, uno de los indicadores que sirven para detectar si el algoritmo está convergiendo es comparar el valor de la función fitness de la media de la población con el del mejor individuo. Una operación similar computa la función de mutación para ir reduciendo su porcentaje de aleatoriedad en cada iteración.

Sin embargo, se puede observar como las fórmulas presentadas anteriormente para el cálculo de la desviación típica no están definidas para un individuo en

concreto, sino que son de aplicación general. En consecuencia, las soluciones con valores muy buenos de aptitud están sometidas a los mismos niveles de mutación y cruce que el resto. En una primera instancia, lo razonable sería evitar que dichos individuos mutaran para así amparar sus genes.

Por ello, para garantizar que el proceso de búsqueda nunca dará un paso hacia atrás en cuanto a la calidad de la mejor solución, lo que se hace es salvar automáticamente a los mejores individuos de cada generación, los denominados “élite”, que se convierten en los primeros en constituir la población para la siguiente iteración. El número de individuos privilegiados que prevalecen representa una fracción muy reducida del total, aproximadamente un 5%, pero suficiente para amparar la evolución hacia la búsqueda de soluciones mejores.

Si éste fuera un número más representativo, la población se estandarizaría en las primeras soluciones y estaría colapsada por los “súper individuos” que asfixiarían a los menos dotados lo que conllevaría a la conquista de una convergencia prematura.

Por último, para finalizar con este apartado, se adjuntan dos gráficas en la *Figura 3.14* que muestra el proceso de selección de los individuos, cada una con una fracción de cruce diferente, 0,4 y 0,8, respectivamente. En dichas figuras, las líneas negras representan los élitos las rojas a los padres que se toman para la mutación y las azules, a los dos que se emplean para favorecer el cruce. Con ello se pretende ilustrar de manera gráfica la dinámica del mecanismo de selección y la influencia de la probabilidad de cruce en él.

### 3.1.6. Criterios de parada

La pregunta inicial que incita el análisis de este apartado es cómo es posible definir una condición adecuada de parada para un algoritmo que es puramente evolutivo. Esta interrogativa que roza casi la filosofía merece ser estudiada en detalle. El AG devuelve como salida un flag que lleva implementado una codificación de números enteros cuyos valores se identifican con las alternativas posibles que determinan la detención del algoritmo.

Lógicamente, existen variables que se pueden controlar y que fomentan un tipo de parada u otro. Fundamentalmente, los factores que afectan son: el número máximo de generaciones, la tolerancia relativa al cambio y el número máximo de

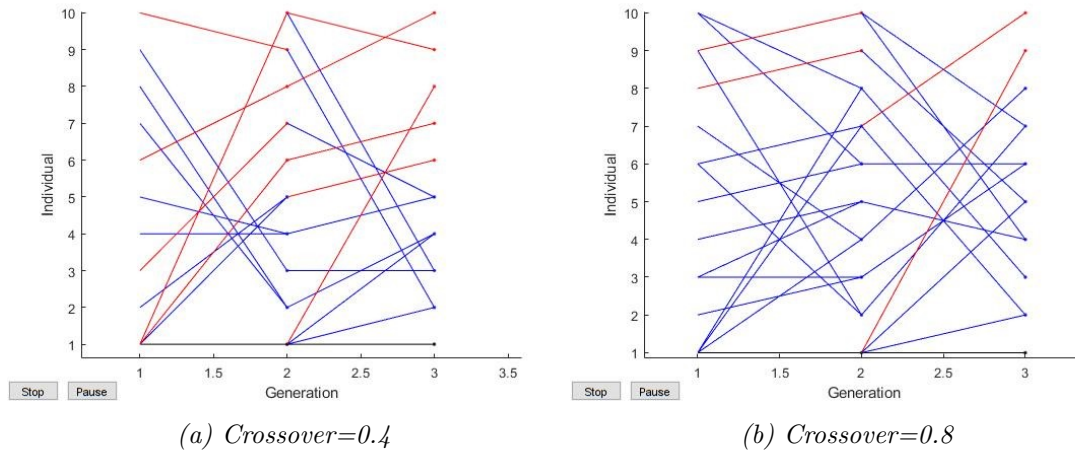


Figura 3.14. Dinámica de la selección

generaciones “estancadas”. De las tres variables mencionadas anteriormente, sólo la primera de ellas puede ser controlada sin depender absolutamente de las particularidades del problema analizado. En cambio, las restantes son mucho más sensibles a las singularidades de cada caso.

Sin embargo, todas ellas tienen en común que se ven muy afectadas por las probabilidades asignadas en los procesos de mutación y crossover, pues, como se ha indicado antes, es lo que determina esencialmente la convergencia del algoritmo. Retomando la línea de pensamiento anterior, se pueden distinguir entre criterios de paradas genotípicos y fenotípicos.

El primero finaliza cuando en la población se alcanzan ciertos niveles de convergencia con respecto a los cromosomas de cada individuo. De este modo, la convergencia o divergencia de un gen depende de un porcentaje preestablecido por el usuario que debe ser alcanzado. Para ilustrarlo, si, por ejemplo, se fija dicho límite en el 90%, ello implica que cuando el 90% de la población tenga un “1” en un gen determinado, entonces se puede afirmar que dicho gen ha convergido y posteriormente, se da por finalizado el AG.

Este proceso es el que implementa Matlab internamente. Sin embargo, el enfoque fenotípico mide el progreso logrado por el algoritmo en las últimas generaciones. Dicho avance se suele expresar en términos del valor medio de aptitud. La principal dificultad que surge es establecer los parámetros adecuados para garantizar la convergencia del algoritmo, y ello pasa por la selección de un tamaño muestral apropiado. El número de generaciones, como ya se analizó en el primer



apartado, depende del número de variables que conforman el problema y un valor bastante razonable para el caso de interés es 200 individuos por generación.

Con respecto a la tolerancia relativa al cambio, este es un parámetro que permite que se detenga el AG cuando los cambios relativos en la evaluación de la función fitness son inferiores a una determinada tolerancia. Por último, el número máximo de generaciones “estancadas” hace referencia al caso en el que el mejor valor de aptitud permanece constante en un número considerable de iteraciones. Estudiar esta variable de control puede resultar muy útil ya que reduce notablemente el coste computacional del algoritmo.

A continuación, se adjuntan dos gráficas que tratan de explicar este fenómeno. En ambas se representan dos figuras, la superior ilustra, mediante un diagrama de barras, la razón por la que el algoritmo se detuvo en cada uno de los individuos evaluados. Pero dicha representación se hace en porcentaje referido a los valores límites previamente fijados en las opciones personalizadas. Por ejemplo, si la fila correspondiente al número de generaciones vale un 70 %, esto implica que, si se estableció el número máximo de generaciones en 200, el algoritmo ha ejecutado 140 iteraciones antes de detenerse. La figura inferior es un gráfico que ya se ha explicado en otros apartados.

En la *Figura 3.15* se fijó el valor del estancamiento en 200 generaciones, mientras que en la *Figura 3.17* se estableció en 20. Tal y como se observa en ambas gráficas, si se hubiera conocido de antemano que el valor de la función fitness iba a ser prácticamente constante a partir de cierta muestra, el tiempo en la ejecución habría disminuido considerablemente. En el primer caso, el proceso duró 10,47 segundos mientras que, en el segundo, se extendió tan sólo 2,11 segundos. Es decir, controlando únicamente esta variable se produjo una reducción de una quinta parte del coste computacional.

### 3.1.7. Validez del modelo

Los datos con los que se entrena los distintos modelos de predicción pueden determinar automáticamente el éxito o fracaso del mismo. De nada sirve que el modelo se aprehenda los históricos y pierda la capacidad de reacción ante adversidades futuras.

Por ello, conviene liberar una proporción de las muestras disponibles y catalogarlas test. Esto permite verificar si el modelo está generando predicciones fiables o no. Esta es la prueba de fuego que evalúa la calidad del método implementado.

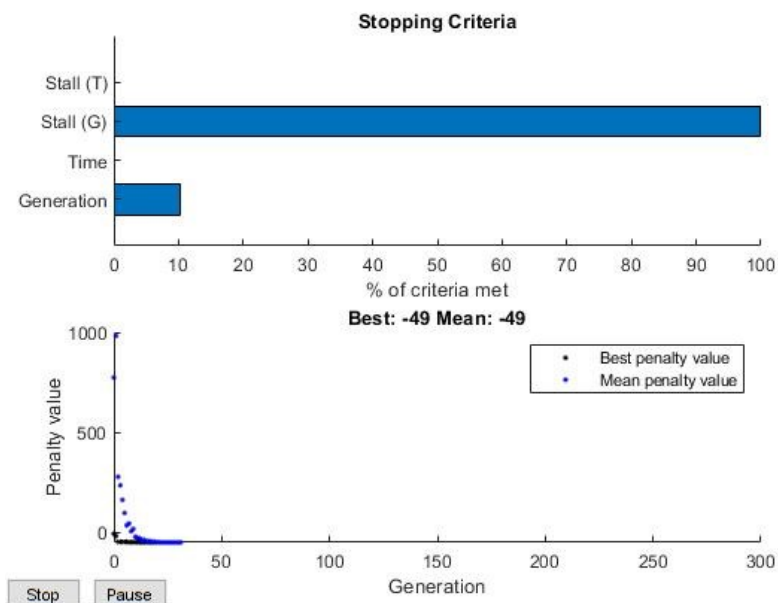


Figura 3.15. Estancamiento a 20 generaciones

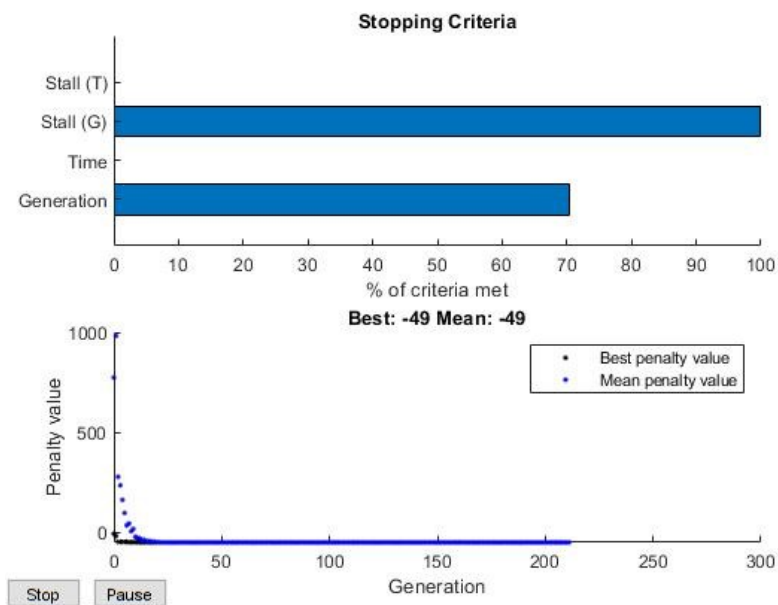


Figura 3.16. Estancamiento a 200 generaciones

Tras distintas simulaciones del AG, no sólo se consiguió entrenar correctamente los modelos, sino que los datos del test reproducían exactamente la tendencia y evolución esperada. A continuación, se adjunta la gráfica del beneficio acumulado

de Amazon.

En este escenario se optó por la optimización empleando la función objetivo multiobjetivo. Para visualizar de forma rápida el resultado del problema se construyeron dos tablas dinámicas en la interfaz de la aplicación que mostraran tanto el máximo beneficio como la racha negativa para cada una de las acciones que conforman la cartera.

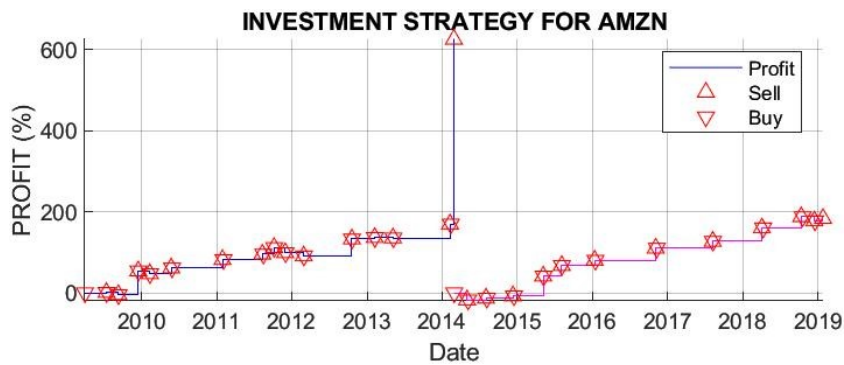


Figura 3.17. Entrenamiento y test

Optimization	Options	Stock List	Test
Stock List	Maximun Profit	Minimun Streak	
588	625.2537	-5.3317	
<input type="button" value="UPDATE"/>			

Optimization	Options	Stock List	Test
Stock List	Maximun Profit	Minimun Streak	
588	183.2887	-10.3110	
<input type="button" value="UPDATE"/>			

(a) Resultados de la optimización

(b) Resultados del test

Figura 3.18. Estrategia de inversión optimizada

### 3.1.8. Justificación del uso de AG

Los AG son algoritmos de optimización con un claro potencial, muy superiores a los métodos iterativos que descienden de la técnica del uso del gradiente para la localización de mínimos locales. Por otra parte, también vencen a los algoritmos de muestreo arbitrario gracias a su habilidad para direccionar la búsqueda hacia

regiones relativamente prospectivas en el espacio de exploración.

Fundamentalmente, se optó por la elección de este algoritmo ya que no exige que la función objetivo sea continua ni derivable, y, sobre todo, porque no requiere que se defina ninguna función explícitamente, sino que permite el uso de datos históricos para encontrar patrones sujetos a las condiciones que se desean maximizar.

En el caso de estudio, era necesario obtener la máxima rentabilidad para una acción determinada, pero, sin embargo, se desconocía la función que relacionaba los metapámetros con la rentabilidad calculada. Por ello, se percibe como un método muy flexible y con una extraordinaria adaptación, prueba de ello, es que mediante un solo AG se pudieron optimizar los once modelos disponibles en la aplicación con las doce entradas diferentes que existían.

De haber utilizado cualquier otra estrategia de optimización se tendrían que haber diseñado 132 funciones, una para cada uno de los casos posibles. La única dificultad consiste en definir correctamente el entorno de trabajo y las restricciones que se deben cumplir. Además, con los algoritmos tradicionales, se evalúa un único punto en cada iteración, mientras que con los AG se genera una población de posibles soluciones en cada iteración.

Por último, a pesar de que el éxito de un AG depende de la naturaleza del problema en cuestión, sí se puede afirmar que es capaz de encontrar una solución bastante aceptable en unos tiempos muy competitivos. Esto se debe fundamentalmente a que, como profesora Goldberg en el “Teorema de esquemas”, los AG son capaces de situar automáticamente un número considerable de individuos en las regiones con mayor probabilidad de éxito.

## 3.2. Optimización del algoritmo genético

Como se ha ilustrado en los apartados anteriores, el rendimiento del AG depende fundamentalmente de la correcta selección de los parámetros de control. A pesar de que existen una serie de recomendaciones y orientaciones que preestablecen dichos valores, la selección y combinación óptima es muy sensible a las particularidades y especificaciones del problema en cuestión. Por ello, se diseñó un AG auxiliar que determinara los parámetros óptimos del AG principal (el que calculaba los metapámetros de los indicadores).

En este sentido, el AG auxiliar se encargaba de determinar el valor óptimo de los siguientes parámetros:

- Tamaño muestral
- Número de participantes en el torneo
- Probabilidad de cruce

En este punto es importante matizar, que también se intentaron optimizar los valores de *scale* y *shirnk* que emplea la función de mutación para la generación de nuevos individuos. Sin embargo, tras distintas simulaciones se detectó que al cambiar los valores que estaban preestablecidos por Matlab, se estaban generando soluciones inviables, pues se creaban nuevos individuos que no cumplían las restricciones inicialmente impuestas. Por ello, únicamente se pudieron optimizar los tres parámetros anteriores. Para obtener resultados razonables se restringió el espacio de búsqueda del AG limitando los umbrales máximos y mínimos que podían adquirir los parámetros.

<i>Parámetro de control</i>	<i>Umbral máximo</i>	<i>Umbral mínimo</i>
Tamaño muestral	150	250
Probabilidad de cruce	0	1
N.º participantes por torneo	2	10

*Tabla 3.2. Umbrales para la selección*

Este análisis suscita importantes consideraciones que se deberían tener en cuenta. El potencial del AG eleva sus órdenes exponencialmente cuando sus parámetros de control también se refinan. Principalmente el mayor beneficio que se consigue es una notable mejora en la rapidez de la ejecución del algoritmo, sin caer en la trampa de una convergencia prematura y esquivando la conquista de óptimos locales.

Para ilustrarlo, se adjunta la *Figura 3.19* en la que se aprecia como en los primeros individuos generados ya se ha conseguido unas marcas estratosféricas

para la función objetivo, y que, gracias a ello, el coste computacional se reduce enormemente.

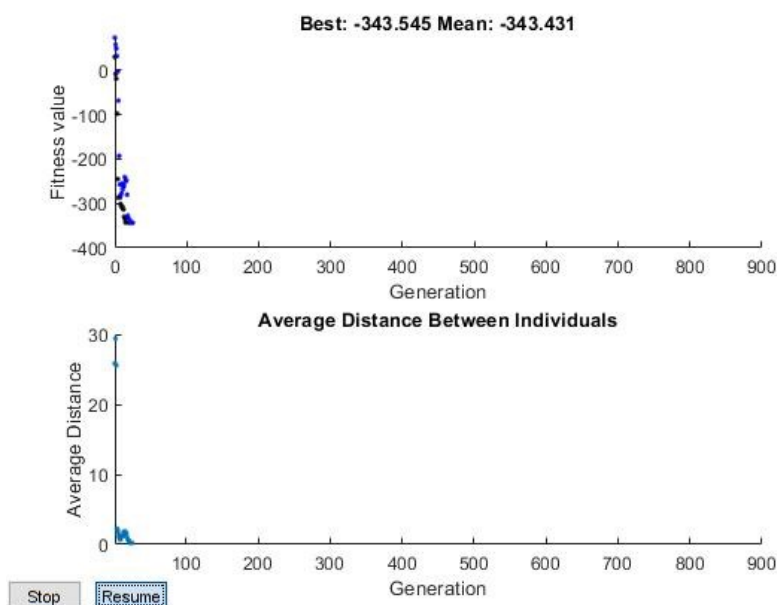


Figura 3.19. Resultados de la doble optimización

No obstante, la evaluación global de este método consume demasiada carga computacional como para implementarla dentro de la aplicación. Simplemente con este análisis se pretende ilustrar la necesidad de seleccionar correctamente los parámetros internos del AG. Lógicamente, sería necesario realizar un análisis más exhaustivo para cada uno de los modelos y entradas, pues seguramente los parámetros óptimos tendrán diferentes sensibilidades según el caso considerado. A continuación, se adjuntan los resultados obtenidos tras optimizar, mediante esta técnica, un modelo heurístico que toma como entradas las rentabilidades. Se trató de optimizar los retornos de la acción ACS durante el intervalo comprendido entre 2009 y 2019.

<i>Parámetro de control</i>	<i>Resultado</i>
Tamaño muestral	225
Probabilidad de cruce	0.6
N.º participantes por torneo	4

*Tabla 3.3. Parámetros de control óptimos*





# Capítulo 4

## Integración en la aplicación de Matlab

### 4.1. Contextualización del problema

En el año 2004 el comité de Basilea<sup>1</sup> adoptó el acuerdo de Basilea II cuyas implantaciones implicaron un notorio avance en la conquista de un sistema financiero estable y globalizado capaz de avocar el riesgo mediante el desarrollo de herramientas transparentes que sirvieran de control para las inestabilidades y perturbaciones económicas. Dicho consenso se trazó con la intención de establecer un marco integral capaz de estimular a las entidades bancarias y a los inversores para revisar y perfeccionar sus modelos evitando la generación de desequilibrios financieros.

Uno de los riesgos fundamentales que considera Basilea II es la participación en los mercados de renta variable. Desde el año 1999 los agentes del mercado comenzaron a asumir riesgos crecientes, elevando la cotización de las acciones hasta máximos nunca considerados. A partir del año 2000, el optimismo se esfumó al tiempo que el pánico comenzaba a hacer mella entre los principales inversores de-

---

<sup>1</sup>El Comité de Basilea o Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (Basel Committee on Banking Supervisors) fue creado por los gobernadores de los bancos centrales de los países del Grupo de los Diez en 1974. Actualmente está compuesto por representantes de los bancos centrales de Bélgica, Canadá, Francia, Alemania, Italia, Japón, Luxemburgo, Países Bajos, España, Suecia, Suiza, Reino Unido y Estados Unidos. El Banco de España es miembro de pleno derecho desde 2001.

El Comité no tiene formalmente autoridad supervisora en el ámbito supranacional, por lo que sus conclusiones no tienen fuerza legal. No obstante, se trata de recomendaciones y directrices que, aún no siendo jurídicamente vinculantes, las autoridades de supervisión llevan a la práctica en su ámbito nacional, creando así una convergencia internacional sin necesidad de armonizaciones detalladas.

bido a las fluctuaciones y vaivenes del precio de los valores.

Sin embargo, dicho estado de alerta no se prolongó demasiado tiempo pues poco después los inversionistas volvieron de nuevo a la carga y el entorno financiero comenzó a recuperar su dinamismo, emprendiendo una etapa caracterizada por la clara tendencia al alza en el precio de las acciones. No obstante, durante el año 2008 llegó lo que los analistas vaticinaron como correcciones valorativas y generó el batacazo en el desinfe del precio de las acciones lo que arrastró pérdidas inconmensurables.

Tras esta crisis mundial se cuestionó la racionalidad y eficacia del criterio usado por los inversores analizando todos los movimientos y decisiones tomadas, sobre todo, aquellas relativas al riesgo asociado. En este sentido, se pusieron en tela de juicio las herramientas empeladas para el análisis del mercado de valores. Lo que evidencia este fenómeno, no es más que una de las muchas manifestaciones, que testifican la complejidad intrínseca asociada a los mercados financieros. Por ello, conviene establecer mecanismos que proporcionen información fiable sobre la evolución de los valores e índices bursátiles para poder predecir los movimientos del mercado. De este modo, con este trabajo se pretenden erigir estrategias técnicas que generen inversiones rentables.

El eje principal de esta técnica lo componen los indicadores y osciladores técnicos empleados. No obstante, la elección de los parámetros no se realizará según la subjetividad del agente que opera en el mercado, pues ello ha desencadenado multitud de errores en el pasado, sino que se diseñará un algoritmo de optimización mediante la programación genética que proporcione la solución óptima. En este punto conviene esclarecer que el objetivo de este proyecto no consiste en el augurar el valor futuro exacto de la predicción del valor, sino que se persigue ser capaces de encontrar estrategias rentables que, mediante el estudio de las tendencias adquiera una visión global del estado del mercado.

Prueba de ello, es que tras la optimización de los metaparámetros óptimos, si se estudia la correlación entre las cotizaciones predichas y las reales, ésta es prácticamente nula (sería idénticamente nula si se aceptara la EHM). Pero ello no debería ser motivo de preocupación desmedido porque, como ya se ha indicado anteriormente, con correlaciones muy bajas se pueden obtener estrategias de inversión muy productivas.

## 4.2. Preparación de los datos

Una vez que se ha descrito de manera unívoca el problema conviene tratar matemáticamente los datos con el fin de mejorar la calidad del conjunto y así poder realizar modelos de predicción que generen información más precisa. Se parte de una estructura de series temporales comprendidas entre los años 2009 y 2019, compuesta por 1275 valores que cotizan en las Bolsas de 17 mercados intercontinentales.

La fuente de datos está proporcionada por *Yahoo Finance* e incluye la información del precio de apertura, cierre, máximo y mínimo de cada una de las sesiones que comprenden el intervalo muestreado. Además, también incorpora el volumen de transacciones efectuadas cada uno de los días, junto con la evolución de la tasa de cambio medida respecto al euro.

Para la preparación de los datos, trabajos anteriores realizaron las siguientes modificaciones. Como se trabaja con datos de carácter internacional, marcados por distintas franjas horarias y sujetos a distintos días festivos, resulta frecuente que los días hábiles que están abiertos los distintos mercados, no coincidan entre sí en la mayoría de los casos. Por ello, para evitar problemas de campos de datos vacíos se rellenaron dichos elementos con NaN (*not a number*) y en su lugar, se tomó como precio de cierre el correspondiente a la última sesión de la que se disponen datos.

Por otra parte, es importante señalar que no se operan con las evoluciones reales de las cotizaciones de los precios, pues contienen demasiado ruido que realmente no aporta información. Por ello, se filtran los datos mediante un filtro paso bajo en los dos sentidos. El primero de ellos, se realiza para suavizar las tendencias y así reducir el grado de volatilidad de los precios. La introducción de dicho filtro genera un retraso general en todas las señales, por ello, para evitarlo se pasa un segundo filtro en la dirección opuesta que contrarreste este efecto secundario.

Por último, para estudiar la rentabilidad de cada valor, se calculó una ratio de rentabilidad normalizada. En términos generales, la normalización es esencial para homogeneizar los datos y así garantizar que puedan ser comparables. Es importante advertir que dicha rentabilidad es el resultado de la combinación tanto del beneficio del propio valor, como de la evolución del tipo de cambio del mercado en el que opera. A su vez, dicho valor también lleva asociado los costos de transacción aplicados por las entidades financieras. Lo único que faltaría para caracterizar completamente la rentabilidad global de un valor sería incluir los beneficios pasivos

generados por la distribución de los dividendos.

Sin embargo, esto supone una dificultad añadida que tampoco altera sustancialmente el cálculo de la rentabilidad teórica esperada y que, por el contrario, requiere la inclusión de información propia del análisis fundamental que puede entrar en conflicto en este ambiente dominado por los antojos del análisis técnico. El modelo seguido para la normalización de los datos se puede formular matemáticamente mediante la siguiente ecuación:

$$C_{N_{pu}} [k] = \left( \frac{C_N [k]}{O_N [k - N + 1]} \times \frac{Currency [k]}{Currency [k - N + 1]} - 1 \right) \times 100 \quad (4.1)$$

$$O_{N_{pu}} [k] = \left( \frac{O_N [k]}{O_N [k - N + 1]} \times \frac{Currency [k]}{Currency [k - N + 1]} - 1 \right) \times 100 \quad (4.2)$$

Donde :

- $C_{N_{pu}} [k]$  y  $O_{N_{pu}} [k]$  representan los precios de cierre y apertura normalizados.
- $O_N [k - N + 1]$  representa el precio de apertura  $N$  día antes.
- $C_N [k]$  y  $O_N [k]$  representan los precios de cierre y apertura en cada una de las sesiones que comprenden el intervalo estudiado.
- $Currency [k]$  representa la tasa de cambio en las sesiones que forman el periodo.
- $Currency [k - N + 1]$  representa la tasa de cambio  $N$  días antes.

En esta fórmula se sintetiza la idea de que dicho precio normalizado representa la combinación tanto de la rentabilidad propia de la cotización de la acción (representada por el primer término), como la correspondiente a la evolución de la tasa de cambio (representada por el segundo término). Además, se representa en la *Figura ??* una gráfica donde se ve cómo se normalizan los precios para dos acciones. Se puede apreciar como, gracias a dicha normalización, la evolución de ambos activos es mucho más comparable.

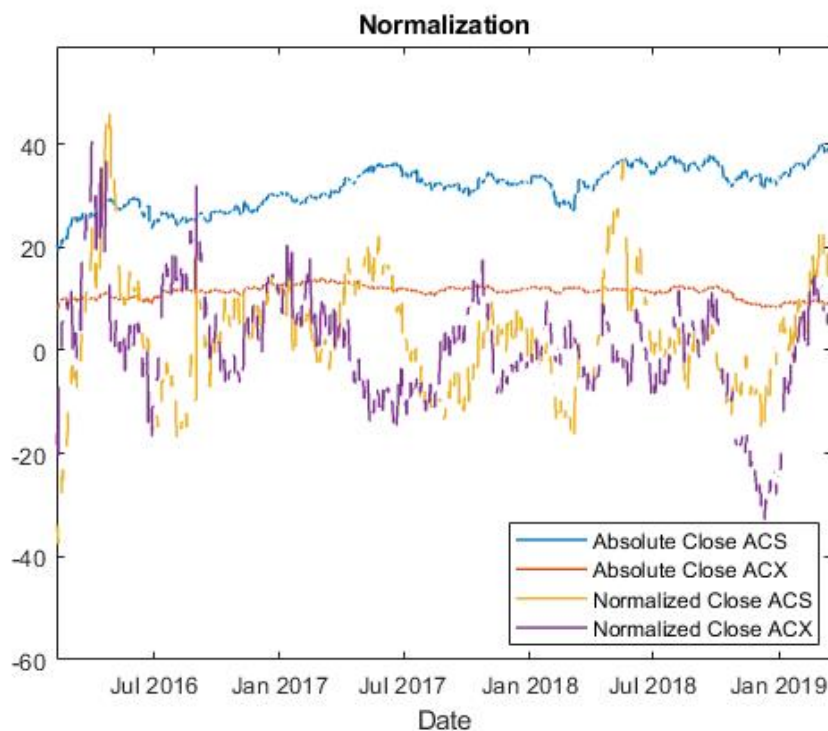


Figura 4.1. Precio normalizado para ACS y ACX

### 4.3. Exploración de los datos

Una vez que se han analizado las principales transformaciones que se aplica a la fuente de datos históricos, conviene explicar cada una de las ventanas que conforman la interfaz de la aplicación. Ésta cuenta con el diseño de una interfaz con distintos paneles que desempeñan funcionalidades propias. A continuación, se adjunta la *Figura 4.2* permite visualizar cada uno de los contenidos para que se puedan ilustrar y entender mejor.

En la parte superior izquierda existen una serie de filtros que permiten seleccionar cada una de las acciones de interés en función de los siguientes campos:

- El Mercado de Valores en el que interviene.
- El sector económico en el que trabaja.
- La moneda en la que cotiza.

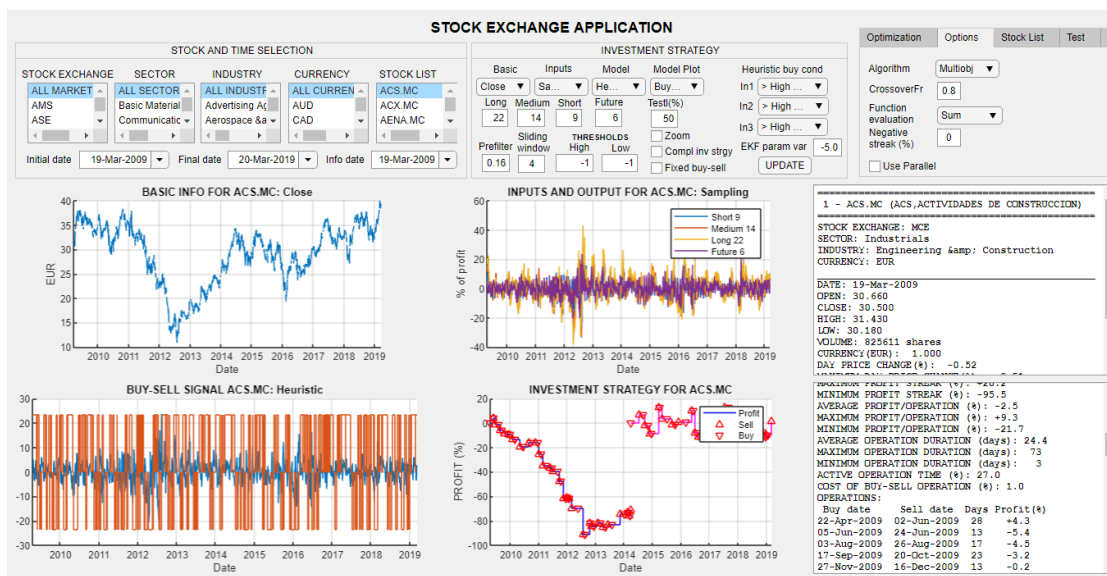


Figura 4.2. Diseño de la interfaz

En función de los filtros impuestos, se va acotando la lista de los valores que cumplen los requisitos. Finalmente, por defecto, se visualiza la información relativa al primer elemento de dicha lista de candidatos, a no ser, que el usuario intencionadamente seleccione cualquier otro de los disponibles.

En la versión inicial de la aplicación, la información disponible mostrada por pantalla corresponde a un único valor. No obstante, de cara a la optimización, se permite elaborar una lista de acciones y que sean optimizadas conjuntamente, para así llegar a una aproximación más real de la sistemática empleada en la gestión de una cartera de valores. Por otra parte, también se pueden seleccionar subperiodos dentro de los años disponibles para poder analizar comportamientos específicos del mercado entre unas fechas específicas.

Para ello, basta con rellenar el campo editable de la fecha inicial y final, con los valores que el usuario desea estudiar. Una vez descrito este panel, el siguiente menú a su derecha es el relativo a las estrategias de inversión. En la fila superior, éste cuenta con un con cuatro menús desplegables. A continuación, se enumerarán las opciones disponibles en cada una de las pestañas anteriores:

### 1. Información

Este panel permite seleccionar cómo se desea que se organicen los datos, es

decir, facilita la posibilidad de decidir qué tipo de información se va a emplear para desarrollar el modelo. Se corresponde con la fuente de datos con la que se construye el primer gráfico situado en la esquina izquierda superior.

Las opciones contempladas son: el precio de apertura/cierre, el precio máximo/mínimo de cada sesión, el precio medio, el volumen de transacciones, el indicador MACD, la moneda o el gráfico de velas japonesas. Esta última alternativa permite dibujar un gráfico parecido al de cajas y patillas, en el que se unifica en una única ilustración, información relativa al precio máximo, mínimo, apertura y cierre de cada sesión. Su análisis resulta muy intuitivo y su interpretación permite estudiar de forma sencilla la evolución a corto plazo del precio de las acciones.

## 2. *Entradas*

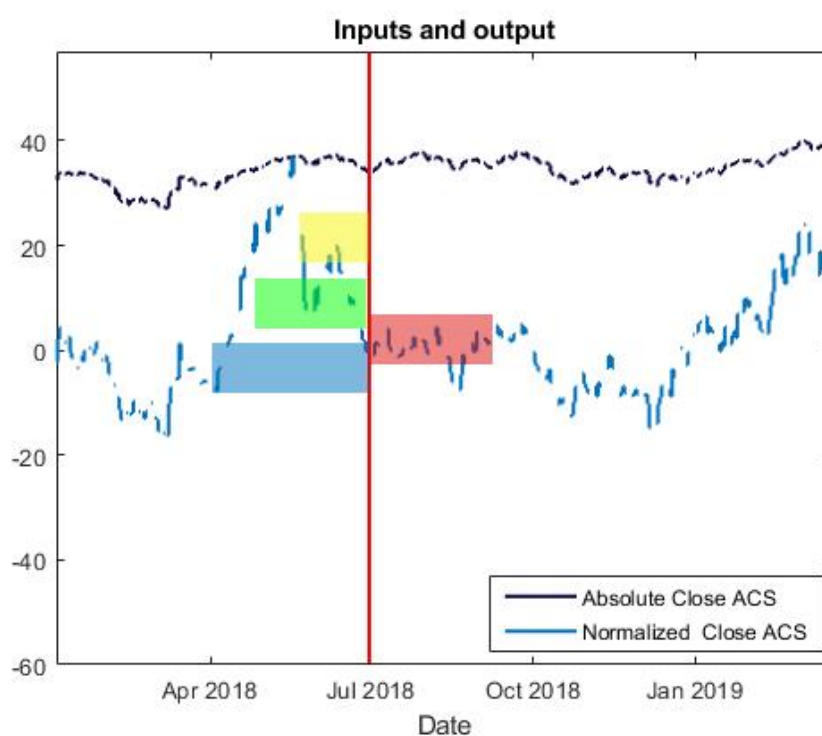
Este apartado merece ser estudiado en detalle. Todo modelo de predicción necesita ser entrenado con una serie de datos. Estos se componen tanto de las variables independientes, que pretenden explicar el comportamiento de la variable de salida, como de la propia variable de salida que se ha obtenido de manera real y que posteriormente, se contrastará con la variable de salida predicha para valorar la capacidad predictiva del modelo.

En este sentido, dichas señales, tanto las de entrada como la de salida, se generan mediante la parametrización de los datos (según la fuente de información elegida en el primer menú desplegable) a lo largo de una ventana de días. Lo primero que se determina es la dimensión de una ventana deslizante que recorra los 10 años de los que se disponen los datos y que vaya actualizando los valores más recientes para no perder el dinamismo y las características que predominan el subperiodo analizado. En esta versión, la ventana deslizante tiene una longitud total de 4 años.

Una vez determinadas las particiones de estudio, para la generación de las entradas se disponen de tres ventanas de distintas duraciones, correspondientes al corto plazo, medio plazo y largo plazo correspondiente. En cambio, para la construcción de la variable de salida se dispone de una única ventana, la del futuro. Según los indicadores empleados, el valor de dichas variables es diferente, pero la forma de generación de las mismas es sustancialmente análoga. En este punto conviene aclarar que los metaparámetros optimizados

permanecen fijos en todo este proceso, de ahí que se utilice una nomenclatura diferente, para así poder distinguirlo de los parámetros intrínsecos a cada uno de los modelos, que sí que varían diariamente conforme la ventana deslizante va recorriendo todo el intervalo de estudio.

A continuación, se adjunta en la *Figura 4.3* un ejemplo que pretende aclarar la forma de proceder explicada anteriormente. Las ventanas vienen representadas por rectángulos de distintos colores, según su duración. La línea azul vertical ilustra la ventana deslizante cuya duración es de 4 años.



*Figura 4.3. Parametrización de las señales*

Una vez que se ha explicado el fundamento general que se emplea en la construcción de todas las entradas, conviene aclarar cada una de las posibilidades existentes y el significado de estas. Para entender la terminología, se denota por “k” al instante en el que se pretende evaluar la predicción.

Un indicador u oscilador técnico es la representación matemática entre distintas variables bursátiles (generalmente cotizaciones) que, según su tendencia,



cambio de sentido o cortes con las líneas de referencia indica el momento de compra o venta del título. Se entiende por oscilador cuando el rango de valores posibles varía entre 0 y 100.

a) Rentabilidades

En este caso, se corresponde con la rentabilidad que supone comprar al inicio de cada una de las ventanas y vender en el instante  $k$  en el que se realiza la inversión.

Dicha definición se podría sintetizar de forma matemática a través de las siguientes ecuaciones:

$$u_1 [k] = 100 \times \frac{C_{N_{pu}} [k] - O_{N_{pu}} [k - S + 1]}{1 + O_{N_{pu}} [k - S + 1]} \quad (4.3)$$

$$u_2 [k] = 100 \times \frac{C_{N_{pu}} [k] - O_{N_{pu}} [k - M + 1]}{1 + O_{N_{pu}} [k - M + 1]} \quad (4.4)$$

$$u_3 [k] = 100 \times \frac{C_{N_{pu}} [k] - O_{N_{pu}} [k - L + 1]}{1 + O_{N_{pu}} [k - L + 1]} \quad (4.5)$$

Donde :

- $u_1 [k]$ ,  $u_2 [k]$  y  $u_3 [k]$  representan, respectivamente, las señales de entrada generadas dentro de las ventanas de corto, medio y largo plazo.
- $C_{N_{pu}} [k]$  indica el precio de cierre normalizado de la sesión correspondiente al día  $k$ .
- $O_{N_{pu}} [k - X + 1]$  representa el precio de apertura normalizado al inicio de la ventana estudiada.

b) Incrementos de rentabilidad

En este caso, el significado es en esencia análogo al anterior, con la diferencia que las entradas se calculan como incrementos entre sí. De esta

forma la interpretación sufre una ligera modificación:

$$u_1 [k] = u_{1_{profits}} [k] \quad (4.6)$$

$$u_2 [k] = u_{2_{profits}} [k] - u_{1_{profits}} [k] \quad (4.7)$$

$$u_3 [k] = u_{3_{profits}} [k] - u_{2_{profits}} [k] \quad (4.8)$$

c) Rentabilidad a largo plazo

Con este tipo de entradas únicamente se utiliza la ventana correspondiente al largo plazo. Las tres señales parametrizadas adoptan la siguiente forma:

$$u_1 [k] = u_{3_{profits}} [k] \quad (4.9)$$

$$u_2 [k] = 100 \times \max \{ C_{N_{long}} (i) \} \quad (4.10)$$

$$u_3 [k] = 100 \times \min \{ C_{N_{long}} (i) \} \quad (4.11)$$

d) Incrementos de rentabilidad a largo plazo

En este caso, la construcción es idéntica a la generada con los incrementos de rentabilidades.

$$u_1 [k] = u_{1_{longprofits}} [k] \quad (4.12)$$

$$u_2 [k] = u_{2_{longprofits}} [k] - u_{1_{longprofits}} [k] \quad (4.13)$$

$$u_3 [k] = u_{2_{longprofits}} [k] - u_{1_{longprofits}} [k] \quad (4.14)$$

e) Medias

En este supuesto, cada una de las entradas representan el precio medio normalizado en el periodo determinado por la duración de la ventana en cuestión. A medida que se incorporan nuevos datos desaparece el primero, para así mantener la longitud de la ventana fija.

Una media móvil no anticipa ninguna tendencia, sino que se trata de un indicador seguidor. Es decir, con ellas lo que se pretende es seguir la pista de la tendencia y cuando se produce un determinado cambio la media móvil lo que hace es confirmarlo. El objetivo fundamental es obtener una suavización de los precios para así disminuir el ruido y con ello, poder vislumbrar una dirección más clara de los precios. El efecto perjudicial secundario consiste en el retraso de la actuación del mercado.

Las medias son muy útiles para trabajar cuando el mercado está en tendencia ya que permiten aplicar una de las máximas del análisis técnico: “la tendencia se mantiene vigente mientras no se demuestre lo contrario”. Sin embargo, cuando la evolución de la cotización sigue un movimiento lateral, la utilización de medias móviles generaría muchas señales de compraventa falsas, lo que conduciría a pérdidas, por ello, no se recomienda su uso en estas situaciones.

$$u_1 [k] = 100 \times \sum_{i=1}^S \frac{C_{N_{pu}} [k - S + 1]}{S} \quad (4.15)$$

$$u_2 [k] = 100 \times \sum_{i=1}^M \frac{C_{N_{pu}} [k - M + 1]}{M} \quad (4.16)$$

$$u_3 [k] = 100 \times \sum_{i=1}^L \frac{C_{N_{pu}} [k - L + 1]}{L} \quad (4.17)$$

f) Incrementos de medias

De nuevo, se procede de manera análoga a la construcción de otras entradas basadas en incrementos.

$$u_1 [k] = u_{1_{mean}} [k] \quad (4.18)$$

$$u_2 [k] = u_{2_{mean}} [k] - u_{1_{mean}} [k] \quad (4.19)$$

$$u_3 [k] = u_{2_{mean}} [k] - u_{1_{mean}} [k] \quad (4.20)$$

g) Polyfit

Este indicador trata de ajustar la evolución del precio según un polinomio de segundo orden. Para ello, toma la ventana larga e intenta ajustar la evolución de la cotización a un polinomio de segundo grado. Una vez que se obtienen los coeficientes independiente, lineal y cuadrático, se parametrizan las entradas tal y como se indica a continuación.

$$C_{N_{pu}} (i) = a_0 + a_1 \times i + a_2 \times i^2 \quad (4.21)$$

Donde  $C_{N_{pu}} (i)$  representa el polinomio ajustado

$$u_1 [k] = 100 \times a_0 \quad (4.22)$$

$$u_2 [k] = 100 \times a_1 \times L \quad (4.23)$$

$$u_3 [k] = 100 \times a_2 \times L^2 \quad (4.24)$$

h) Sampling

Esta técnica podría ser considerada el espejo del procedimiento usado para obtener las rentabilidades. En este caso, se podría entender que el momento de compra es el mismo para todas las entradas y se produce desplazando el instante “k” tantos días como dimensión tenga la ventana de largo plazo. Por su parte, la venta del título se efectúa al final de cada ventana. Como su propio nombre indica, las entradas se calculan tomando una muestra en cada una de las ventanas analizadas y el precio de cierre normalizado en dichos días se corresponde con las señales generadas en cada caso.

$$u_1 [k] = C_{N_{pu}} [k] \quad (4.25)$$

$$u_2 [k] = C_{N_{pu}} [k - L + M] \quad (4.26)$$

$$u_3 [k] = C_{N_{pu}} [k - L + S] \quad (4.27)$$

i) Incrementos de sampling

Estas entradas se generan de igual forma que las anteriores que emplean incrementos.

$$u_1 [k] = u_{1_{sampling}} [k] \quad (4.28)$$

$$u_2 [k] = u_{2_{sampling}} [k] - u_{1_{sampling}} [k] \quad (4.29)$$

$$u_3 [k] = u_{2_{sampling}} [k] - u_{1_{sampling}} [k] \quad (4.30)$$

j) RSI

El indicador de Fuerza Relativa es un indicador de tipo oscilador que mide en cada instante la fuerza con la que actúan la oferta y la demanda. Cuando el RSI se aleja de la zona neutral (50) advierte que las fuerzas realizadas por las demandas superan a las emitidas por las ofertas, y, por ello, en cualquier momento dicha fuerza compradora se puede extinguir y convertirse en una fuerza de oferta. Esto es un claro síntoma que el valor está sobrecomprado y que, por ello, se debería generar una señal de venta. Sucede justo lo contrario cuando el RSI alcanza sus cotas inferiores.

En este sentido la forma habitual de operar consiste en trazar unas líneas horizontales que sirven como cotas para determinar el instante en el que se puede considerar que el título comienza a estar sobrevendido o sobrecomprado. Generalmente dichos umbrales se suelen establecer en 30 y 70, respectivamente. Al contrario que las medias móviles, este tipo de señales se detectan con facilidad en entornos de tendencias difusas. Sin embargo, su uso no es aconsejable cuando el mercado presenta una

dirección clara.

Sin embargo, como se anticipó en la introducción, uno de los objetivos de este trabajo es sustituir dichas cotas fijas por dos bandas dinámicas (umbrales superiores e inferiores) que se adapten con mayor flexibilidad al seguimiento de la referencia dinámica que representa el mercado.

La fórmula matemática que permite generar las señales de entradas se podría sintetizar a través de la siguiente ecuación:

$$u_1 [k] = 100 - \frac{100}{1 + rs} , \quad \text{donde } rs = \frac{A_S}{B_S} \quad (4.31)$$

$$u_2 [k] = 100 - \frac{100}{1 + rs} , \quad \text{donde } rs = \frac{A_M}{B_M} \quad (4.32)$$

$$u_3 [k] = 100 - \frac{100}{1 + rs} , \quad \text{donde } rs = \frac{A_L}{B_L} \quad (4.33)$$

Donde :

- $A_X$  representa la media de las variaciones del precio normalizado que resultaron positivas en las ventanas corta, media y larga.
- $B_X$  representa la media de las variaciones del precio normalizado que resultaron negativas en las ventanas corta, media y larga.

A continuación se adjunta en la *Figura 4.4* una gráfica en la que se visualiza todo lo anterior.

#### k) Incrementos RSI

Como es de esperar dichas señales se generan mediante la diferencia de las entradas generadas en el apartado anterior.

$$u_1 [k] = u_{1_{RSI}} [k] \quad (4.34)$$

$$u_2 [k] = u_{2_{RSI}} [k] - u_{1_{RSI}} [k] \quad (4.35)$$

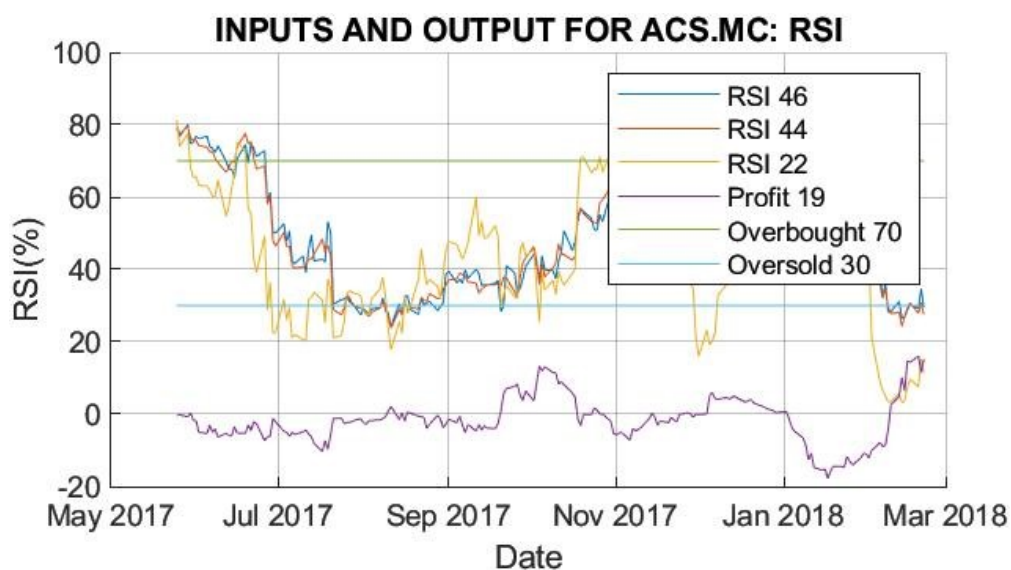


Figura 4.4. Señales RSI

$$u_3[k] = u_{2_{RSI}}[k] - u_{1_{RSI}}[k] \quad (4.36)$$

l) MACD

El MACD (*Moving Average Convergence Divergence*) es un indicador que mediante el cruce de su línea (MACD) y de su media móvil (Sign) genera las señales de compraventa. La formulación matemática se sustenta en la diferencia entre dos medias móviles concretas (una larga y otra corta).

$$MACD = MME(Cotiz)_{12} - MME(Cotiz)_{26} \quad (4.37)$$

$$Sign = MME(MACD)_9 \quad (4.38)$$

Donde :

- $MME(Cotiz)_i$  indica la media móvil exponencial de las cotizaciones de las últimas  $i$  sesiones.

- $MME(MACD)_i$  representa la media móvil exponencial de la señal del MACD en las últimas  $i$  sesiones.

La utilidad del MACD radica en la anticipación del inicio o agotamiento de una tendencia concreta. Los valores de 9,12 y 26 son las ventanas usadas generalmente, sin embargo, mediante la optimización con AG se obtendrán los metaparámetros óptimos que se deberían emplear. A continuación se adjuntan en las Figuras 4.5 y 4.6 cómo se generan dichas señales.

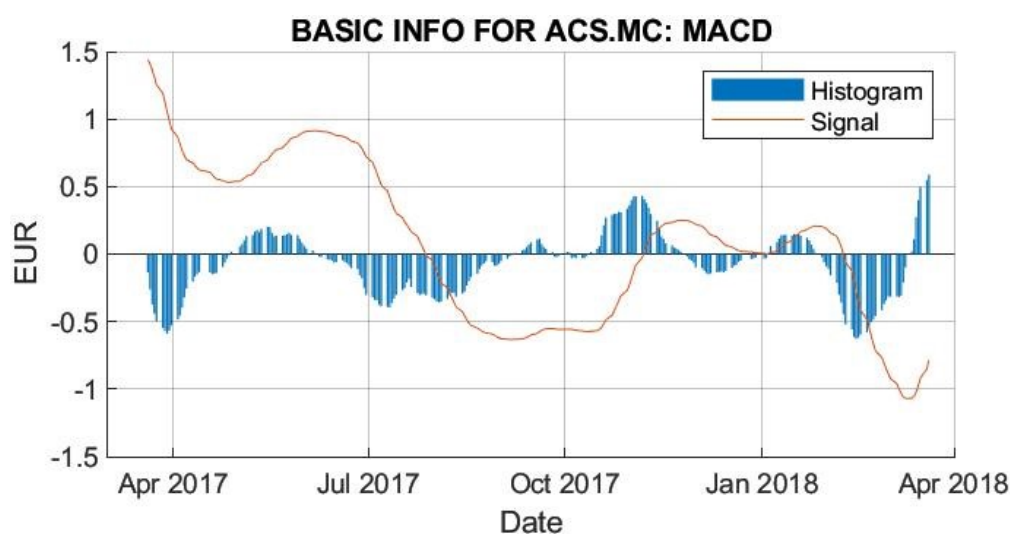


Figura 4.5. Inputs MACD

## 4.4. Generación de los modelos

En los apartados anteriores ya se ha resaltado la importancia de utilizar predicciones de las distintas variables económicas para detectar y diagnosticar la situación del mercado financiero. Los valores predichos por cada uno de los modelos facilitan la toma de decisiones, pues con ellos se pretende reducir la incertidumbre que impregna al entorno. Los modelos de predicción no dejan de ser herramientas que tienen como premisa fundamental el estudio de datos del pasado para la extracción de pautas de comportamiento del futuro.

De este modo, los modelos disponibles se pueden concebir como un sistema de ecuaciones con variables interdependientes que describen la realidad económica a



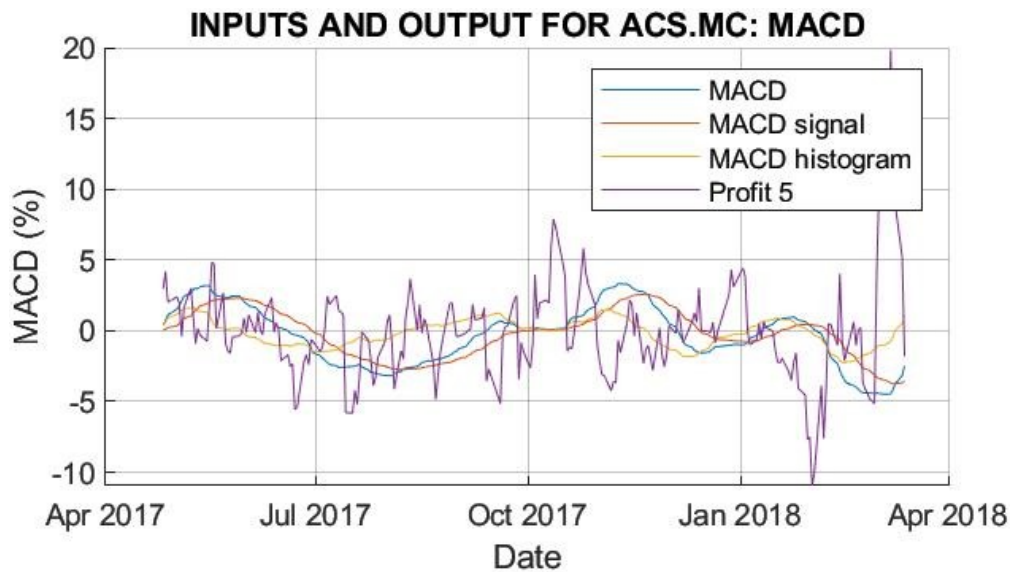


Figura 4.6. Señales MACD

estudiar, representan la relación de correlación con respecto a la variable medida y sirven como aproximación para representar la realidad compleja que supone el estudio del mercado bursátil.

En este contexto, una predicción económica es considerada satisfactoria si contribuye a generar pautas coherentes respecto al comportamiento futuro del mercado. Así pues, la predicción no debe de ser considerada como un fin en sí mismo, sino un medio necesario para la generación de las estrategias de inversión eficientes. A continuación, se adjunta en la *Figura 4.7* la rentabilidad predicha por un modelo EKF OSC, en la que se aprecia claramente que se cometen errores. Además, también se incluye en la *Figura 4.8* otra gráfica adicional que ilustra la correlación existente entre la salida real y la predicha por el modelo en la que se pone de manifiesto que su relación es mínima.

Con el empleo de estos modelos se puede trabajar día a día en la atmósfera que envuelve el clima del mercado. Para el diseño de estos sistemas automáticos de predicción se acuden al empleo de las señales descritas en el apartado anterior. Para seleccionar cada uno de los modelos disponibles se dispone de un menú desplegable que permite marcar la elección. La generación de dichos modelos de predicción fue fruto de trabajos anteriores y engloban los siguientes modelos de predicción:

- Tres modelos basados en filtros de Kalman (EKF)

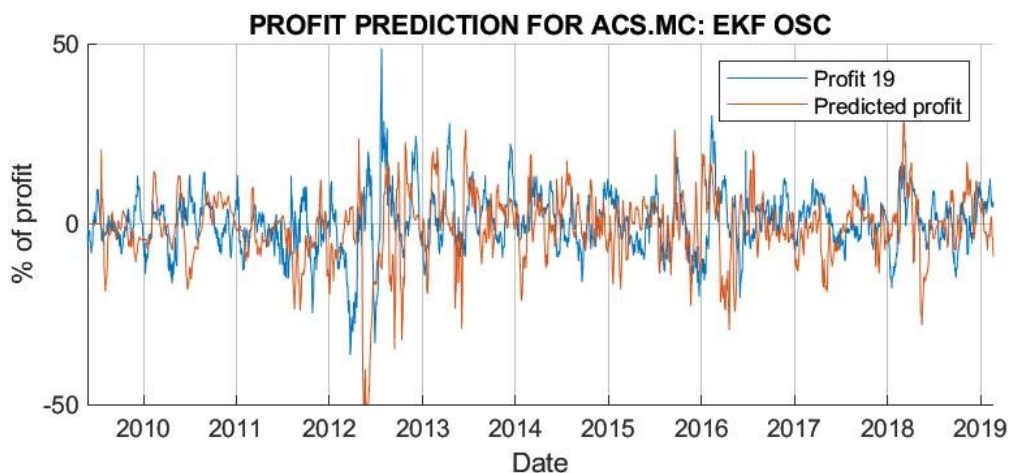


Figura 4.7. Predicción con un modelo EKF OSC

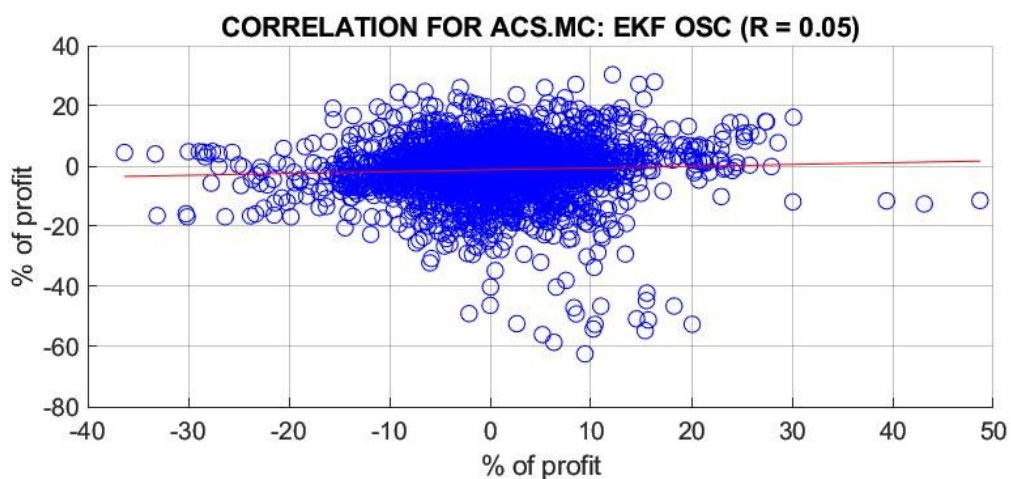


Figura 4.8. Correlación del modelo EKF OSC

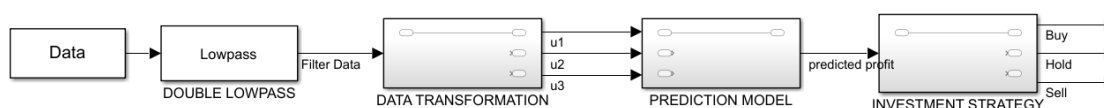
- Modelos de regresiones lineales con ventanas rectangulares y exponenciales
- Modelos basados en técnicas de clustering (K-means, GMM y SOM)
- Dos modelos generados a partir de redes neuronales

Junto a ellos, también existe la alternativa de emplear métodos heurísticos, en lugar de modelos de predicción. Para ello, lo primero que hay que hacer es definir las condiciones que deben cumplir las entradas para que se generen las señales de compraventa. Dichos requisitos se pueden seleccionar en los menús situados en la esquina derecha superior del panel de las estrategias de inversión. Las condiciones

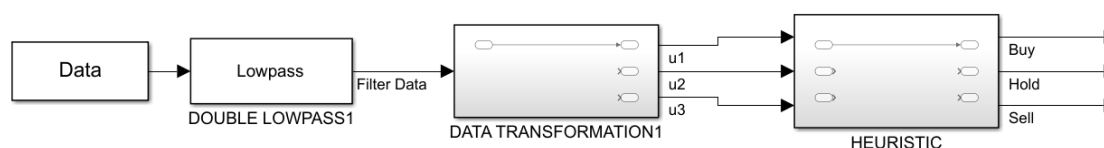
impuestas dependen del nivel de los umbrales superior e inferior.

Una vez que se genera la predicción de la rentabilidad futura es necesario decidir la postura que se va a adoptar (comprar, vender o mantener). Además, para ello, no basta simplemente con que la operación sea rentable, sino que deben satisfacer unas condiciones adicionales impuestas por unos umbrales de compra y venta. En este sentido, si la rentabilidad predicha supera el umbral superior se venderá el título y de lo contrario, se procederá con la compra de éste. En el apartado siguiente se profundizará aún más en estos conceptos.

A continuación, se adjunta en las *Figuras 4.9 y 4.10* un esquema del proceso seguido. La figura superior sintetiza las fases utilizadas mediante modelos de predicción y la inferior, el camino seguido mediante los métodos heurísticos.



*Figura 4.9. Fases con un modelo de predicción*



*Figura 4.10. Fases con un método heurístico*

## 4.5. Diseño de estrategias de inversión

El eje central de este trabajo se centra en la optimización de estrategias de inversión. Previo a ello, es necesario ilustrar la forma básica en la que se opera. En este punto los metaparámetros juegan un papel crucial en la apuesta por estrategias rentables. Conviene recordar que en esta versión de la aplicación los metaparámetros óptimos son constantes durante toda la predicción, a diferencia, de los parámetros propios de cada método que sí que, se van actualizando conforme se va recorriendo todo el espacio temporal a través de la ventana deslizante.

Los metaparámetros considerados ya se presentaron en la introducción del presente trabajo, sin embargo, conviene profundizar en la definición de cada uno de

ellos para así adoptar una visión global del problema en cuestión.

### ■ Ventanas

La correcta definición de estos metaparámetros es esencial para la conquista del objetivo perseguido. Estas variables influyen en la construcción de las señales de entradas y salidas que se emplean para el entrenamiento de los modelos de predicción. Cada uno de los valores representan el número de sesiones que se van a considerar para parametrizar las entradas y salidas.

Un modelo es una representación simplificada de algún aspecto de la realidad. Para que sea realmente eficiente tiene que mantener un equilibrio entre la manejabilidad de éste y su realismo. Por ello, más que tratar de encontrar un modelo complejo que se ajuste a la perfección al fenómeno de estudio, se pretende diseñar uno cuya utilidad pueda ser extrapolada a otros entornos financieros. Esta es la razón fundamental por la que únicamente se emplean tres señales para entrenar el modelo, porque controlando correctamente las ventanas correspondientes al corto, medio y largo plazo, se puede llegar describir el comportamiento global de la tendencia del mercado que, al fin y al cabo, es lo que se toma por referencia a la hora de definir una estrategia de inversión concreta.

### ■ Filtro

La función principal del filtro sigue el hilo del pensamiento anterior. Los modelos de predicción tratan de encontrar patrones en el pasado para poder anticiparse a lo que va a suceder en el futuro. Por ello, como los mercados financieros están caracterizados por su alta no linealidad y dinamismo, no merece la pena confundir al modelo con datos demasiados caóticos y ruidosos que distorsionen e impidan que estos puedan captar lo esencial. Por ello, los datos originales se filtran mediante este parámetro, se trata de un procedimiento análogo a emplear un filtro paso bajo con una determinada frecuencia de corte.

Además, gracias a ello, también se consigue que los modelos de predicción esquiven la trampa del sobre aprendizaje, es decir, se evita que los modelos se aprehendan los datos actuales y pierdan capacidad de generalización para situaciones y adversidades futuras.

### ■ Parámetro EKF

Con este metaparámetro sólo se trabaja si se decide emplear alguna de las variantes de los modelos de EKF y, además, es el único parámetro interno de un modelo de predicción que se ha definido como un metaparámetro. Estos modelos, operan con las varianzas o incertidumbres de las variables de estado y de las observaciones. Las variables de estado empleadas pueden representar rentabilidad o parte de la rentabilidad predicha por el modelo, o parámetros internos del modelo que efectúan dicha predicción.

La principal diferencia entre ambas variables de estado es la variabilidad que presentan. Aquellas que se identifican con parámetros conviene que se renueven y se adapten de una forma mucho más suave y lenta, es decir, presentan una varianza muy reducida. En este sentido, el parámetro de EKF representa la relación de varianzas entre ambas variables. Su rango abarca desde -1 hasta -10, y representa los órdenes de magnitud que son menores las varianzas de los parámetros frente las variables de estado.

A continuación, se adjuntan en las *Figuras 4.11 y 4.12* dos gráficas en las que se muestra la evolución de los parámetros y las variables de estado para el modelo de EKF OSC. En este caso no se dejó la elección del parámetro EKF al libre albedrío, sino que se optimizó con AG y su valor se fijó en -3,4, lo que indica que los parámetros presentan una varianza del orden  $10^{-3,4}$  veces menor.

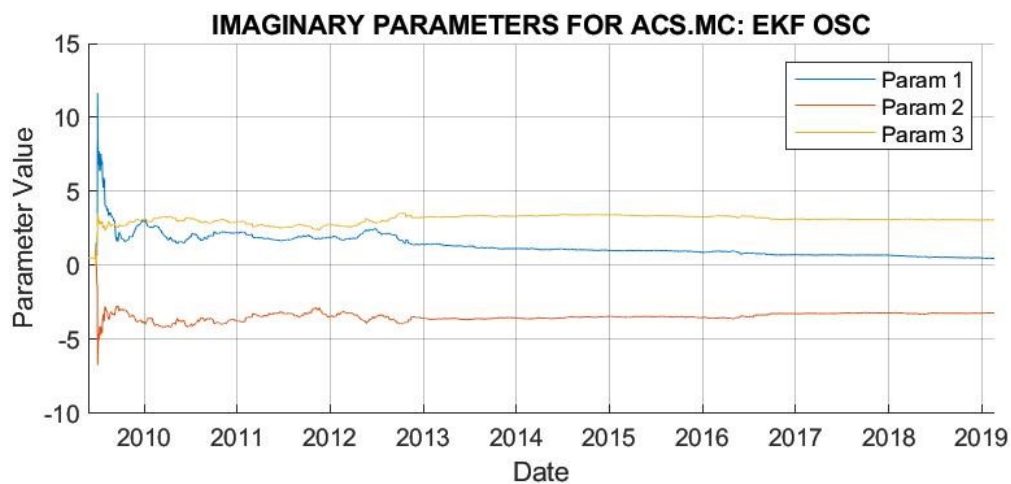


Figura 4.11. Evolución de los parámetros del EKF OSC

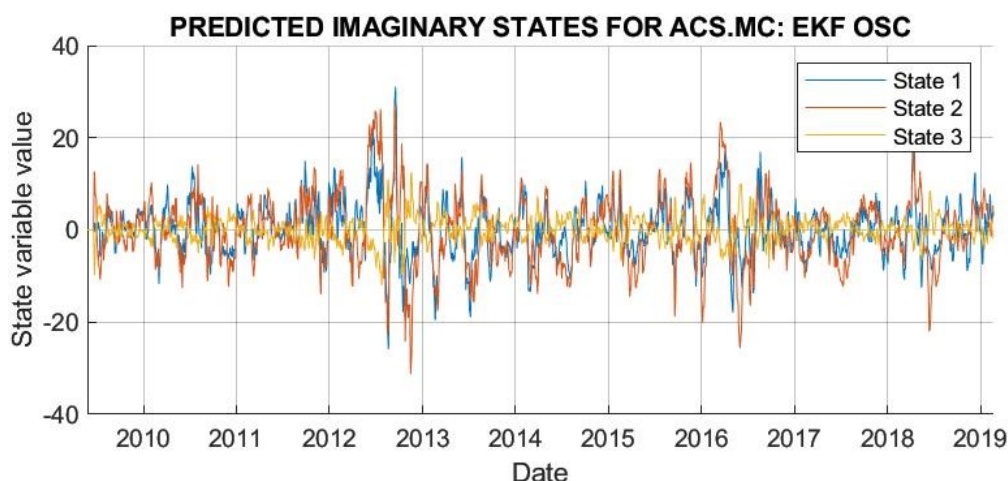


Figura 4.12. Evolución de las variables de estado del EKF OSC

#### ■ Ponderación del riesgo

Este es un metaparametro adicional que sólo se emplea en el caso que se opte por una función multiobjetivo. Como ya se explicó durante el capítulo de algoritmos genéticos, existen dos formas de evitar que se generen estrategias de inversión muy arriesgadas e inestables.

En el caso que concierne, el método implementado consiste en penalizar la máxima rentabilidad con la máxima racha negativa, entendiendo esta variable como un indicador de riesgo. En este sentido, en lugar de definir una función multiobjetivo que tratara de satisfacer simultánea y equitativamente ambos requisitos, se optó por definir un parámetro de ponderación que se ajustara también según la volatilidad general del mercado y la aversión al riesgo dispuesta a asumir.

Toma valores entre 0 y 1, y no hace falta emplear ningún tipo de ganancia adicional pues las dos variables que se relacionan entre sí miden rentabilidades y por ello, operan en las mismas unidades. De este modo, mientras más cercano esté su valor a 0 mayor grado de penalización sufre la máxima rentabilidad alcanzable por culpa del riesgo del mercado.

#### ■ Umbrales

Estos metaparámetros se emplean fundamentalmente como máscara adicional para evitar que se generen señales compraventa falsas que conduzcan a pérdidas irreversibles. Por ello, para que se efectúe la compra de un determinado valor, no basta con que dicha inversión sea rentable, sino que la rentabilidad esperada debe superar una determinada cota, representada por el umbral superior. Del mismo modo se procede en el caso que pretenda vender un determinado valor.

Una vez que se han explicado las bases teóricas que sirven de soporte conviene clarificar todo el procedimiento analizado mediante un ejemplo concreto ejecutado desde la aplicación desarrollada. Para ello, es necesario distinguir dos escenarios, según el método empleado (modelos de predicción o heurísticos).

#### **a) Modelos de predicción**

Cronológicamente lo primero que se realiza es la optimización de los metaparámetros para las estrategias de inversión. Para ello, lógicamente, se simulan una población de casos en los que se construyen distintos modelos de predicción con diferentes metaparámetros. Ello se emplea para que, con la rentabilidad predicha en cada simulación, se puedan evaluar las funciones objetivos definidas en seno del AG. Una vez que se han determinado la combinación óptima de éstos, se toma la rentabilidad de salida predicha por el modelo de predicción en cuestión.

Posteriormente, se generan las señales de compraventa. Si la rentabilidad predicha supera el umbral superior, se programa una señal de compra, en cambio, si la rentabilidad predicha por el modelo cae por debajo del umbral inferior, se genera la venta del título. Para codificar estas señales se identifica la compra con un '1', la venta con un '-1' y la opción de mantener con un '0'. Sin embargo, si se representara gráficamente estas secuencias con valores comprendidos entre 0 y 1, no se podría visualizar en detalle cada una de las transacciones efectuadas. Por ello, se escalan dichos valores multiplicándolos por un factor de ampliación que viene determinado por el máximo valor de la rentabilidad predicha en el intervalo.

Todo lo descrito anteriormente se puede apreciar en el gráfico inferior de la izquierda disponible en la interfaz de la aplicación. Por otra parte, el gráfico que está a su derecha indica el resultado de aplicar dichas estrategias de inversión y la rentabilidad que se va acumulando tras la ejecución de cada una de las transacciones bursátiles. A continuación, se ilustran gráficamente cada uno de los pasos detallados en este apartado. Dichas figuras son fruto de un ejemplo concreto corrido con la aplicación. Para ello, se optimizaron los metaparámetros de la acción

correspondiente a ACS (Actividades para Construcción), mediante AG y se generó la predicción empleando una regresión lineal con una ventana exponencial.

1. La rentabilidad predicha por el modelo se somete a unos umbrales de compra-venta, representados mediante las dos líneas rojas horizontales. En este caso, los valores que toman son 3 y -1.



Figura 4.13. Filtro de la señal predicha con los umbrales



2. Se generan las señales de compraventa

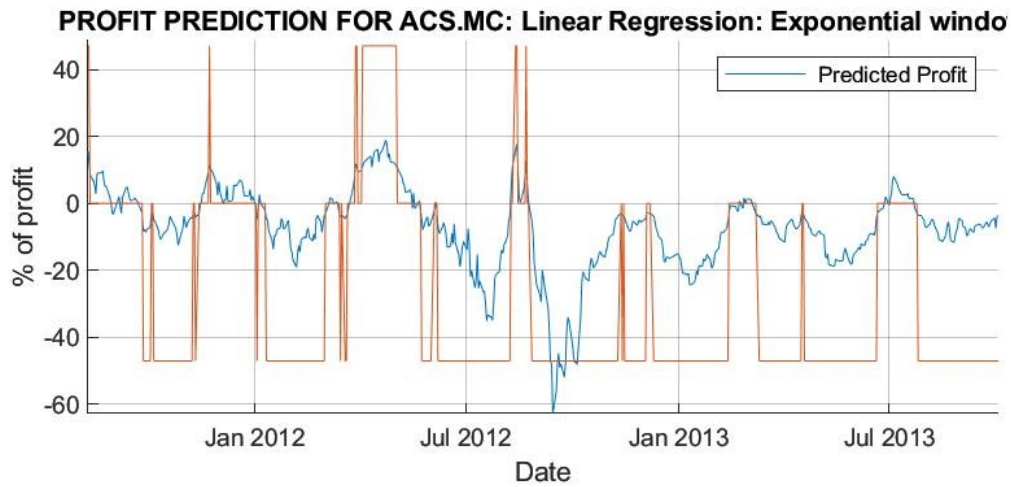


Figura 4.14. Generación de las señales de compra-venta

3. Se representa el resultado de la aplicación de dichas estrategias de inversión

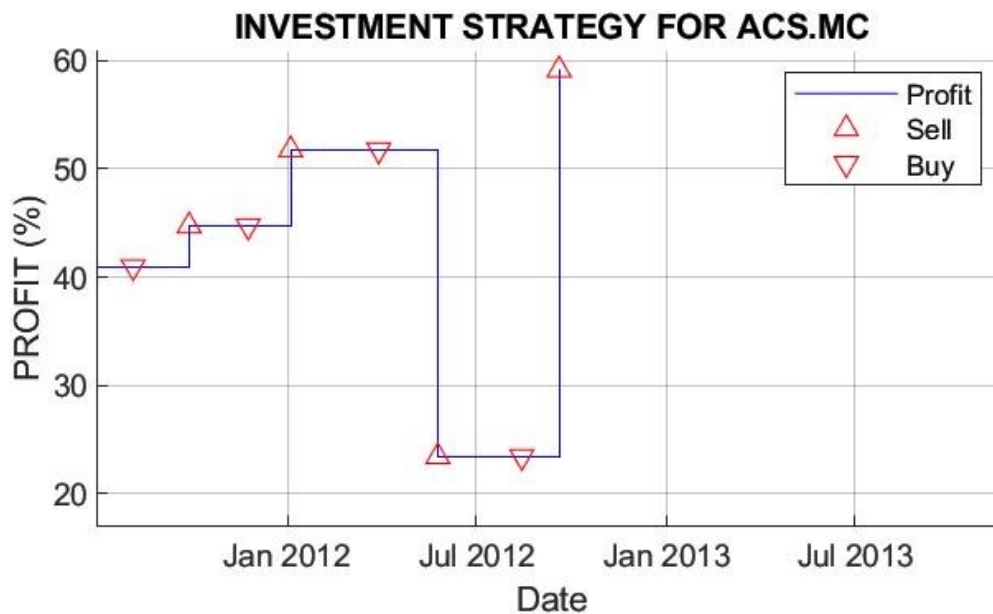


Figura 4.15. Rentabilidad fruto de la estrategia de inversión

Se representan con triángulos las transacciones efectuadas y se cuantifica la rentabilidad acumulada, asociada a dichas operaciones, mediante una línea

continua azul.

### b) Método heurístico

La realidad del mercado de valores no es un escenario estático, generalista y determinista, como podría desprenderse de la hipótesis de los Mercados Eficientes. Por el contrario, se envuelve en un contexto que fluctúa constantemente, en el que, las velocidades de cambio permanente son exigidas desde la misma necesidad de subsistencia. En este sentido, los métodos heurísticos se presentan como una alternativa válida, seria y pertinente a las necesidades investigativas para el desarrollo de estrategias de inversión óptimas.

El método heurístico se compone de un conjunto de pasos que deben efectuarse para identificar, en el menor tiempo posible, una solución de alta calidad (aunque no tiene por qué ser la óptima). Este enfoque aprovecha la estructura del problema y lo esquematiza mediante la formulación de una serie de reglas racionales que se traducen en condiciones simbólicas que se han de cumplir para que el método detecte un cambio y genere una respuesta ante él.

La ventaja principal de este método es que la naturaleza intrínseca del problema permanece indemne. De este modo, se aprovecha, mediante el aprendizaje inteligente, la esencia de dicha información intacta para llegar a soluciones eficientes que se adapten con gran flexibilidad al dinamismo del mercado. Por ello, el objetivo de este método no consiste en generar una predicción futura de la evolución de las cotizaciones, sino que, basándose en la información inmediata actual, se automatiza el proceso de generación de señales de compraventa mediante la definición de unas condiciones lógicas.

Como ya se ha puntualizado en numerosas ocasiones, el fin último de esta fase no es generar predicciones óptimas, sino que lo que se persigue es tratar de gestar abstracciones del futuro para el diseño de estrategias de inversión de alta calidad. Este factor es el que propicia la toma de una postura más favorable hacia el empleo de este tipo de métodos. Además, este modelo casa muy bien con la optimización mediante algoritmos genéticos, ya que la heurística es la base fundamental que soporta el pilar de este tipo de algoritmos.

Una vez analizado en qué consiste el método heurístico, conviene extrapolar sus conjeturas al ámbito de interés. También se toman como entradas las tres variables parametrizadas, cuyo tratamiento ya fue foco de discusión de apartados anteriores. Para generar señales de compraventa se definen una serie de condiciones lógicas,

que son seleccionadas en la pestaña superior derecha del panel de la estrategia de inversión.

Generalmente, las opciones contempladas son que todas las entradas tienen que superar simultáneamente el umbral superior para que se efectúe una compra, y que, por el contrario, todas las entradas deben faltar, al mismo tiempo, el umbral inferior para que se proceda con la venta. No obstante, también se contempla la posibilidad de emplear condiciones híbridas que permitan el tratamiento individualizado de cada una de las variables de entrada. Una vez que se ha decidido las condiciones con las que se desea operar se procede con el diseño de la estrategia de inversión.

A continuación, se presenta un ejemplo realizado con la aplicación para una acción del banco BBVA.

1. Se definen las condiciones de compra-venta en base a los umbrales establecidos

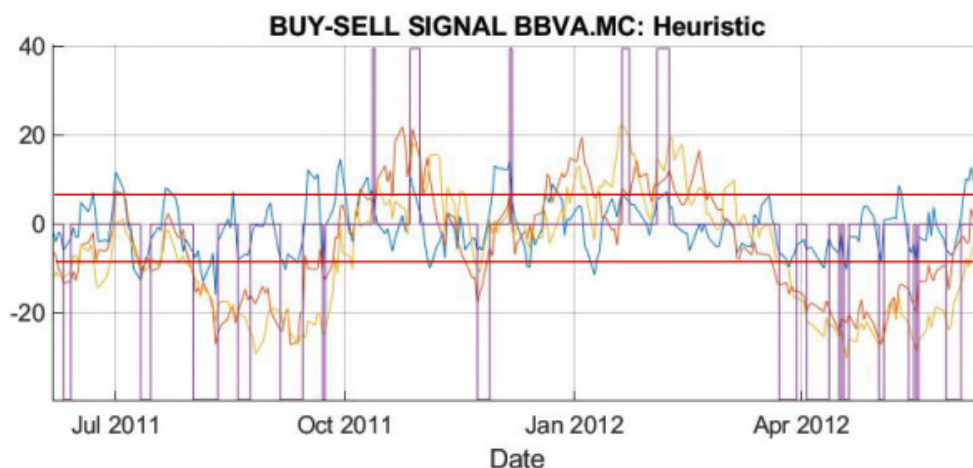


Figura 4.16. Generación de las señales de compra-venta

En este caso se tomaron como entradas las rentabilidades calculadas en ventanas de 40, 20 y 10 días de duración, que vienen representadas por las curvas de diferentes colores y se eligieron condiciones estándares. En este sentido, se puede observar cómo en abril de 2012, al estar todas las entradas por debajo del umbral mínimo, se generó una señal de venta.

2. Se representa el resultado de la aplicación de dichas estrategias de inversión

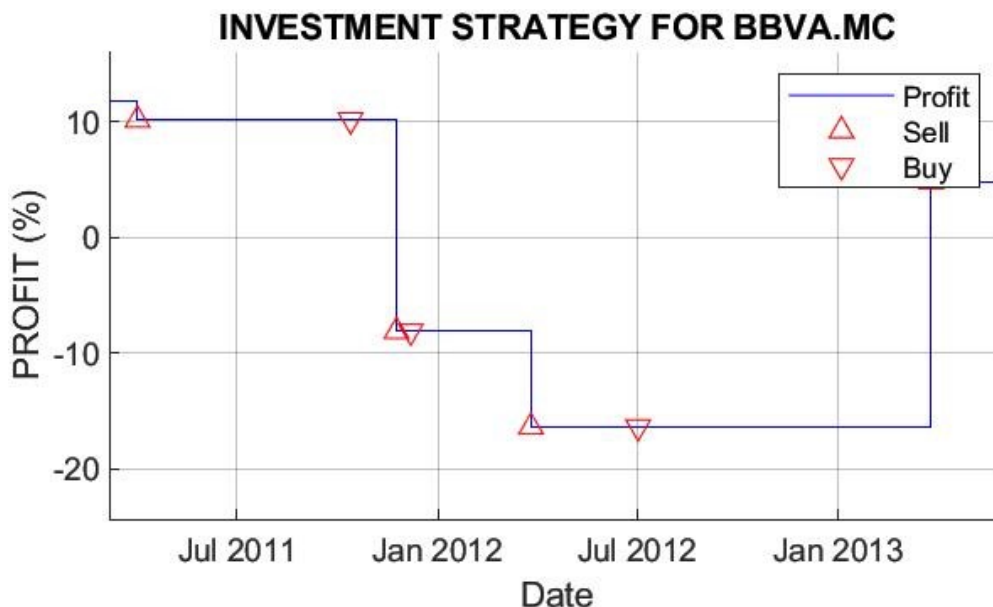


Figura 4.17. Rentabilidad fruto de la estrategia de inversión

La operación señalada anteriormente se representa por su correspondiente triángulo y tras ello, se calcula la rentabilidad acumulada tras la transacción efectuada.

## 4.6. Optimización de las estrategias de inversión

El problema que se pretende solucionar con este trabajo es de carácter multiobjetivo, pues no sólo está enfocado en la optimización de los parámetros de los indicadores técnicos para maximizar los rendimientos esperados, sino que, esta búsqueda de los valores óptimos tiene que estar en sintonía con la adquisición de otros objetivos como la reducción del riesgo asumido. No obstante, el tratamiento de este último fin admite diferentes configuraciones según la aversión al riesgo del agente. Como ya se explicó durante el capítulo de AG, se puede controlar dicho riesgo bien penalizando la función que maximiza la rentabilidad o restringiendo el espacio de búsqueda de soluciones a aquellas que presenten una racha negativa tolerable.

Es importante matizar que no hay ninguna fórmula estática y cerrada capaz de batir al mercado en cualquier circunstancia, pues el propio mercado la inutilizaría en muy poco tiempo. De hecho, al análisis técnico se le achaca que es utilizado por un gran número de operadores con conocimientos limitados de resortes fiables sobre los que se sustentan el ámbito económico y financiero, y que, por ello, tratan de automatizar cualquier toma de decisiones para evitar ambientes nebulosos. Por ello, el objetivo de este proyecto no es encontrar una fórmula infalible para describir el mercado, porque se presume que dicha herramienta sería una utopía. En cambio, lo que se propone es presentar mecanismos para buscar estrategias eficientes, pero sin perder la perspectiva que, siempre deben estar controladas por la propia racionalidad humana, sin caer en la trampa de las emociones.

A continuación, se presenta un ejemplo basado en una experimentación que realizó Llinares (2008) [163] en la que evidencia la trascendencia de la correcta elección de los parámetros para los indicadores y osciladores técnicos. En éste utiliza como entradas medias móviles calculadas para diferentes longitudes de ventanas móviles. Para ello, toma siete valores muy diferentes entre sí para poder representar la diversidad existente en el mercado bursátil. Las acciones escogidas son las siguientes:

- Dos índices: el IBEX 35 y el DIJA.
- Un valor con gran volumen de transacciones: Telefónica.
- Un valor pequeño y con claro carácter especulativo: Telepizza.
- Un valor pequeño y no especulativo: Zardoya.
- Un tipo de interés: el Bund alemán.
- Un tipo de cambio: el del euro al dólar.

Se calculan los resultados para un inversor que hubiese operado diariamente con un sistema basado en el famoso cruce de medias móviles en un periodo de 8 años (1997-2005). En dicho desarrollo sólo se permiten emplear posiciones largas y, además, para otorgarle cierto realismo, se supone que el intermediario cobra unas comisiones del 0,20 % por cada transacción efectuada. Por último, merece la pena comentar, que en este caso todos los metaparámetros permanecían constantes en el intervalo considerado. Por ello, este entorno presenta cierta analogía con el ambiente en el que se desarrolla la aplicación.

En este sentido, el objetivo de la investigación consiste en determinar en qué supuestos la combinación de metaparámetros para la selección de la duración de las ventanas resultan en una estrategia más rentable que la opción de comprar y mantener. Para representarlo, se opta por colorear de rojo las casillas en las que no se superan y, por el contrario, de verde, aquellas que batan al mercado.

En primer lugar, se comienza presentado en la *Figura 4.18* los resultados aplicados para el IBEX 35. Tal y como se puede observar, no se podría refutar, hablando en la jerga estadística, la hipótesis nula que sustenta la eficacia del empleo de una estrategia de comprar y mantener. Dicha verdad se deberá seguir aceptando como provisional, pues el grado de confianza de que se mejore la situación no es significativo.

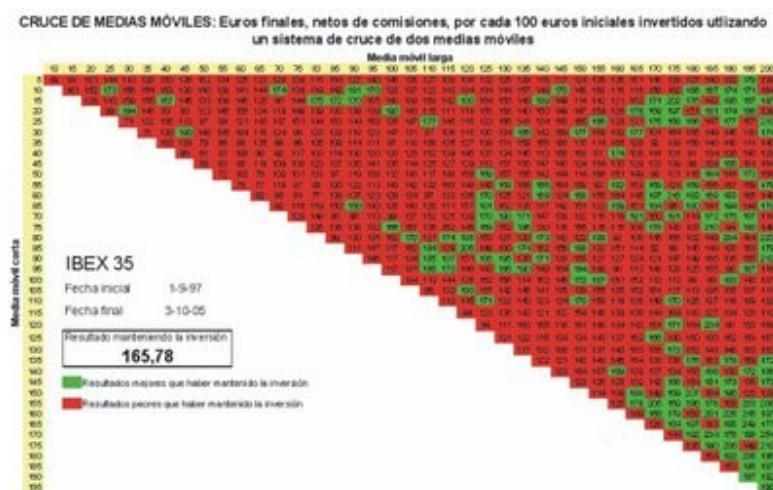


Figura 4.18. Medias móviles para IBEX 35

A continuación, se analiza con la *Figura 4.19* el otro índice considerado. Aquí no hay ningún tipo de incertidumbre, los resultados revelan que no es aconsejable en absoluto aplicar técnicas basadas en medias móviles en este contexto. No obstante, ello no implica necesariamente que su uso deba absolutamente descartado. Quizás, no se haya formulado correctamente el problema en cuestión, ¿por qué optar por metaparámetros fijos durante todo el intervalo, cuando se trata de predecir la evolución del índice con mayores seguidores a nivel mundial? Esta interrogativa se deja abierta y será foco de discusión posterior.

Los resultados para Telefónica, mostrados en la *Figura 4.20* parecen mejorar si se emplean un número de sesiones más reducido en la ventana corta.

#### 4.6. Optimización de las estrategias de inversión

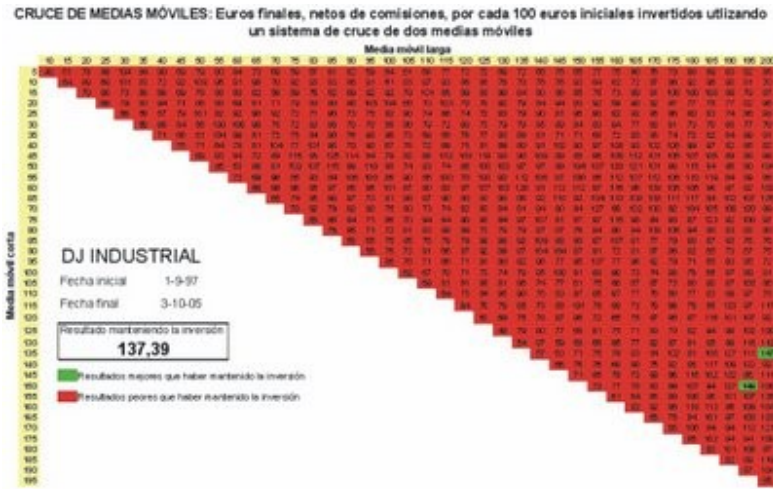


Figura 4.19. Medias móviles para DJ Industrial

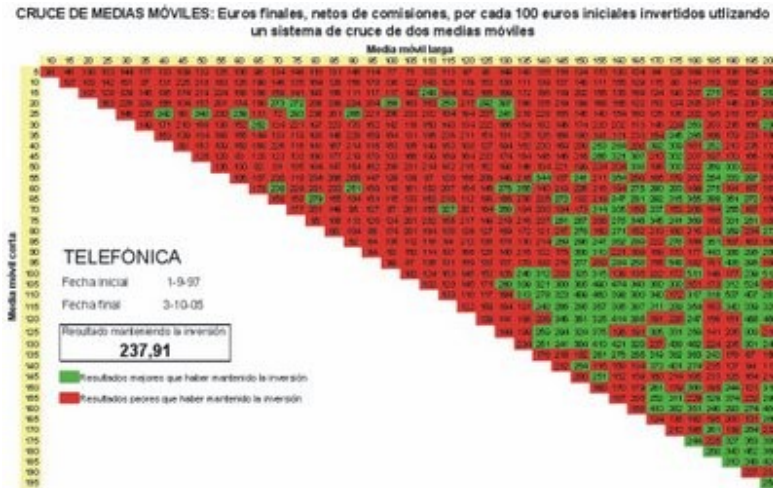


Figura 4.20. Medias móviles para Telefónica

En el caso de Telepizza, los resultados, presentados en la *Figura 4.21* son claramente satisfactorios, quizás esto se deba al carácter especulativo que impregna al valor.





Figura 4.21. Medias móviles para Telepizza

En su contra, si se aplica la técnica al valor de Zardoya los rendimientos resultan ser pésimos, tal y como se puede observar en la Figura 4.22.



Figura 4.22. Medias móviles para Zardoya

En el supuesto del bono alemán, tal y como se ve en la Figura 4.23 las opciones de batir al mercado también son mínimas, a pesar de ser considerado un tipo de interés que a largo plazo suele tender a oscilar en torno a un punto.

Por último, se presentan en la Figura 4.24 los resultados tras la aplicación de esta técnica a la tasa de cambio entre el euro y el dólar. Este estudio tiene especial



#### 4.6. Optimización de las estrategias de inversión

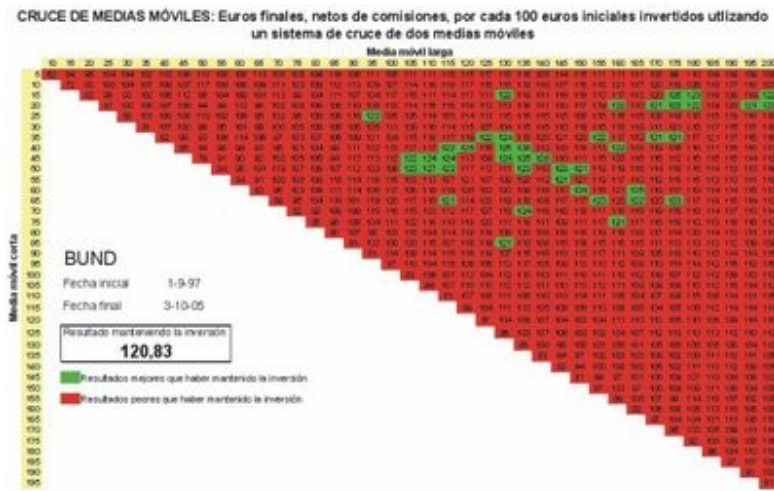


Figura 4.23. Medias móviles para Bund

interés en la aplicación, pues como se comentó en el apartado de la transformación de los datos, el precio normalizado representa una rentabilidad que supone el beneficio conjunto de la rentabilidad del propio valor y de la evolución del tipo de cambio al que cotiza. Los resultados obtenidos tampoco parecen revelar un gran avance en la aplicación de estas técnicas.

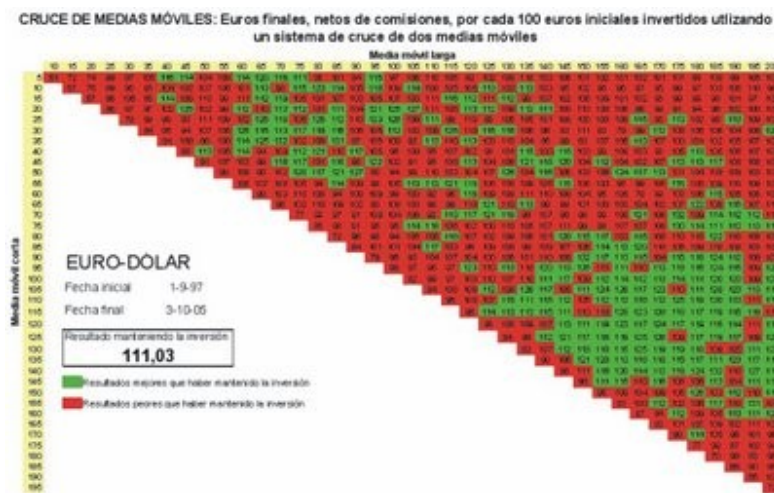


Figura 4.24. Medias móviles para el tipo de cambio euro-dólar

A raíz de este experimento se pueden extraer una serie de conclusiones. En general, usar técnicas basadas en medias móviles mediante la definición arbitraria de los parámetros, no conduce al diseño de estrategias de inversión eficientes. Por

otra parte, no basta con la optimización de los parámetros en un intervalo de tiempo estático, sino que dicha optimización debe actualizarse cada cierta frecuencia, para así ir adaptándose a las fluctuaciones del mercado.

En este punto álgido, es preciso comentar que esto último no es posible implementarlo con la versión actual de la aplicación. En su lugar, para no perder este dinamismo, los valores que se adaptan a cada situación son los parámetros internos de cada modelo. Por otra parte, también se habilita la posibilidad de seleccionar un periodo que se desee analizar con mayor profundidad. Las acciones muestran diferentes tendencias en instantes concretos, y por ello, hay indicadores que pueden funcionar bien en un escenario y fallar en el siguiente.

Siguiendo esta línea de pensamiento, sería interesante analizar cuáles son las combinaciones de metapámetros óptimas para cada una de las tendencias clásicas que puede seguir el mercado (alcista, movimiento lateral y bajista), para así solucionar la limitación que presenta el diseño actual de la aplicación. De este modo, como con los distintos indicadores lo que se pretende predecir, no es tanto el valor futuro exacto del valor, sino determinar si se está en tendencia y su tipo, una vez que se ha logrado captar este factor se aplicaran los metapámetros óptimos calculados. Esto se estudiará posteriormente en el capítulo de resultados.

Una vez que se ha explicado la necesidad de optimizar los parámetros de los indicadores, conviene revisar las características generales del AG empleado, aunque para una descripción más detallada de estos se puede acudir al capítulo de AG. El problema que se pretende resolver presenta gran complejidad lo que requiere del empleo de un algoritmo flexible y versátil capaz de ajustarse a diferentes estrategias.

El algoritmo desarrollado calcula el rango de cada individuo mediante el concepto de dominancia de Pareto, en el que la posición de cada uno de ellos depende del número que lo dominan. Se recuerda que, para escalar las puntuaciones de cada uno de los individuos de la población, se emplea una función penalizadora que descarta automáticamente aquellos individuos que no cumplen las restricciones impuestas. Los restantes se ordenan según el valor computado por la función fitness, mientras más baja sea la evaluación, mayor calidad posee el gen. Además, para desempatar aquellos individuos que tienen la misma puntuación, se emplea el concepto de “distance crowding”, y por ello, se escoge a aquel individuo que presente una distancia media, con respecto al resto de la población, superior al resto, para así favorecer la diversidad del material genético.

Por otra parte, se añadió al algoritmo la posibilidad de emplear el elitismo, para así salvar automáticamente a los mejores de individuos de cada generación y garantizar que nunca se va a dar un paso hacia atrás en cuanto a la calidad de las soluciones computadas en cada ejecución.

Con respecto a los operadores de reproducción, para la función de cruce, se opta por la selección del cruce uniforme para así otorgar la misma probabilidad de propagación de los genes a cada uno de los padres que intervienen. Para ello, se emplea una máscara binaria que se genera aleatoriamente y filtra los valores entre los padres. Por otra parte, con respecto al operador de mutación, se emplea una función con una probabilidad muy escasa, para asegurar la convergencia del algoritmo, con los parámetros de escala y encogimiento iguales a 1 y sesgada hacia la reproducción de aquellos individuos con mejor aptitud. Por último, se determinaron los parámetros de control óptimos para algunos de estos elementos y su explicación se justificó en el apartado de la optimización del AG.

Por otra parte, también se sugirió la paralelización del AG para procesar las secuencias internas del mismo en distintos procesadores y con ello, acelerar la ejecución del proceso. En este sentido, se programó que las funciones objetivo y las restricciones, fueran evaluadas simultáneamente. El inconveniente que presenta este método es que el coste de la comunicación entre los distintos dispositivos sobrecarga demasiado la CPU y provoca colapsos en la memoria del ordenador. Todas estas opciones descritas anteriormente se pueden personalizar dentro del menú correspondiente a la optimización, situado en la esquina derecha superior de la interfaz. Está compuesto por diferentes pestañas:

- La primera, permite lanzar la optimización y una vez que ha finalizado la simulación, muestra por pantalla el resultado. Dicho informe incluye el máximo beneficio calculado, el tiempo consumido en la ejecución, la combinación de metaparámetros óptimos y, por último, la razón por la que el algoritmo se detuvo.
- La segunda, permite seleccionar las opciones personalizadas con las que se desea trabajar. Dentro de ellas se permite elegir:
  - Algoritmo desarrollado: *multiobjetivo o restringido*.
  - Función de evaluación para agrupar las rentabilidades individuales de

cada uno de los valores que conforman la cartera: *sum*, *mean* y *median*.

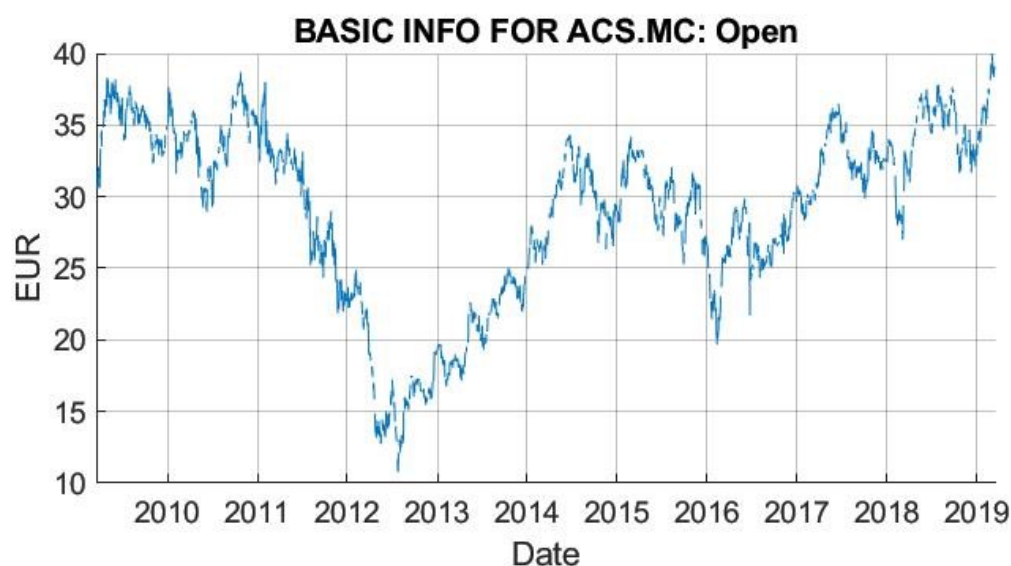
- Fracción de hijos que se van a reproducir mediante el cruce: *CrossoverFr*.
  - Máximo porcentaje de racha negativa tolerable (con respecto al beneficio total): *Negative Streak*.
  - Habilitación de la computación en paralelo: *Use Parallel*.
- Por último, la tercera y cuarta pestaña permiten analizar de forma rápida el resultado de la optimización. En ellas se incluyen una tabla que recoge por filas cada uno de los valores seleccionados (se codifican numéricamente, pero se genera un mensaje adicional que informa del nombre del valor al hacer doble clic sobre el mismo), y por columnas el beneficio y la máxima racha negativa computada. Estas tablas se construyen tanto como para el conjunto de entrenamiento como el de test. No obstante, para generar esta tabla no hace falta lanzar ninguna optimización, sino que se calculan, por defecto, con la combinación de metaparámetros disponibles en la interfaz. Ello se habilitó, pues en algunos casos, como las redes neuronales, el proceso de optimización se vuelve demasiado costoso y se puede llegar a una aproximación de los resultados si, en lugar de tratar de optimizar una red neuronal, se lanza una regresión lineal.

Asimismo, se restringió el espacio de búsqueda del algoritmo limitando unos umbrales máximos y mínimos cuyo rango encontrara un equilibrio entre la extensión (para no perder la diversidad de la población y evitar caer en óptimos locales) y la precisión (para no aumentar desmedidamente el coste computacional de la simulación).

Por último, es necesario recordar que no basta con ser capaces de encontrar estrategias de inversión rentables para el conjunto de datos que se emplean para entrenar el modelo, sino que es necesario liberar una proporción de las muestras disponibles para valorar la calidad del método empleado. En este trabajo se ha optado por dividir el período de 10 años en dos conjuntos, el de entrenamiento y test, de igual tamaño. Con ello, se vigila el problema de sobreajuste para verificar que el modelo no se está aprehendiendo los datos y no está perdiendo la capacidad de generalizar en otros ambientes diferentes.

Sin embargo, el problema que puede presentar dicha estructuración es que, teóricamente, para que el método funcione se debe seleccionar el conjunto de entrenamiento de manera que sea significativo. Es decir, en el caso que concierne, se debería dividir el espacio muestral de forma que el conjunto contemplara todas las situaciones de tendencias posibles. Porque claro está que, por pura lógica, los metaparámetros óptimos para el caso que el mercado esté en tendencia alcista no coincidan en absoluto con el caso que atravesase una evolución bajista.

A continuación, se adjuntan la *Figura 4.25* en la que se pone de manifiesto estas singularidades. La primera figura representa la evolución del precio de cierre de ACS (Actividades de Construcción) del año 2009 hasta 2019. Se dividió dicho espacio temporal en dos conjuntos, el de entrenamiento que abarcaba el tiempo transcurrido entre 2009 y 2014 y el de test, el restante.



*Figura 4.25. Evolución ACS*

Tal y como se puede observar, el periodo analizado para el conjunto de entrenamiento está marcado por una clara tendencia bajista que se comienza a corregir en los últimos años. En cambio, el conjunto del test está inmerso en un movimiento lateral ligeramente alcista. Por lo tanto, ambos conjuntos representan evoluciones completamente distintas, lo que dificulta la predicción de la evolución, ya que el modelo no se ha entrenado con pequeñas dosis de pautas similares de comportamiento que pueda emular en el citado contexto.

A continuación, se adjunta en la *Figura 4.26* los resultados tras la optimización

con el modelo EKF OSC y usando como indicador técnico las rentabilidades.

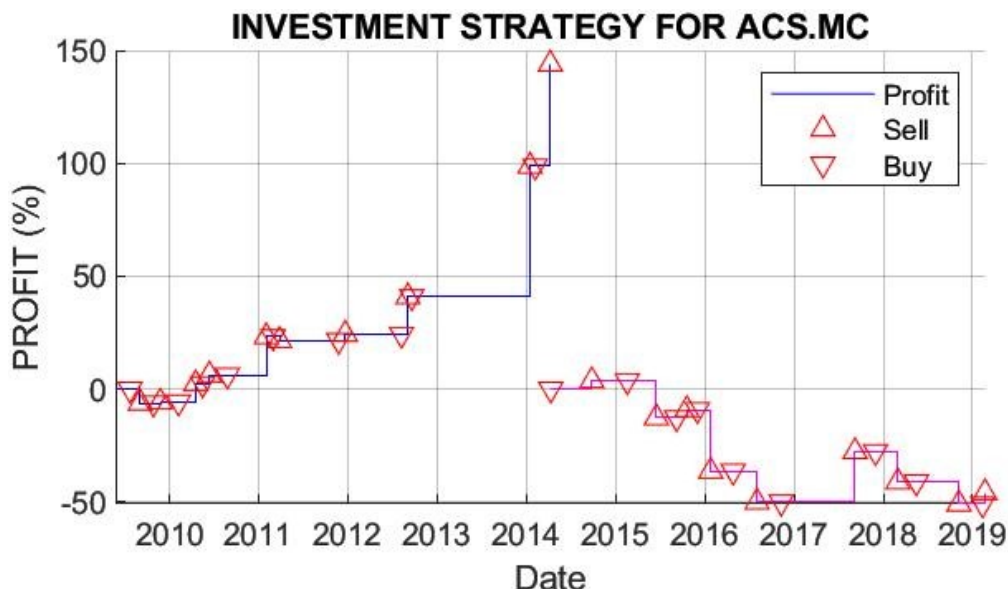


Figura 4.26. Estrategia desfavorable

Los resultados obtenidos no son nada satisfactorios ya que, de implementar la estrategia de inversión sugerida, se perdería dinero en el futuro. Sin embargo, esto no es problema de los AG. Analizando con detalle este supuesto, se observa en la *Figura 4.27* como la predicción de la rentabilidad futura también deja mucho que desear. Claro está que no es necesario obtener predicciones calcadas, pero como mínimo que la correlación sea positiva o nula, nunca negativa y eso es lo que sucede en este caso, tal y como se puede apreciar en la *Figura 4.28*.

No obstante, también se puede sacar partido de esta situación. Si la correlación es negativa, ello implica que se ha predicho en el sentido inverso en el que realmente se mueve el mercado. Por ello, se puede aprovechar este dato para emplear una estrategia de inversión complementaria a la sugerida (*Figura 4.29*). Los resultados obtenidos en este caso permiten batir al mercado. Se consigue una rentabilidad total del 73 %, una rentabilidad compuesta del 94 % mientras que con una estrategia de comprar y mantener se generaría sólo el 23 % del beneficio.

Otra opción para solucionar el problema anterior, y que abre una nueva vía de proliferación para futuros desarrollos, consiste en permitir actualizar los metaparámetros conforme se va recorriendo la ventana deslizante para así evitar el problema que se ha expuesto, pues como se observa, no basta sólo con ir adaptando

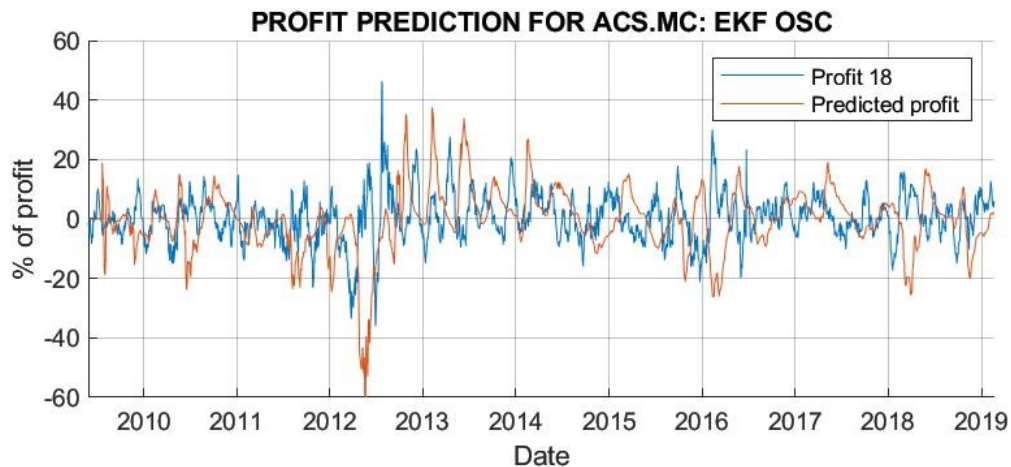


Figura 4.27. Rentabilidad predicha

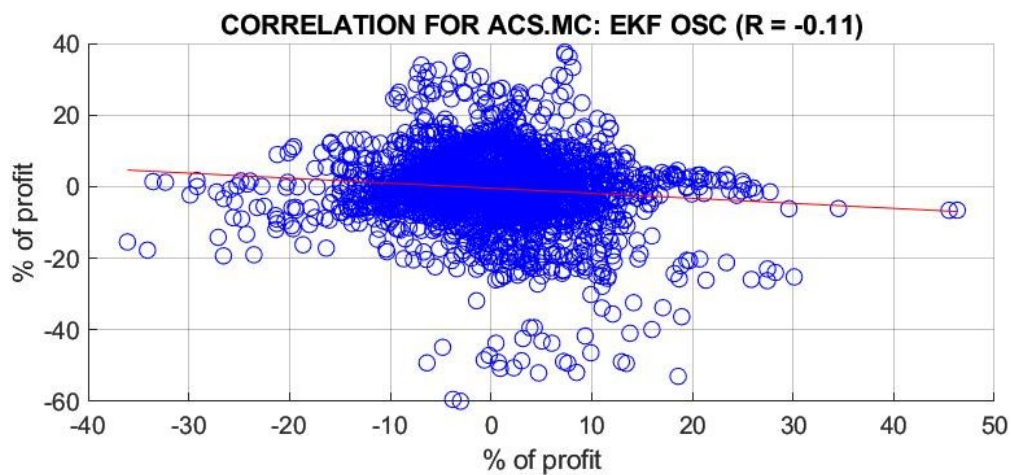


Figura 4.28. Correlación negativa

los parámetros internos de los modelos de predicción, sino que también aquellos con los que se construyen los osciladores técnicos se deberían ir ajustando a las nuevas situaciones.

Por último, para rematar este análisis, la robustez de los AG es un estudio primordial en este contexto. Los mercados financieros son altamente dinámicos y no lineales, por ello, si se emplean AG las soluciones aportadas deben ser robustas frente a perturbaciones temporales que aturden el mercado. Ante escenarios tan volátiles en los que la función fitness evoluciona con el tiempo, si no se controla la robustez del sistema se pueden llegar a penalizar soluciones aptas por la filtración de ruidos que sensibilizan el entorno.





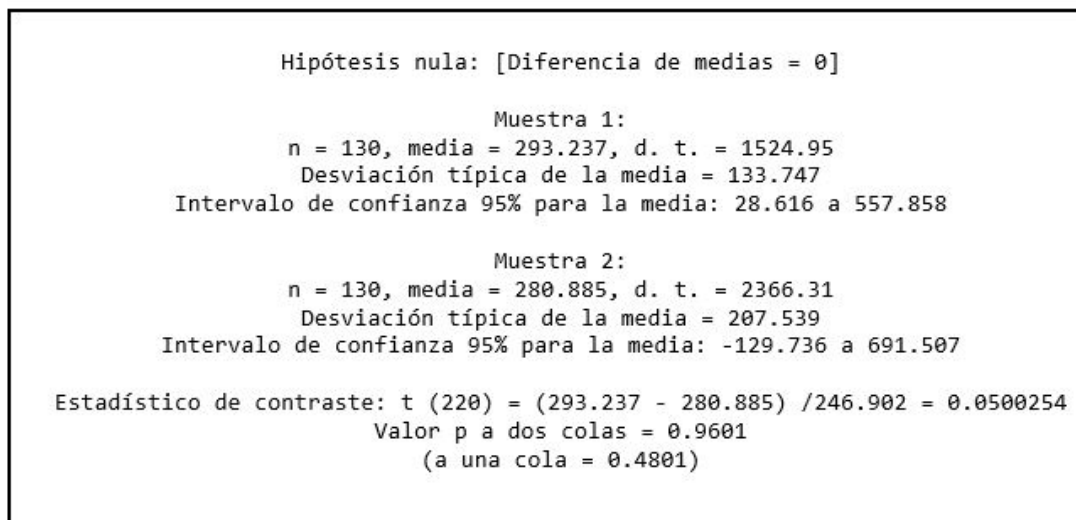
Figura 4.29. Resultado favorable

Por ello, para valorar el grado de robustez de un sistema genérico, se suele determinar la variabilidad del error cometido en la predicción de distintas simulaciones. Extrapolando esta herramienta de detección al ámbito de estudio, la forma de valorar la robustez del método planteado fue simular dos casos idénticos y registrar los valores del individuo medio de la población computado en cada iteración. Los valores calculados no son iguales ya que depende en cierta medida del azar. Posteriormente, se realizó un test estadístico para valorar si la media poblacional de ambas distribuciones podía ser considerada iguales. Para ello se recurrió a la inferencia estadística y se realizó un contraste de hipótesis paramétrico basado en la diferencia de medias poblacionales.

Para estimar el estadístico de contraste se operó bajo la hipótesis que las varianzas de ambas muestras eran desconocidas y diferentes. Los resultados del contraste de hipótesis se adjuntan en la *Figura 4.30*. Dado que el p-valor es muy alto (96%), no se puede rechazar, bajo los niveles de significación habituales, que las medias de ambas muestras sean iguales. Ello quiere decir que, a priori, las soluciones aportadas presentan cierta robustez frente a las perturbaciones. Esto es una de las razones fundamentales por las que se ha optado por la optimización con este tipo de algoritmos. Una de las herramientas más brillantes de los sistemas naturales es su capacidad para innovar y responder dinámicamente ante eventos imprevistos y entornos volátiles, por ello, un algoritmo que contempla estas nociones de carácter

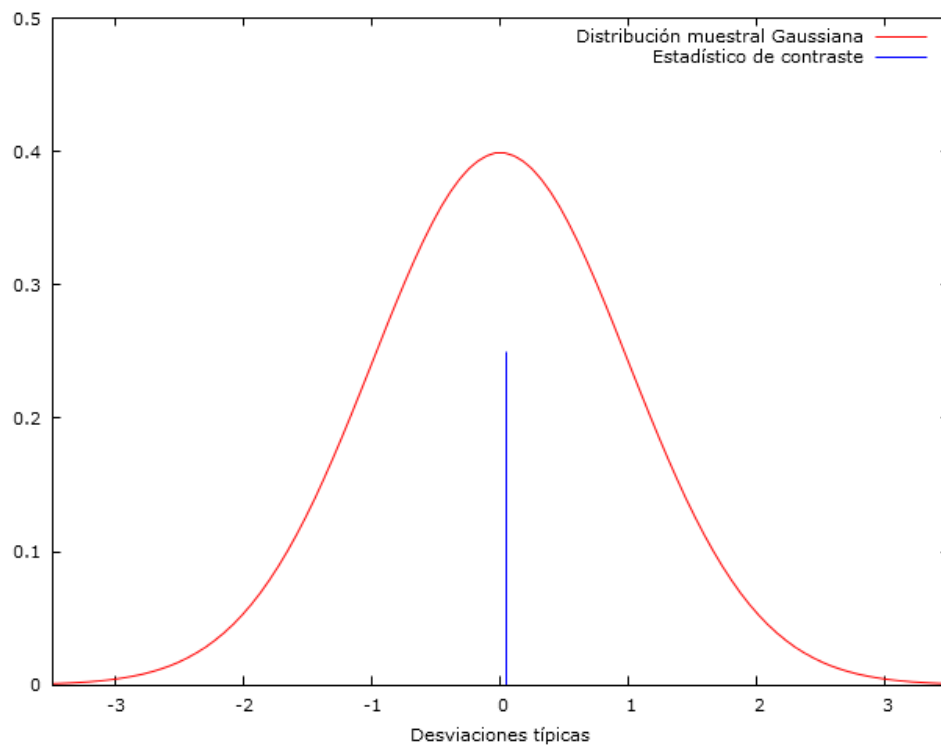


biológico casa perfectamente con el problema de estudio.



*Figura 4.30. Contraste de hipótesis*

Por otra parte, también se adjunta en la *Figura 4.31* una gráfica donde se representa el valor que toma el estadístico de contraste, suponiendo que dicha v.a. bajo  $H_0$  cierta, se distribuye según una normal. Al ser prácticamente 0 no hay indicios para refutar la verdad que se ha tomado como provisional.



*Figura 4.31. Distribución de probabilidad para el estadístico de contraste*

# Capítulo 5

## Resultados

### 5.1. Elementos del informe de resultados

Esta sección se encarga de mostrar información útil por pantalla para el usuario. Está compuesta por dos cuadros de textos. El primero de ellos, incluye información relativa a un día específico para el primer el valor seleccionado. Informa sobre el sector específico, la industria y la moneda a la que cotiza la acción. Además, también permite conocer el precio de apertura, cierre, máximo y mínimo del día en cuestión; el valor que toman las entradas empleadas en el modelo de predicción y la volatilidad que sufre el valor en el día. A continuación, en la *Figura 5.1* se adjunta una imagen donde se ilustra todo lo anterior.

El otro de los cuadros de texto contiene la información relativa a la estrategia de inversión sugerida. En primer lugar, se incluye la combinación de ventanas que se ha empleado para la parametrización de las señales, junto con los umbrales que determinan las señales de compraventa. Esta sección se subdivide en dos sustancialmente iguales que únicamente difieren en el tipo de datos usado. En la primera se muestran los resultados del conjunto de entrenamiento, mientras que en la segunda se adjuntan los obtenidos para el conjunto del test.

Ambas informan, de forma general, sobre el tiempo de duración de la inversión, la máxima rentabilidad obtenida y las rachas experimentadas. A continuación, se explicará en detalle el significado de cada uno de estos datos obtenidos:

- Fecha inicial, final y número de años que abarca cada uno de los tramos, tanto para la optimización como para el test
- Rentabilidad total acumulada

1 - ACS.MC (ACS,ACTIVIDADES DE CONSTRUCCION)	
STOCK EXCHANGE:	MCE
SECTOR:	Industrials
INDUSTRY:	Engineering & Construction
CURRENCY:	EUR
<hr/>	
DATE:	19-Mar-2009
OPEN:	30.660
CLOSE:	30.500
HIGH:	31.430
LOW:	30.180
VOLUME:	825611 shares
CURRENCY(EUR):	1.000
DAY PRICE CHANGE (%):	-0.52
MAXIMUM DAY PRICE CHANGE (%):	+2.51

*Figura 5.1. Stock Info ACS*

- *Rentabilidad compuesta*: es aquella que se calcula teniendo en cuenta que se reinvierte lo que se va obteniendo
- *Rentabilidad pasiva*: es la que se obtiene cuando se invierte al principio y se recupera la inversión al final
- Número de operaciones de compraventa efectuadas en cada intervalo, distinguiendo las que generan beneficios y las que no. Además, también se incluye el número medio de operaciones realizadas en cada año
- Máxima y mínima rentabilidad acumulada
- Máxima racha, tanto positiva como negativa.
- Duración máxima, mínima y media de las operaciones de compraventa
- Tiempo total con posiciones abiertas
- Coste de cada operación

A continuación, se adjunta la *Figura 5.2* en la que se visualizan todos los datos explicados anteriormente.

Por último, para finalizar con el informe de resultados, este cuadro de texto también incluye un dossier pormenorizado en el que se incluye con detalle la fecha

## 5.2. Comparación con una estrategia de comprar y mantener

INVESTMENT STRATEGY ANALYSIS	
INVESTMENT STRATEGY PARAMETERS:	
LONG WINDOW: 42	INITIAL DATE: 20-May-2009
MEDIUM WINDOW: 8	FINAL DATE: 09-Apr-2014
SHORT WINDOW: 5	NUMBER OF YEARS: 4.9
HIGH THRESHOLD (%): -3	TOTAL PROFIT (%): +94.4
LOW THRESHOLD (%): -5	PROFIT/YEAR (%): +19.3
INVESTMENT STRATEGY RESULTS FOR OPTIMIZATION	COMPOUND PROFIT (%): -4.4
INITIAL DATE: 20-May-2009	PASSIVE PROFIT (%): -24.4
FINAL DATE: 09-Apr-2014	NUMBER OF OPERATIONS: 2
NUMBER OF YEARS: 4.9	NUMBER OF OPERATIONS/YEAR: 0.4
TOTAL PROFIT (%): +94.4	% OF POSITIVE OPERATIONS: 50.0
	% OF NEGATIVE OPERATIONS: 50.0
	MAXIMUM PROFIT (%): +94.4
	MINIMUM PROFIT (%): -62.8
	MAXIMUM PROFIT STREAK (%): +157.2
	MINIMUM PROFIT STREAK (%): +0.0
	AVERAGE PROFIT/OPERATION (%): +47.2

(a) Metaparámetros de la estrategia de inversión

(b) Resultados

Figura 5.2. Panel de información

en la que se efectúan las operaciones de compraventa, así como, los precios a los que se realizan. La Figura 5.3 muestra parte del informe.

OPERATIONS:						
Buy date	Sell date	Days	Buy price	Sell price	Profit(%)	
27-Mar-2009	18-Jun-2009	56	31.70	35.41	+10.7	
22-Jun-2009	03-Jul-2009	9	36.22	34.93	-4.6	
10-Jul-2009	02-Nov-2009	81	34.18	32.72	-5.3	
04-Nov-2009	22-Jan-2010	53	33.06	34.88	+4.5	
01-Feb-2010	23-Apr-2010	57	33.88	34.67	+1.3	
26-Apr-2010	07-May-2010	9	35.48	31.33	-12.7	
13-May-2010	26-May-2010	9	32.75	29.48	-11.0	
28-May-2010	30-Jun-2010	23	30.61	30.17	-2.4	
06-Jul-2010	16-Aug-2010	29	30.90	33.13	+6.2	
18-Aug-2010	08-Nov-2010	58	33.55	35.63	+5.2	
10-Nov-2010	29-Nov-2010	13	37.06	34.24	-8.6	
02-Dec-2010	06-Jan-2011	23	34.60	33.40	-4.5	
13-Jan-2011	04-Feb-2011	16	34.34	34.08	-1.8	
17-Feb-2011	17-Mar-2011	20	33.62	30.83	-9.3	

Figura 5.3. Operaciones compraventa

## 5.2. Comparación con una estrategia de comprar y mantener

En primer lugar, se han diseñado estrategias de inversión para los valores de Actividades de Construcción (ACS), la entidad bancaria La Caixa (CABK) y Aena, optimizando los metaparámetros de distintos modelos combinándolos con múltiples

entradas. Se han elegido dichas acciones ya que no presentan una evolución marcada por una tendencia clara, sino que en función del periodo analizado se muestran más afines a algún movimiento del mercado. De esta forma, dicho progreso podría ser el de un valor genérico cualquiera. Con este estudio se desea estimar si el AG aporta soluciones capaces de batir al mercado, se pretende valorar el potencial que tiene la herramienta en global, por ello, se optimizaron distintos modelos de predicción combinándolos con múltiples entradas.

Se optó por la optimización multiobjetivo, pues es la que garantiza con mayor seguridad que el algoritmo va a converger. Además, de haber usado la restringida, se debería haber optado por una tolerancia al riesgo común, para después poder comparar los resultados obtenidos y con ello, no se vería con tanta claridad cuáles son los valores que presentan mayor volatilidad. Para el desarrollo del análisis, se compararon las rentabilidades que se obtendría en el futuro de aplicar la estrategia de inversión sugerida, y la que se lograría si se optara por una gestión pasiva. A continuación, se muestran en las *Tablas 5.1 y 5.2* los resultados del estudio. Todas las rentabilidades son las que se acumularían en un periodo de 5 años.

<i>Valor</i>	<i>Modelo</i>	<i>Entrada</i>	<i>Total Profit (%)</i>	<i>Min (%)</i>	<i>Streak</i>	<i>Passive Profit (%)</i>
ACS	Heurístico	Profits	136	-58		-24
ACS	Heurístico	Long Profits	158	-54		-18
ACS	Heurístico	Means	115	-4		-26
ACS	Heurístico	Inc Means	43	-54		-26
ACS	EKF OSC	Profits	144	0		-23
CABK	EKF OSC	Polyfit	173	-32		32
AENA	Regresión	Long Profits	100	0		70
AENA	Heurístico	Long Profits	79	0		-73

*Tabla 5.1. Comparación de resultados para optimización*

## 5.2. Comparación con una estrategia de comprar y mantener

<i>Valor</i>	<i>Modelo</i>	<i>Entrada</i>	<i>Total Profit Test (%)</i>	<i>Min Streak Test (%)</i>	<i>Passive Profit Test (%)</i>
ACS	Heurístico	Profits	-0,1	-47	-37
ACS	Heurístico	Long Profits	49	-24	44
ACS	Heurístico	Means	115	-35	39
ACS	Heurístico	Inc Means	-9	-20	36,8
ACS	EKF OSC	Profits	73	-1	29
CABK	EKF OSC	Polyfit	-20	-36	-28
AENA	Regresión Exponencial	Long Profits	15	0	15
AENA	Heurístico	Long Profits	10	0	10

Tabla 5.2. Comparación de resultados para test

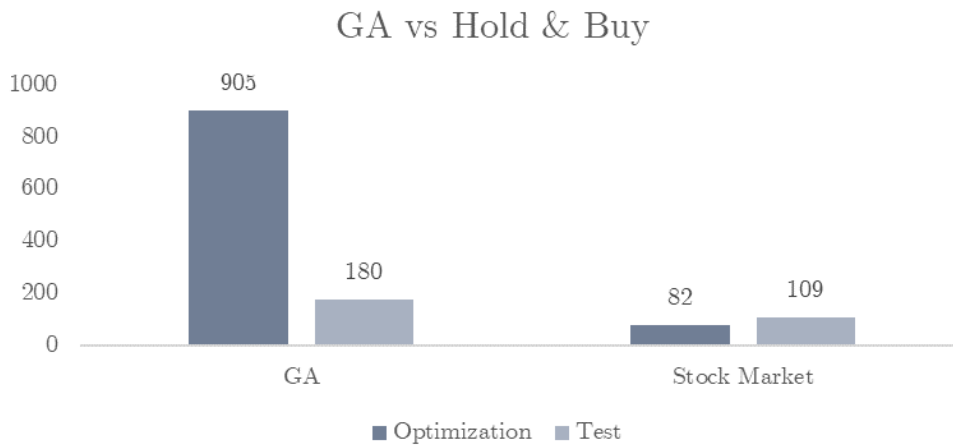
En primer lugar, se logran los objetivos perseguidos para los valores en el entorno de optimización. Sin embargo, la acción de ACS presenta mucha volatilidad y por ello, su racha negativa es considerable. Por contra, los resultados obtenidos para el conjunto del test podrían mejorarse. No obstante, el método empleado siempre supera al mercado, salvo en el primer caso y en el cuarto. Ello se debe a que la correlación en dichos supuestos era nula y, por lo tanto, las señales de compraventa se habían generado arbitrariamente y en un entorno tan aleatorio, poca magia puede hacer el AG.

Por otra parte, en el segundo y quinto caso, se optó por la implementación de una estrategia de inversión opuesta a la sugerida, ya que la correlación era negativa y dicho cambio mejoraba los resultados. Con respecto a la rapidez de convergencia, se observa que el método heurístico es notablemente más veloz que el resto, aportando resultados bastantes competitivos en tiempos récord. Esto es así ya que los AG son descendientes de dicha técnica y por eso, casan tan bien en esta atmósfera.

Por último, como ya se ha indicado anteriormente, la correcta validación del modelo depende fuertemente de que los datos usados para entrenar el modelo sean suficientemente significativos, como para no caer en la trampa del sobreajuste. El problema aparece cuando los periodos en los que se dividen el conjunto de entrenamiento y del test muestran evoluciones completamente diferentes. Lógicamente, se pierde capacidad de generalización y abstracción y por ello, los resultados no son todo lo satisfactorios que deberían ser. Aun así, esto no debería ser motivo de preocupación desmedida, pues en la práctica ningún operador opta por invertir todo el capital en un solo título, sino que lo divide en partes alícuotas para no asumir tanto riesgo. Por ello, la verdadera prueba de fuego del correcto funcionamiento del método es la que se introduce en el segundo apartado.

En la *Figura 5.4* se resume el análisis efectuado.

<sup>1</sup>



*Figura 5.4. Comparación de resultados*

### 5.3. Optimización de una cartera de valores

En segundo lugar, se ha optimizado una cartera de valores para simular el proceso de la gestión eficiente de un portafolio. En la optimización se seleccionó con cautela una cartera que fuera suficientemente representativa, es decir, que mostrara una imagen fiel de toda la versatilidad que tiene el mercado. Para ello, se tomaron cuatro valores cuya evolución estuviera marcada por cada una de las

---

<sup>1</sup>Para la construcción del gráfico no se tuvieron en cuenta los resultados que propiciaron una correlación nula.



cuatro tendencias en las que se puede mover el mercado: alcista, movimiento lateral alcista, movimiento lateral bajista y bajista. Se optimizaron los cuatro valores simultáneamente, es decir, se calculó una única combinación de metaparámetros óptimos para la cartera en global. Posteriormente, se quiso comprobar si dichos metaparámetros podían generalizarse a otros entornos. Por ello, se dividió el espacio temporal en dos subconjuntos de igual duración: el primero para entrenar el modelo y el segundo para testarlo. Es precisamente en este segundo entorno donde se valoró la adaptación de estos metaparámetros.

Además, no sólo se pretendía ver si esta combinación de metaparámetros óptimos también era válida para situaciones del futuro, sino que se quiso probar también si eran aplicables a cualquier cartera que se pudiera construir en el mercado. Por ello, se seleccionó otro portfolio alternativo para validar estos resultados.

<i>Portfolio optimización</i>	<i>Tendencia</i>
Enagás	Lateral ligeramente bajista
MasterCard	Lateral ligeramente alcista
UnitedHealth Group	Creciente
Kraft Heinz Company	Decreciente

*Tabla 5.3. Portfolio I*

A continuación, se representan en la *Figura 5.5*, mediante cuatro gráficos de barra, los resultados obtenidos. Cada una de ellas representa el rendimiento anual que se hubiera obtenido empleando el software. Además, también se adjunta el beneficio global que daría la cartera en el futuro.

Se han realizado tres validaciones:

1. Con el conjunto de test del porfolio I.
2. Con el conjunto de entrenamiento del porfolio II.
3. Con el conjunto de test del porfolio II.

*Portfolio validación*

Facebook
Visa
Abbvie
Abbot Laboratories

*Tabla 5.4. Portfolio II*

La que refleja de forma fiable la eficacia del método es la tercera, porque carece completamente de cualquier tipo de vínculo con el porfolio I. Difiere de éste al usar tanto distintos espacios temporales, como acciones. En la *Tabla 5.5*, se sintetizan los resultados obtenidos.

<i>Portfolio</i>	<i>Beneficio total (%)</i>	<i>Racha negativa (%)</i>
Porfolio I entrenamiento	114	-3
Porfolio I test	21	-2,5
Porfolio II entrenamiento	107	0
Porfolio II test	23	-1

*Tabla 5.5. Resultados de la optimización*

La rentabilidad total que se obtiene en la optimización de los portfolios es muy alta. Además, se consiguen mejores resultados con la tercera opción de validación que con la segunda. Esto pone de manifiesto la gran adaptación y flexibilidad de los AG. Si se utilizara el método sugerido por la herramienta se podría llegar a alcanzar rentabilidades de entorno a un 25%. Teniendo en cuenta que la rentabilidad media que se alcanza en el mercado suele ser de un 12%, claramente los resultados obtenidos son muy satisfactorios. Con este análisis queda demostrado que también se cumple el segundo objetivo perseguido en el proyecto.

### 5.3. Optimización de una cartera de valores

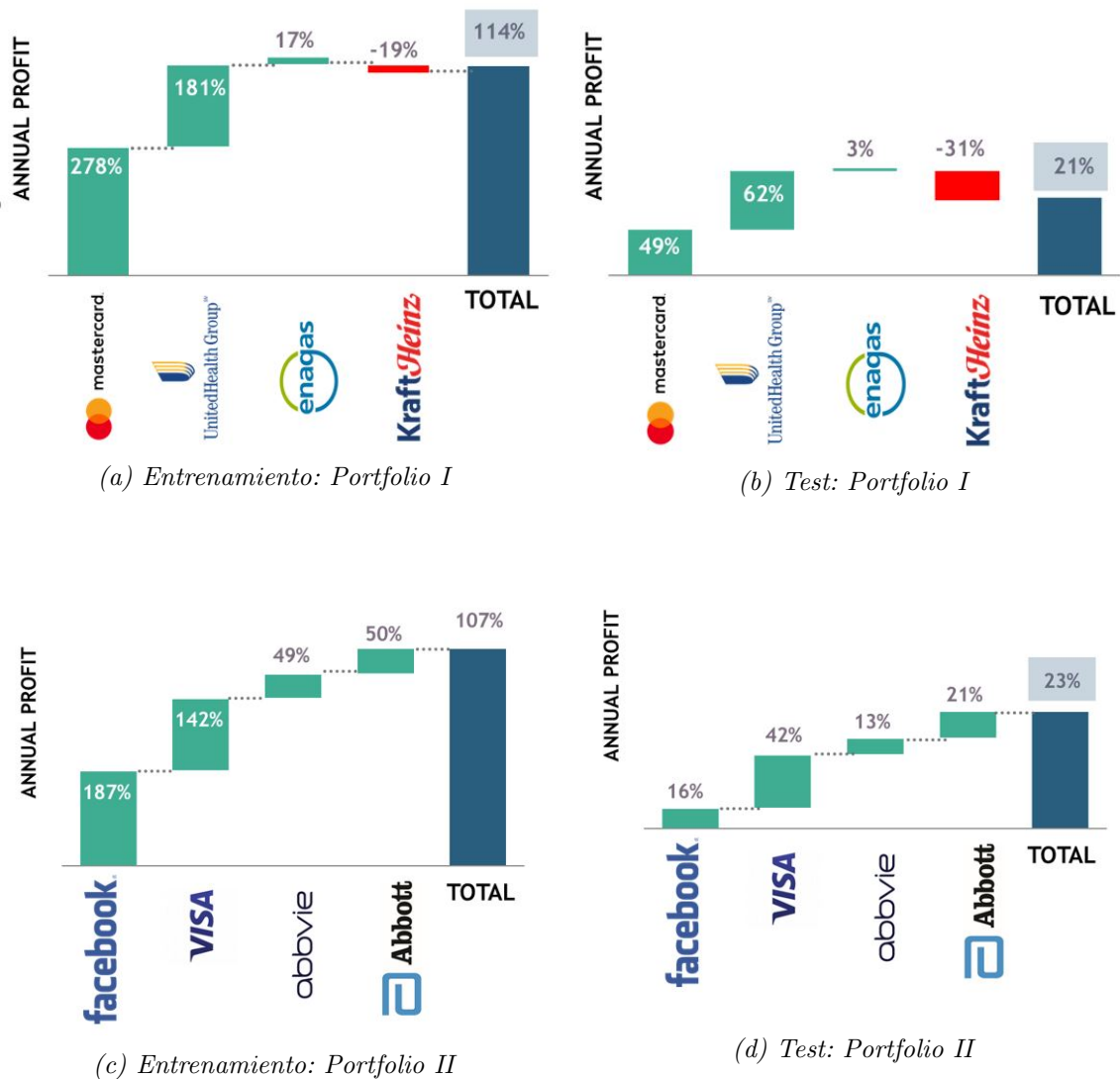


Figura 5.5. Gestión eficiente de una cartera

Por último, para estimar la posible volatilidad que sufre la cartera se ha tomado como indicador la racha negativa global. La racha negativa hace referencia a la máxima pérdida que puede sufrir un inversor que entre en el peor momento en el mercado. Con el método sugerido, la racha negativa media alcanzada en todos los supuestos ronda entre un 1-3%. Estrictamente hablando, las rachas negativas individuales no cumplen el *principio de aditividad* clásico concebido en el ámbito

financiero, pues no se pueden añadir valores que tienen distintos vencimientos. De este modo, no debe de ser extremadamente alarmante los resultados obtenidos, pues son los que se alcanzarían en la situación más desfavorable.

Por otra parte, como no se permiten las posiciones cortas, el valor Kraft Heinz Company tiene pocas posibilidades de ser rentable, al sufrir una fuerte tendencia bajista. Por último, parece razonable que los metaparámetros estén sesgados hacia la maximización de la rentabilidad con la tendencia alcista pues son los que generan mayor beneficio sufriendo menor volatilidad. Para ilustrarlo, se calculan en la *Tabla 5.6* los cambios porcentuales tanto del beneficio como de la racha negativa.

<i>Portfolio optimización</i>	<i>Tendencia (%)</i>	$\Delta$ <i>Rentabilidad (%)</i>	$\Delta$ <i>Racha (%)</i>
Enagás	Lateral bajista	-97,3	-15
MasterCard	Lateral alcista	-76,3	9
UnitedHealth Group	Creciente	-62,7	-100
Kraft Heinz Company	Decreciente	-57,5	57

*Tabla 5.6. Cambios porcentuales*

Los resultados más favorables son para UnitedHealth Group, sin considerar Kraft Heinz Company, pues es la acción que presenta menor cambio porcentual en el beneficio y un cambio porcentual negativo (favorable) en la racha. Para concluir, con este análisis se ha demostrado que, si se optimiza una cartera modelo, los resultados obtenidos son generalizables a cualquier entorno bursátil.

## 5.4. Optimización de los metaparámetros según la tendencia del mercado

Uno de los principios sobre los que se asienta la Teoría de Dow afirma que la tendencia se mantiene vigente mientras que no se demuestre lo contrario. De este modo, se propone calcular los metaparámetros óptimos por tendencias para cualquier tipo de valor. Una vez que se han identificado simplemente se aplican

según el movimiento en el que se desenvuelva el mercado. Esto permite la automatización, de forma sencilla, de la generación de señales de compraventa, pues el único cometido es la predicción de la tendencia del mercado y para ello, se dispone de 11 posibles alternativas:

1. Método heurístico
2. Tres modelos basados en filtros de Kalman
3. Dos redes neuronales
4. Dos modelos de predicción
5. Tres técnicas de clustering

En este supuesto sí que tiene relevancia la correcta predicción de la evolución temporal de las cotizaciones, ya que es lo que va a permitir vaticinar que el mercado sigue en tendencia y hacer que los resultados tengan estabilidad estructural también para el conjunto del test. Por ello, para este estudio se emplearon modelos de predicción en lugar de técnicas heurísticas.

Asimismo, se tomaron como entradas las medias móviles. La razón fundamental es que se tratan de indicadores seguidores que funcionan muy bien cuando el mercado sigue una tendencia clara. No anticipan nada sino que simplemente siguen el movimiento de las fuerzas del mercado. Por ello, pecan en ocasiones de tener una actuación ralentizada, pero en el caso que ocupa eso no supone ningún conveniente, pues para ello se utilizaría otro indicador que anticipe los cambios. El objetivo de este apartado es simplemente determinar los metaparámetros óptimos según la tendencia, y la identificación de ésta se realizaría con otros osciladores, como el RSI, que funciona muy bien para augurar cambios de tendencias.

En el único supuesto que no se emplearon las medias móviles fue en el estudio de los movimientos laterales, pues dichas entradas generan señales de compraventa bastantes ambiguas y generalmente erróneas. Para realizar este estudio se determinaron los metaparámetros óptimos de cada valor individual presentados en el anterior apartado. Para validar la eficacia, se les aplicó dicha estrategia de inversión a otros valores con tendencias similares.

Se resume en la *Tabla 5.7* el modo de proceder.

<i>Tendencia</i>	<i>Indicador</i>	<i>Valor para optimizar</i>
Alcista	Medias Móviles	UnitedHealth Group
Bajista	Medias Móviles	Kraft Heinz Company
Movimiento lateral	Beneficios a largo plazo	Halliburton Company

Tabla 5.7. Valores por tendencias

■ Tendencia alcista



(a) Tendencia alcista

LONG WINDOW: 17
MEDIUM WINDOW: 14
SHORT WINDOW: 10
FUTURE WINDOW: 9
HIGH THRESHOLD: -2
LOW THRESHOLD: -2
FILT POLE: +0.23
EKF PARAM: +0.00

(b) Metaparámetros óptimos

Figura 5.6. Escenario alcista

Para comprobar la validez de este análisis se compararon los beneficios (totales y compuestos), con los pasivos en el conjunto del test acumulados durante los 5 años que dura la inversión. De este modo, se pretende inferir si el método aplicado es capaz de batir al mercado cuando está en alza. Para ello, se tomaron valores que cotizan en distintos sectores y se analizaron los rendimientos acumulados a lo largo de los 5 años que dura la inversión. Todo ello se incluye en la *Tabla 5.8*

Los resultados alcanzados fueron bastantes sorprendentes, pues en la mayoría de las situaciones analizadas el beneficio pasivo era igual que el total y el compuesto. Esto es así ya que se realizaba una única operación, comprando al inicio y vendiendo al final de la ventana. Por lo tanto, es una buena señal de coherencia que el algoritmo sea capaz de identificar que la estrategia más rentable, cuando la tendencia es alcista, es la propia de comprar y mantener.

5.4. Optimización de los metaparámetros según la tendencia del mercado

<i>Stock</i>	<i>Sector</i>	<i>Profit (%)</i>	<i>test</i>	<i>Compound Profit (%)</i>	<i>Passive Profit (%)</i>
Sherwin-Williams Company	Basic Materials	161		161	161
Charter Communication	Communication services	153		153	153
Netflix	Consumer Cyclical	723		723	723
Sysco Corporation	Consumer Defensive	123		123	123
DCC PLC	Energy	92		98	94
Mastercard	Financial Service	227		283	270
Abbot Laboratories	Healthcare	144		144	144
Safran	FIindustrials	137		137	137
Prologis	Real Estate	113		113	113
Google	Technology	145		145	145
NextEra Energy	Utilities	143		143	143

Tabla 5.8. Resultados tendencia alcista

Es más, con ello se pone de manifiesto que con la combinación de un modelo de predicción y utilizando medias móviles, se puede predecir con rigurosidad la tendencia del mercado. A continuación, se muestra en la *Figura 5.7* una ilustración que clarifica la conclusión extraída.

Conviene también comentar el particular aspecto que muestra la curva de la parte de la optimización. Se efectúan una serie de operaciones al comienzo, ya que se le ha impuesto al algoritmo la necesidad de realizar 10 transacciones



Figura 5.7. Particularidad para NFLX

como mínimo. Una vez que se ha completado dicho requisito se realiza una última compra final cuyo valor se mantiene hasta el fin del período, ya que como el mercado está en alza, mientras más se apure en la venta mayor rentabilidad se obtiene. Por otra parte, de la tabla de resultados, también se ve como hay dos supuestos en el que:

$$compound > passive > total$$

Esto tiene una implicación bastante positiva, ya que generalmente, al operar se vuelven a reinvertir los fondos conseguidos para poder jugar con mayor capital. Por lo tanto, esto refleja como el algoritmo permite batir al mercado cuando se efectúa más de una operación.

Siguiendo esta línea de pensamiento, resulta crucial, en este contexto, realizar la predicción de la tendencia con la mayor precisión posible, para poder así tomar posiciones aún más favorables en el mercado. Por ello, se planteó tomar los metaparámetros óptimos del modelo de regresión exponencial para construir una red neuronal. Es una manera lícita y coherente de operar ya que éstas se constituyen con fundamentos sustancialmente análogos a los anteriores. Se tomó como ejemplo la acción de Netflix. Efectivamente, se pasó de tener una correlación nula, con el modelo de predicción, a una correlación ligeramente positiva de 0,07, con la red. El cambio no es notorio, pero suficiente, para que se diseñe una estrategia de inversión aún más potente. Se consiguió aumentar el beneficio acumulado de la inversión al 744 % frente al



#### 5.4. Optimización de los metaparámetros según la tendencia del mercado

723 % que se obtendría aplicando la clásica estrategia de comprar y mantener.

##### ■ Tendencia bajista

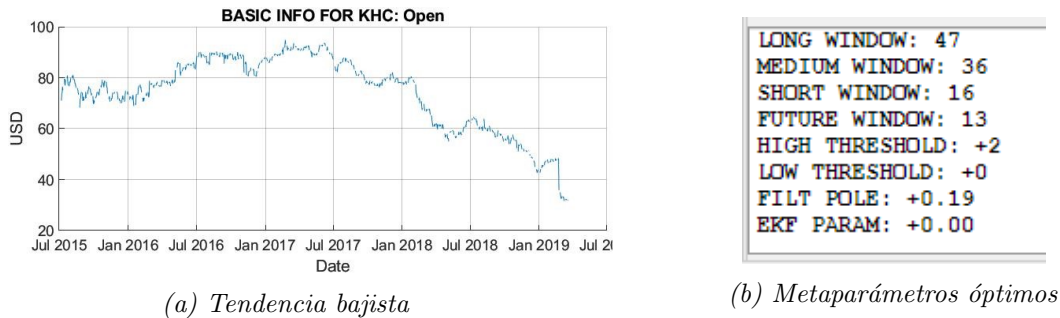


Figura 5.8. Escenario bajista

Este caso es el más desafiante, pues como no se habilita la posibilidad de realizar operaciones en corto, es muy difícil general estrategias de inversión rentables cuando el mercado está en tendencia bajista. Por ello, para analizar la rentabilidad de los retornos esperados, se computó el beneficio total, se comprobó su signo y se comparó con el beneficio pasivo. Todos los rendimientos son los acumulados a lo largo de los 5 años que dura la inversión. Los resultados obtenidos se muestran a continuación en la *Tabla 5.9* y en la *Figura 5.9*.

A la vista de los resultados, se obtienen unas soluciones francamente buenas, pues no hay ningún caso en el que el algoritmo empeore la situación del mercado y en gran cantidad de ellas es capaz de generar retornos muy positivos. En este supuesto es en el que se aprecia con mayor vehemencia la necesidad de estudiar la tendencia del valor para sacarle el máximo jugo posible a su evolución. La rentabilidad total anual obtenida de utilizar el método propuesto sería del 26 % frente a -93 % si se optará por una posición pasiva.

El enfoque con el que se deben de afrontar los mercados financieros ha de ser puramente racional. De lo contrario, el inversionista se puede hacer víctima de sus propias emociones y caer en comportamientos completamente erróneos. Preso de la euforia y del optimismo compraría en las subidas y preso del pánico y de la desesperación vendería en las caídas, eliminando muchas posibilidades de alcanzar los objetivos de su inversión. Prueba de ello es este análisis, se ha conseguido en más del 50 % de los casos anteriores una rentabilidad positiva. De hecho, el mayor inversionista de todos los tiempos,

Stock	Sector	Profit (%)	test	Passive Profit (%)
Arcelor Milital	Basic Materials	47		-17
CenturyLinks	Communication services	9		-54
Vocento	Consumer Cyclical	-28		-37
Natra	Consumer Defensive	26		-53
Diamond Offshore	Energy	26		-77
Liberbank	Financial Service	-15		-24
Mediclinic International Laboratories	Healthcare	-13		-50
Sacyr	Industrials	-5		-56
Relia	Real Estate	-7		-26
Amper	Technology	9		-50
Compañía Paraense de Energía	Utilities	120		-22

Tabla 5.9. Resultados tendencia bajista

Warren Buffet, afirma que “en cualquier lugar del mundo el mercado de la renta variable representa el mecanismo más eficiente para transferir riqueza de las personas impacientes a las personas pacientes”. Aquí, la importancia de diseñar algoritmos completamente automatizados que se escapen del control del subjetivismo humano.

Por otra parte, resulta interesante comentar la bondad del método empleado. En situaciones en las que una acción se desploma completamente, el método implementado no sugiere ninguna transacción futura, pues predice bien que no se van a generar rentabilidades satisfactorias. A continuación, se adjuntan en las Figuras 5.10 y 5.11 dos gráficas en las que se ponen de manifiesto

5.4. Optimización de los metaparámetros según la tendencia del mercado

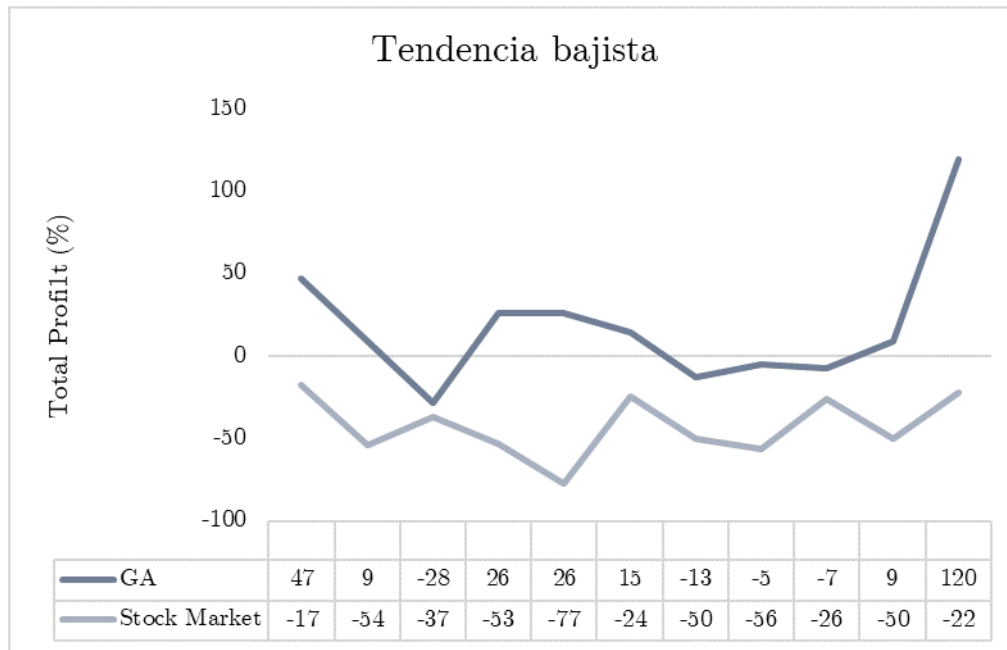


Figura 5.9. Resultados tendencia bajista

este fenómeno. La superior representa una caída atroz del valor de Bankia mientras que la de la derecha escenifica las compraventas realizadas.



Figura 5.10. Desplome del precio de BKIA

- Movimiento lateral

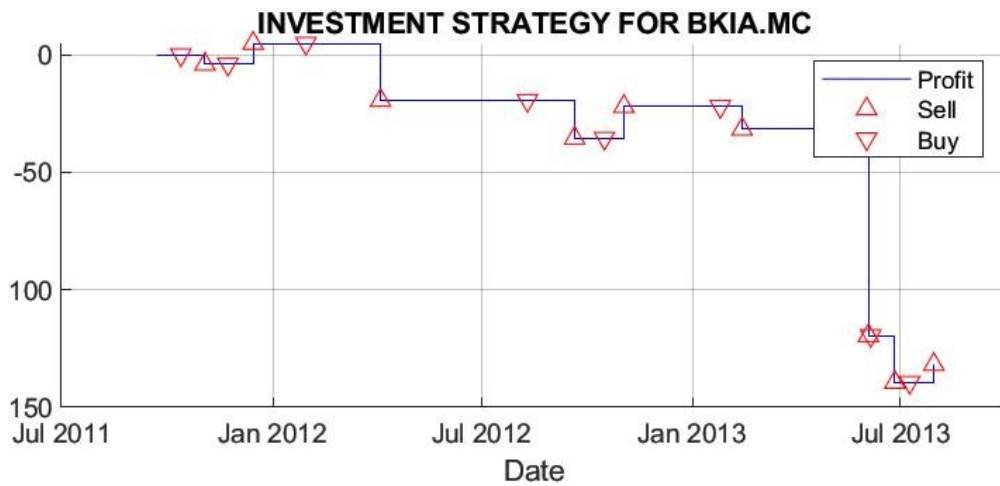
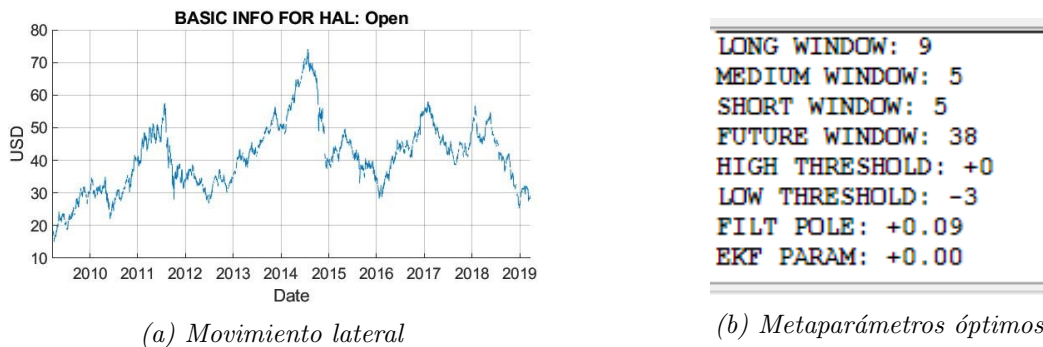


Figura 5.11. Protección del AG



(a) Movimiento lateral

(b) Metaparámetros óptimos

Figura 5.12. Escenario movimiento lateral

En este caso, cuando la evolución de la cotización está marcada por un movimiento lateral, no es tan útil aplicar una estrategia de comprar y mantener, pues realmente en este entorno no hay claros indicios que el mercado por sí mismo vaya a generar retornos favorables. Por ello, para valorar la calidad de los resultados computados se incluyeron los beneficios y las rachas negativas que se obtendrían en el futuro si se implementará la estrategia de inversión sugerida. Tal y como se puede observar, se obtienen soluciones muy competitivas. Todos los datos representan los rendimientos anuales medios que se obtendrían en el futuro.

Con este análisis se pretende monitorizar completamente el diseño de estrategias de inversión. Para ello, lo primero que hay que realizar, tal y como se ha hecho anteriormente, es determinar la combinación de metaparámetros óptimos según la tendencia. Lógicamente, dichos valores se han de ir actualizando

#### 5.4. Optimización de los metaparámetros según la tendencia del mercado



Figura 5.13. Resultados movimiento lateral

periódicamente para representar el dinamismo del mercado. Posteriormente, se ha de predecir la tendencia del valor que se desea estudiar y en función de su evolución asignarlo a algunos de los grupos anteriores. Esto se puede implementar con técnicas de clustering o lógica difusa. Una vez que se ha clasificado según la tendencia, se le aplican los metaparámetros que se habían calculado en la primera fase. De este modo, se puede conseguir que la gestión de un porfolio determinado se haga con distintos metaparámetros, en función de la tendencia de cada valor. Esto se puede sintetizar gráficamente a través de la siguiente ilustración.

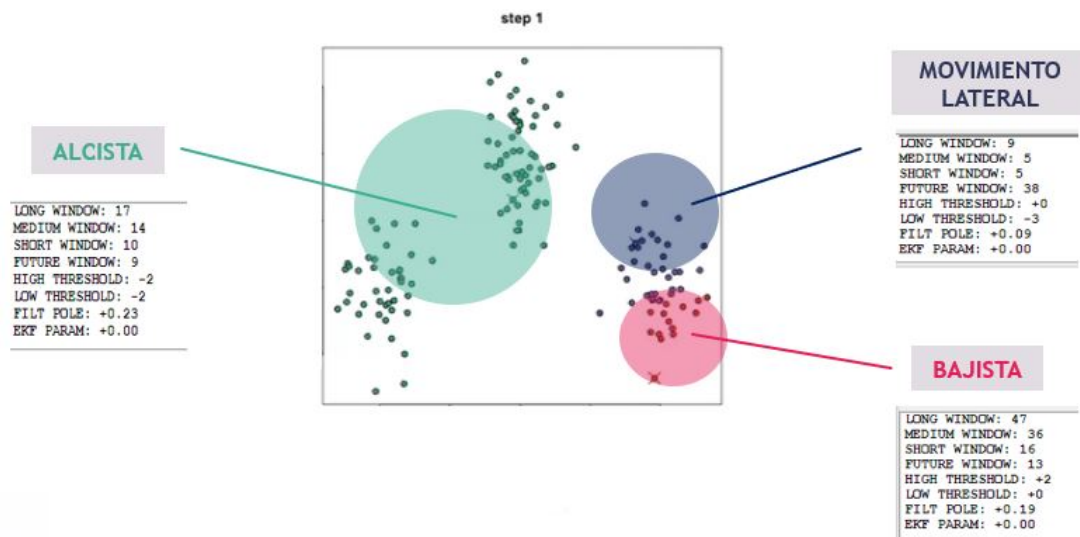


Figura 5.14. Clustering por tendencias

## Capítulo 6

# Conclusiones y futuros desarrollos

El análisis técnico siempre ha sido concebido como una práctica arcana y sus métodos han sido calificados como utopías que se alejan completamente de la realidad que impregna al mercado de valores. Los operadores técnicos que luchan en la vanguardia del difícil juego de los mercados financieros siempre han sido tachados por ser personas que carecen de resortes financieros y que se dedican a automatizar procesos, sin considerar las implicaciones empresariales que sus decisiones puedan tener.

Sin embargo, con este proyecto se ha demostrado que el análisis técnico puede ser considerado como una práctica lícita cuando se usa racionalmente. Este enfoque racional pasa en primer lugar por la optimización de los parámetros con los que se diseñan las estrategias de inversión. No sirve de nada construir redes neuronales muy complejas si después se dejan estas variables tan importantes al gusto del azar. Justamente, era este optimizador lo que le faltaba a la herramienta. En su versión inicial, permitía seleccionar un modelo de predicción para construir una estrategia de inversión y poder analizarla. Sin embargo, la eficacia del método estaba profundamente dominada por la fortuna.

Precisamente para la optimización de estos metaparámetros se ha diseñado el AG. Se ha realizado un estudio pormenorizado de todos los mecanismos internos que emplea dicho algoritmo para alcanzar el óptimo global. Durante dicho análisis se ha explicado en detalle los principales factores que influyen en el rendimiento del AG. De todos ellos se resaltan: la selección correcta del tamaño muestral, la acotación de los umbrales y la asignación del porcentaje para el mecanismo del cruce. Debido a su tremenda influencia en el éxito del AG, se realizó una optimización en paralelo de dichos factores para potenciar aún más el rendimiento del mismo. Con ellos se permitió explorar espacios de búsqueda mucho más prospectivos en tiempos records.

Además, también se ha incidido en la importancia de entender el entorno multiobjetivo en el que se trabaja. El objetivo del AG es tratar de maximizar la rentabilidad de la inversión, pero dicha búsqueda ha de estar en sintonía con la minimización del riesgo asumido.

Por otra parte, se ha puesto en evidencia que el software es capaz de batir al mercado, pues sus rendimientos esperados en el futuro son superiores a los que se obtendrían si se optara por una gestión pasiva. Además, también se ha demostrado como con la herramienta se puede llegar a gestionar de forma eficiente un portfolio de acciones. Gracias a la flexibilidad y a la robustez que tienen los AG, la calidad de sus soluciones aportadas es extrapolable a multitud de entornos, lo que permite que los metaparámetros sean perfectamente generalizables y adaptables para estudiar el mercado de manera global. El principal desafío consiste en utilizar carteras diversificadas cuyos activos muestren las principales tendencias en las que se mueve el mercado.

La correcta predicción de esas tendencias es precisamente lo que permite al inversor tomar posiciones ventajosas en el mercado. Por ello, se realizó un último estudio que pretendía calcular la combinación óptima de metaparámetros según las mismas. Con este análisis se demostró que los metaparámetros obtenidos en cada simulación podían ser generalizables a otros entornos que tuvieran una evolución similar. Con esto se propone abrir una nueva línea de futuros desarrollos. El objetivo consiste en automatizar las estrategias de inversión para así reducir el coste computacional necesario para construir las.

De tal forma se sugiere en primer lugar, clasificar a todos los valores en función de la tendencia que han tenido en el pasado. Esto se podría hacer empleando técnicas de clustering o lógica difusa. Una vez que se han dividido en grupos, se les aplicaría los metaparámetros calculados en este proyecto. Lógicamente, la clasificación de cada valor se tendría que ir actualizando para así representar el dinamismo del mercado. Para advertir de los cambios en las tendencias se podría usar el RSI que funciona muy bien para detectar cuando un valor está sobrecomprado o sobrevendido. Este método tiene como base la premisa de la Teoría de Dow, que afirma que un valor está en tendencia mientras no se demuestre lo contrario.

Por otra parte, también se ha probado que con correlaciones muy pequeñas se pueden diseñar estrategias de inversión muy rentables. Esto es así ya que el objetivo en sí mismo del trading no debe ser calcar las predicciones, sino con ellas dar pautas coherentes. También se ha visto como las técnicas heurísticas encuen-



---

tran un claro equilibrio entre el coste computacional y la calidad de las soluciones aportadas.

Con este proyecto se ha demostrado que el enfoque con el que se debe operar en los mercados financieros ha de ser puramente racional. De lo contrario, cualquier inversor se hace víctima de sus propias emociones. Preso de la euforia compraría en las subidas y dominado por el pánico y la desesperación vendería en las bajadas, obviando así el principio en el que se asienta cualquier operación de compraventa rentable: comprar a precios bajos y vender a altos. No hay mejor ejemplo para probar esto que la crisis del Corona Virus, en el llamado Lunes Negro de 2020 los mercados bursátiles sufrieron la caída más baja desde la Gran Recesión de 2008. Debido a ello, multitud de operadores salieron del mercado, completamente dominados por sus emociones, pues por pura lógica era el momento óptimo para comprar. De aquí la importancia de diseñar una estrategia de inversión coherente, pero, sobre todo, de mantenerse firme a ella.

Para finalizar, una vez entendida de manera global la aplicación, creo que se podría potenciar si se dinamizara el entorno de trabajo con los metaparámetros. Es bastante impracticable trabajar con unos valores fijos durante 10 años. Por ello, considero que dichos valores también se deberían ir actualizando, al igual que lo hacen los relativos a los modelos de predicción. Por otra parte, creo que se podría reducir considerablemente el coste computacional requerido si se aplicara la computación en paralelo. Gracias a esta estructura de la información se podrían realizar todas las instrucciones de manera simultánea en diferentes procesadores. Actualmente, se consume mucho tiempo porque cada operación se ejecuta de forma secuencial. Por último, creo que es necesario habilitar la posibilidad de abrir posiciones en corto, para así poder también sacar provecho de los escenarios con tendencia bajista.



# Anexos



# Anexo A

## Invirtiendo con un fin



## A.1. Alineación del proyecto con los Objetivos del Desarrollo Sostenible

En 2005, meses antes de que se firmara el Acuerdo de París en la COP21, la Asamblea General de las Naciones Unidas adoptó la Agenda 2030 para el Desarrollo Sostenible, un plan de acción a favor de las personas, el planeta y la prosperidad, que también tiene la intención de fortalecer la paz universal y el acceso a la justicia. La Agenda plantea *17 Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS)* con 169 metas de carácter integrado e indivisible que abarcan las esferas económica, social y ambiental.

Desde entonces, estos objetivos sin precedentes han estimulado a todos los mecanismos de la sociedad a interactuar conjuntamente para lograrlos. Para ello, resulta esencial adquirir nuevas formas de financiamiento e inversión revolucionarias que favorezcan esa colaboración. En este sentido, las Bolsas de Valores Sostenibles de las Naciones Unidas (UN SSE, por sus siglas en inglés) han trabajado para impulsar dichas prácticas en el entorno bursátil, con el fin de favorecer la generación sostenible de riqueza en la asignación del capital.

Las Bolsas de Valores forman parte de una de las arterias más importante del corazón financiero, por ello, suponen un engranaje fundamental en la creación de un sistema financiero que refleje el ambiente donde operan los negocios. Precisamente, son éstas el vínculo entre todos los actores de los mercados de capital. Por ello, los Mercados de Valores pueden desempeñar un papel fundamental alentando a inversores a entrar en nuevos mercados. Son ellos los encargados de promover este nuevo concepto sobre las *finanzas verdes*. Estas pueden ser entendidas como valores, flujos de recursos y activos financieros que están alineados con una gama de objetivos ambientales, sociales y económicos.

Por ejemplo, según la Agencia Internacional de la Energía, para mantener el incremento de la temperatura global por debajo de los 2 grados Celsius, como fue apuntado en el Acuerdo de París, es necesario invertir \$2,3 trillones en tecnologías bajas en carbono. Por ello, las Bolsas de Valores, al actuar como intermediarias tienen un rol esencial en la transición hacia este “*enverdecimiento*” de la economía. Esto es así ya que son las mejores plataformas de información para dar a conocer a las empresas medianas y pequeñas que fomentan dichas prácticas. Precisamente las bolsas existen para desarrollar los mercados financieros, para servir como fuentes de financiamiento y crecimiento de las compañías y para ser alternativas de inversión para particulares. Por eso, su posible impacto no se reduce a un ámbito en concreto de alguno de los ODS, sino que éstas pueden servir como núcleos cen-

trales para la consecución de los mismos de manera global.

A pesar de que se han propulsado diferentes vías de desarrollo, hoy en día, casi 13 años después de la emisión del primer bono verde, la actual proporción de los títulos de deuda emitidos como tal es poco significativa. Esto se debe fundamentalmente a que es necesario dotar de conocimiento a los inversores sobre las finanzas verdes, para que puedan consultar con transparencia los impactos generados por dichos valores. Esto es lo que precisamente se ha desarrollado en este proyecto, para así alinearse con los ODS.

De este modo, se pretende facilitar la tarea a los inversionistas para encontrar e invertir en compañías alineadas con el desarrollo sostenible. Se ha generado un banco de datos formado por valores que cotizan en diferentes mercados internacionales. Estas acciones pertenecen a empresas que desarrollan, bien como razón social o bien a través de prácticas ajenas a su actividad principal, los principios ASG (Ambientales, Sociales y de Gobierno Corporativo). Dicha base de datos contiene la evolución histórica de las cotizaciones de dichos activos, los precios máximos y mínimos alcanzados en cada sesión y el volumen de las operaciones efectuadas. Con él se pueden realizar análisis muy exhaustivos sobre dichos valores. A continuación, se adjunta en la *Figura A.1* cómo queda la interfaz.

STOCK EXCHANGE	SECTOR	INDUSTRY	CURRENCY	STOCK LIST
ALL MARKET	ALL SECTOR	ALL INDUSTF	ALL CURREN	ANA.MC
LSE	Basic Material	Asset Manage	EUR	ACS.MC
MCE	Communicatic	Banks—Diver	GBp	SAN
				AMS.MC

Initial date: 19-Mar-2009    Final date: 20-Mar-2019    Info date: 19-Mar-20...

ESG Companies

Figura A.1. Compañías ASG

Ahora bien, actualmente, muchas Bolsas de Valores ofrecen diversos productos financieros catalogados como verdes, como índices, fondos de inversión o bonos. Sin embargo, en este proyecto sólo se trabaja con el mercado de renta variable, por ello, el único título con el que se opera son las acciones. Aquí es donde el criterio resulta ser más ambiguo porque dichos activos financieros representan justamente partes alícuotas del capital de una empresa, por lo tanto, las inversiones que se hagan con ellas serán sostenibles, en función del desarrollo que promueva la entidad

en cuestión.

Por ello, aquí es donde tiene importancia la novedad incluida en la aplicación. Se ha construido dicha base de datos analizando con detalle distintos estudios que han llevado a cabo organizaciones como Climate Disclosure Standards Board (CDBS), International Integrated Reporting Council (IIRC) y Sustainability Accounting Standards Board (SASB). Estas han desarrollado guías con recomendaciones para generalizar los reportes y así tener un baremo para discernir qué empresas son lícitas.

El objetivo fundamental de este proyecto consistía en diseñar estrategias de inversión óptimas. Se da un enfoque diferente, pero más profundo, a esta solicitud incluyendo un indicador que determine el riesgo de la estrategia con respecto al desarrollo sostenible. La inversión sostenible y responsable (ISR) se está convirtiendo en los últimos tiempos en una de las principales herramientas de desarrollo de las finanzas sostenibles. La creciente atención por parte de inversores, empresas, instituciones internacionales y Estados, por alinear la economía con la sostenibilidad y el desarrollo sostenible hace que sea imprescindible contar con investigaciones que, de forma independiente y veraz, monitoricen el desarrollo de estas herramientas dentro de los distintos mercados financieros.

Por ello, se propone complementar las inversiones con el enfoque *“best-in-class”*. Esto supone invertir en empresas que encabezan el ranking de su sector en términos de cumplimiento de criterios ASG. Con este método se tienen en cuenta todas las industrias, pero sólo se incluyen en el portfollio las empresas que muestran más esfuerzos por fomentar un desarrollo sostenible. Estas compañías se incluyen en el índice Dow Jones Sustainability que se va actualizando anualmente para incluir las mejores 2500 empresas de cada sector. Por ejemplo, la compañía Enagás que se utilizó para optimizar el portfollio en el capítulo de resultados pertenece a este índice. La clave sería incluir en cada cartera el mayor número de compañías posibles afines a los factores ASG y para ello, se pueden seleccionar fácilmente desde la interfaz de la aplicación. Con esta estrategia se estimula la competencia entre las empresas para ser incluidas en los índices y para ello, éstas tienen que estar en un continuo desarrollo de actividades de sostenibilidad. Por ello, no sólo se consigue una sintonía con los ODS, sino que también, las empresas encuentran así un medio de autofinanciación al margen del sistema bancario.

Las acciones filantrópicas están muy bien, pero cuando un inversor necesita financiación no va a destinar todos sus fondos exclusivamente a carteras que sólo sean sostenibles, sino que también, va a esperar cierto rendimiento de ellas. De



este modo, existe una nueva tendencia que estudia, no sólo cómo el operador puede impactar al medio ambiente, por ejemplo, apostando por compañías que tienen una huella de carbono reducida, sino cómo el medio ambiente puede impactar al negocio del futuro.

Precisamente es la crisis del Corona Virus la que ha traído consigo la posibilidad de plantearse una especie de “*nueva revolución industrial*” cuyo eje central lo ocupe la apuesta por la implementación de un sistema económico con menores riesgos, en cuanto a las consecuencias del cambio climático.

Por ejemplo, se podría comenzar cambiando la fuente de energía de los equipamientos industriales, empleando sistemas híbridos que usen combustibles fósiles y electricidad. Esta estrategia hacia los equipos híbridos resulta aún más razonable en el caso de nuevas instalaciones, especialmente con la progresiva caída de los precios de la energía renovable. Con ello se lograría un efecto circular ya que al aumentar la demanda de energía renovable aumentarían también las inversiones que se realizaran para aumentar la oferta. Adicionalmente, se lograría un incremento en el valor de la empresa a largo plazo ante la perspectiva de una reducción de los costes.

La ISR ha pasado de ser considerada una simple tendencia a una realidad a tener en cuenta. Durante los últimos meses las bolsas globales han llegado a sufrir caídas superiores al 30 % o incluso del 40 %, desde los máximos logrados a comienzos del año. Sin embargo, aquellas empresas con perfiles de sostenibilidad robusto mostraron un comportamiento muy diferencial. Con esta pandemia se ha puesto realmente en evidencia la importancia de las prácticas sociales sostenibles. Ante noticias tan devastadoras y situaciones sin precedentes, la sociedad ha mostrado un cambio en sus preferencias hacia los activos sostenibles, pues han sido precisamente las empresas más sostenibles, las que han sabido adaptarse con mayor facilidad a este entorno tan caótico. Con esta crisis sanitaria se ha puesto claramente de manifiesto que las empresas se estancan cuando la sociedad lo hace, por ello, la gestión del capital humano tiene que seguir siendo el pilar fundamental de todas ellas.



# Referencias

- [1] Fama, E. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theoretical and Empirical Work. *Journal of Finance*, 383-417.
  
- [2] Beaver, W.H. (1981). Market Efficiency. *Accounting Review*, 23-37.
  
- [3] Merton, R.C. (1985). *On the Current State of the Stock Market Rationality Hypothesis*. MIT Working Paper, Cambridge, Massachusetts.
  
- [4] Dyckman, Thomas R. and Dale Morse. (1986). *Efficient Capital Markets and Accounting: A Critical Analysis*. Prentice-Hall.
  
- [5] Bachelier L. :(1900): *Théorie de la speculation*. Annales de l'Ecole Normale Supérieure (translated in the book Random Character of Stock Market Prices).
  
- [6] Cootner, P. L. (1964). *The Random Character of Stock Market Prices*.
  
- [7] Osborne, M. M. (1959). Brownian motion in the stock market. *Operations Research*, 7, 145–175.
  
- [8] Fama, E. y Blume, M. (1966). Filter rules and stock market trading. *Journal of Business*, 39, 226–241.
  
- [9] Sharpe, W.F. (1964). Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium. *Journal of Finance*.
  
- [10] Lintner, J. (1965). The Valuation of Risk Assets and the Selection of Risky Investment in Stock Portfolio and Capital Budgets. *Review of Economics and Statistics*.

- [11] Mossin, J. (1966). Equilibrium in a Capital Market. *Econometrica*.
- [12] Alexander, S. S. (1961). Price movements in speculative markets: Trends or random walks. *Industrial Management Review* (pre-1986), 2(2), 7.
- [13] Fama E F, Blume M E. (1966). Filter rules and stock-market trading. *The Journal of Business*. 39(1): 226-241.
- [14] Fama E F, MacBeth J D. (1973). Risk, return, and equilibrium: Empirical tests. *The Journal of Political Economy*, 607-636.
- [15] French, K. y Roll, R. (1986). Stock return variances: The arrival of information and the reaction of trades. *Journal of Financial Economics*, 17, 5–26.
- [16] Shiller, R. J. (1989), *Market Volatility*. Cambridge: M.I.T. Press.
- [17] Poterba, J. M. y Summers, L. H. (1987). *Mean reversion in stock prices: Evidence and implications*. Documento de Trabajo 2343, NBER.
- [18] Lo, A. W. y MacKinlay, A. C. (1988). Stock market price do not follow random walks: Evidenc from a simple specification test. *The Review of Financial Studies*, 1, 41–66
- [19] Jegadeesh, N., & Titman, S. (1993). Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency. *The Journal of finance*, 48(1), 65-91.
- [20] Alexander, S. (1961). Price movements in speculative markets: trends or random walks? *Industrial Management Review*, 2, 7–26
- [21] Brush, J. (1986). Eight Relative Strength Models Compared. *Journal of Portfolio Management*, 21-28.
- [22] Pruitt, S., y R. White. (1988). The CRISMA Trading System: Who Says Technical Analysis can't Beat the Market? *Journal of Portfolio Management*, 55-58.

- 
- [23] De Bondt, W. F., & Thaler, R. H. (1987). Further evidence on investor overreaction and stock market seasonality. *The Journal of finance*, 42(3), 557-581.
- [24] Jegadeesh, N., & Titman, S. (1993). Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency. *The Journal of finance*, 48(1), 65-91.
- [25] Jegadeesh, N., & Titman, S. (1993). Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency. *The Journal of finance*, 48(1), 65-91.
- [26] Lakonishok, J., A. Shleifer, and R. Vishn. (1994). Contrarian Investment, Extrapolation, and Risk. *Journal of Finance*.
- [27] Banz, R.W. (1981). The Relationship between Return and Market Value of Common Stocks, *Journal of Financial Economics*.
- [28] Basu, S. (1977). The Investment Performance of Common Stocks in Relation to Their Price-Earnings Ratios. *Journal of Finance*.
- [29] Dreman, D. N. (1979). *Contrarian investment strategy: the psychology of stock market success*. Random House Incorporated.
- [30] Edmister, R. O. (1972). An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction. *Journal of Financial and Quantitative analysis*, 7(2), 1477-1493.
- [31] Campbell, J. Y., Grossman, S. J., & Wang, J. (1993). Trading volume and serial correlation in stock returns. *The Quarterly Journal of Economics*, 108(4), 905-939.
- [32] Chang, E. C., Pinegar, J. M., & Ravichandran, R. (1998). US day-of-the-week effects and asymmetric responses to macroeconomic news. *Journal of Banking & Finance*, 22(5), 513-534.

- [33] Keim, D. B. (1986). The CAPM and equity return regularities. *Financial Analysts Journal*, 42, 19–34.
- [34] Lakonishok, J, A. Shleifer, and R. Vishny. (1994). Contrarian Investment, Extrapolation, and Risk. *Journal of Finance*
- [35] Fama, E. and K. French. (1992). The Cross-Section of Expected Stock Returns. *Journal of Finance*
- [36] Gibbons, M. R. and P. Hess. (1981). Day of the Week Effects and Asset Returns. *Journal of Business*, 54, 579-596.
- [37] French, K.R., Schwert, G.W. y R.F. Stambaugh. (1987). Expected Stock Returns and Volatility. *Journal of Financial Economics*, 19 (1), 3-29.
- [38] Yule, G. U. (1927). *On a method of investigating periodicities in disturbed series, with special reference to Wolfer's sunspot numbers*. Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A, Containing Papers of a Mathematical or Physical Character, 226, 267-298
- [39] Slutsky, E. (1937). The summation of random causes as the source of cyclic processes. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 105-146.
- [40] Walker, G. (1931). *On periodicity in series of related terms*. Proceedings of the Royal Society of London. Series A, Containing Papers of a Mathematical and Physical Character, 131(818), 518-532.
- [41] Yaglom, A. M. (1955). *The Correlation Theory of Processes whose nth difference constitutes a stationary process*. Matem Sbornik, 37, 141-96.
- [42] Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1976). *Time series analysis: Forecasting and control*. San Francisco, CA: Holden Day.
- [43] O'Donovan, T. M. (1983). *Short term forecasting: An introduction to the Box-Jenkins approach*. New York, NY: Wiley, 256.

- 
- [44] Roberts, S. A. (1982). A general class of Holt–Winters type forecasting models. *Management Science*, 28(7), 808-820.
- [45] Abraham, B., & Ledolter, J. (1986). Forecast functions implied by autoregressive integrated moving average models and other related forecast procedures. *International Statistical Review/ Revue Internationale de Statistique*, 51-66.
- [46] Kavussanos, M., & Visvikis, I. (2005, June). *The predictability of nonoverlapping forecasts: Evidence from the derivatives market in Greece*. Working paper presented at the European Financial Management Association Milan Meetings, Athens University of Economics and Business, Athens, Greece.
- [47] Schalkoff, R. J. (1990). *Artificial intelligence engine*. New York, NY: McGraw-Hill.
- [48] Zadeh, L. A. (1965). *Fuzzy sets. Information and control*, 8(3), 338-353.
- [49] Govindasamy, V., & Thambidurai, P. (2013). Probabilistic fuzzy logic based stock price prediction. *International Journal of Computer Applications*, 71(5).
- [50] T. Kimoto, K. Asakawa, M. Yoda and M. Takeoka. (1990). Stock market prediction system with modular neural networks, (pp. 1-6 vol.1) *IJCNN International Joint Conference on Neural Networks*, San Diego, CA, USA.
- [51] Sharda, R. & Patil, R.B. *J Intell Manuf* (1992) 3:317
- [52] Oppenheimer, H., & Schlarbaum, G. (1981). Investing with Ben Graham: An Ex Ante Test of the Efficient Markets Hypothesis. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 16(3), 341-360.
- [53] Metghalchi M., Chang, Y.-H, & Marcucci, J. (2008). Is the Swedish stock market efficient? Evid Evidence from some simple trading rules. *International Review of Financial Analysis*, 17 June, 475-490.

- [54] Edwards, R., Magee, J., Bassetti, W. (2019). *Technical Analysis of Stock Trends*.
- [55] Murphy J. (1999). *Technical Analysis of the Financial Markets: A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications*. Prentice Hall Press.
- [56] Graham B. and Dodd D.L. (1934). *Security Analysis – The Classical 1934 Edition*. McGraw-Hill Trade.
- [57] Bernard, V. L. (1994). *Accounting-based valuation methods, determinants of market-to-book ratios, and implications for financial statements analysis. Working paper*. University of Michigan. Business School. Faculty Research. No. 9401.
- [58] Fisher, D. E. and Jordan, R. J. (1995). *Security Analysis and Portfolio Management*. 6th Ed. Prentice-Hall, New York, N.Y.
- [59] man, S. H. (1991). An evaluation of accounting rate-of-return. *Journal of Accounting, Auditing & Finance*, 6, 2, 233 – 255.
- [60] Bauman, P. M. (1996). A review of Fundamental Analysis Research in Accounting. *Journal of Accounting Literature*, 15, 1 – 33
- [61] Reilly, F. & Brown, K. (2002). *Investment Analysis and Portfolio management*. 7th Ed. South-Western.
- [62] K. R. Subramanyam and Mohan Venkatachalam. (2007). Earnings, Cash Flows, and Ex Post Intrinsic Value of Equity. *The Accounting Review*, March 2007, Vol. 82, No. 2, pp. 457-481.
- [63] Bodie, Z., Kan, A. and Marcus, J. (2009). *Investments*. 8th Ed. McGraw-Hill Irwin.
- [64] Fernández,P. (2004) *Métodos de Valoración de empresas*. ISESE Business School- Universidad de Navarra.



- 
- [65] Bauman, P. M. (1996). A review of Fundamental Analysis Research in Accounting. *Journal of Accounting Literature*, 15, 1 - 33.
- [66] Lev, B. & Ohlson, J. A. (1982) . Market-based empirical research in accounting: A review, interpretation, and extension. *Journal of Accounting Research*, 20, 249 – 322
- [67] Lev, B. (1989). On the usefulness of earnings and earnings research: Lessons and directions from two decades of empirical research. *Journal of Accounting Research*, 27, 153 – 193.
- [68] Cowles, A. (1933). Can stock market forecasters forecast? *Econometrica*, 1(July (3)), 309-324).
- [69] Northcott, A. (2009). *The complete guide to using candlestick charting: How to earn high rates of return-safely*. Ocala: Atlantic Publishing Group Inc. No. 1601382944.
- [70] Jensen, M. C., & Benington, G. A. (1970). Random walks and technical theories: Some additional evidence. *The Journal of Finance*, 25(May (2)), 469–482.
- [71] Brock, W., Lakonishok, J., & LeBaron, B. (1992). Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns. *The Journal of Finance*, 47(December (5)), 1731–1764.
- [72] Ratner, M., & Leal, R. P. (1999). Tests of technical trading strategies in the emerg-ing equity markets of Latin America and Asia. *Journal of Banking & Finance*, 23(December (12)), 1887–1905
- [73] Gunasekarage, A., & Power, D. M. (2001). The profitability of moving average trading rules in South Asian stock markets. *Emerging Markets Review*, 2(March (1)), 17–33.
- [74] Lo, A. W., Mamaysky, H., & Wang, J. (2000). Foundations of technical analysis: Com-putational algorithms, statistical inference, and empirical implementation. *The Journal of Finance*, 55(August (4)), 1705–1770.

- [75] Allen, F., & Karjalainen, R. (1999). Using genetic algorithms to find technical trading rules. *Journal of Financial Economics*, 51(February (2)), 245–271.
- [76] Sullivan, R., Timmermann, A., & White, H. (1999). Data-snooping, technical trading rule performance, and the bootstrap. *The Journal of Finance*, 54(October (5)), 1647–1691.
- [77] Dempster, M. A. H., & Jones, C. M. (2001). A real-time adaptive trading system using genetic programming. *Quantitative Finance*, 1(April (4)), 397–413.
- [78] Allen, D., & Yang, W. (2004). Do UK stock prices deviate from fundamentals? *Mathematics and Computers in Simulation*, 64(February (3–4)), 373–383.
- [79] Park, C.-H., & Irwin, S. H. (2007). What do we know about the profitability of technical analysis? *Journal of Economic Surveys*, 21(September (4)), 786–826.
- [80] Lage Junior, M., & Godinho Filho, M. (2010). Variations of the Kanban system: Literature review and classification. *International Journal of Production Economics*, 125(May (1)), 13–21.
- [81] Jabbour, C. J. C. (2013). Environmental training in organisations: From a literature review to a framework for future research. *Resources, Conservation and Recycling*, 74(May (1)), 144–155.
- [82] Wang, J.-L., & Chan, S.-H. (2007). Stock market trading rule discovery using pattern recognition and technical analysis. *Expert Systems with Applications*, 33(August (2)), 304–315.
- [83] Yu, H., Nartea, G. V., Gan, C., & Yao, L. J. (2013). Predictive ability and profitability of simple technical trading rules: Recent evidence from Southeast Asian stock markets. *International Review of Economics & Finance*, 25(January (1)), 356–371.
- [84] Chavarnakul, T., & Enke, D. (2009). A hybrid stock trading system for intelligent technical analysis-based equivolume charting. *Neurocomputing*,

---

72(October(16–18)), 3517–3528.

[85] Warburton, A., & Zhang, Z. G. (2006). A simple computational model for analyzing the properties of stop-loss, take-profit, and price breakout trading strategies. *Computers & Operations Research*, 33(January (1)), 32–42.

[86] Dawson, E. R., & Steeley, J. M. (2003). On the existence of visual technical patterns in the UK stock market. *Journal of Business Finance & Accounting*, 30(January (1–2)), 263–293.

[87] lone, L. (2008). *Complexity and artificial markets*, (Vol. 614. pp. 27–37). Springer. Ch.Market Behavior Under Zero-Intelligence Trading and Price Awareness.

[88] Chang, E. J., Lima, E. J. A., & Tabak, B. M. (2004). Testing for predictability in emerging equity markets. *Emerging Markets Review*, 5(September (3)), 295–316.

[89] Kwon, Y.-K., & Moon, B.-R. (2007). A hybrid neurogenetic approach for stock forecasting. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 18(May (3)), 851–864.

[90] Ulku, N., & Prodan, E. (2013). Drivers of technical trend-following rules' profitability in world stock markets. *International Review of Financial Analysis*, 30(December), 214–229. [91] Lin, X., Yang, Z., & Song, Y. (2011). Intelligent stock trading system based on improved technical analysis and Echo State Network. *Expert Systems with Applications*, 38(September (9)), 11347–11354.

[92] Gorgulho, A., Neves, R., & Horta, N. (2011). Applying a GA kernel on optimizing technical analysis rules for stock picking and portfolio composition. *Expert Systems with Applications*, 38(May (11)), 14072–14085.

[93] Lin, X., Yang, Z., & Song, Y. (2011). Intelligent stock trading system based on improved technical analysis and Echo State Network. *Expert Systems with Applications*, 38(September (9)), 11347–11354.

- [94] Neely, C. J. (2003 Spring). Risk-adjusted, ex ante, optimal technical trading rules in equity markets. *International Review of Economics & Finance*, 12(1), 69–87.
- [95] Chavarnakul, T., & Enke, D. (2009). A hybrid stock trading system for intelligent technical analysis-based equivolume charting. *Neurocomputing*, 72(October(16–18)), 3517–3528.
- [96] Taylor, N. (2014). The rise and fall of technical trading rule success. *Journal of Banking & Finance*, 40(March), 286–302
- [97] Shynkevich, A. (2012). Performance of technical analysis in growth and small cap segments of the US equity market. *Journal of Banking & Finance*, 36(January (1)), 193–208
- [98] Tan, Z., Quek, C., & Cheng, P. Y. K. (2011). Stock trading with cycles: A financial application of ANFIS and reinforcement learning. *Expert Systems with Applications*, 38(May (5)), 4741–4755.
- [99] Bisoi, R., & Dash, P. (2014). A hybrid evolutionary dynamic neural network for stock market trend analysis and prediction using unscented Kalman filter. *Applied Soft Computing*, 19(June (1)), 41–56.
- [100] Ticknor, J. L. (2013). A Bayesian regularized artificial neural network for stock market forecasting. *Expert Systems with Applications*, 40(October (14)), 5501–5506.
- [101] Dymova, L., Sevastianov, P., & Kaczmarek, K. (2012). A stock trading expert system based on the rule-base evidential reasoning using Level 2 Quotes. *Expert Systems with Applications*, 39(June (8)), 7150–7157.
- [102] Teixeira, L. A., & Oliveira, A. L. I. D. (2010). A method for automatic stock trading combining technical analysis and nearest neighbor classification. *Expert Systems with Applications*, 37(October (10)), 6885–6890.
- [103] Lo A.W., Mamayshky H. and Wang J. (2004): Foundations of technical analysis: computational algorithms, statistical inference, and empirical imple-

- mentation. *Journal of Finance*, IV (4): 1705-1765.
- [104] Taylor, N. (2014). The rise and fall of technical trading rule success. *Journal of Banking & Finance*, 40(March), 286–302.
- [105] Neely, C. J. (2003 Spring). Risk-adjusted, ex ante, optimal technical trading rules in equity markets. *International Review of Economics & Finance*, 12(1), 69–87.
- [106] Zhu, H., Jiang, Z.-Q., Li, S.-P., & Zhou, W.-X. (2015). Profitability of simple technical trading rules of Chinese stock exchange indexes. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 439(December (1)), 75–84
- [107] Kara, Y., Boyacioglu, M. A., & Baykan, Ö. K. (2011). Predicting direction of stock price index movement using artificial neural networks and support vector machines: *The sample of the Istanbul Stock Exchange. Expert Systems with Applications*, 38, 5311-5319. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.10.027>.
- [108] Atsalakis, G. S., & Valavanis, K. P. (2009). Surveying stock market forecasting techniques – Part II: Soft computing methods. *Expert Systems with Applications*, 36, 5932-5941.
- [109] Huang, W., Nakamori, Y., & Shou-Yang, W. (2005). Forecasting stock market movement direction with support vector machine. *Computers & Operations Research*, 32, 2513-2522.
- [110] Yu, L., Wang, S., & Lai K. L. (2009). A neural-network-based nonlinear metamodeling approach to financial time series forecasting. *Applied Soft Computing*, 9, 563-574.
- [111] Metghalchi, M., Marcucci, J., & Chang, Y. (2012). Are moving average trading profitable? Evidence from the European Stock markets. *Applied Economics*, 44, 1539-1559.
- [112] Suzanne G. M. Fifield, David M. Power & C. Donald Sinclair. (2005). An analysis of trading strategies in eleven European stock markets, *The European Journal of Finance*, 11:6, 531-548, DOI: 10.1080/1351847042000304099.

- [113] Michael D. McKenzie. (2007). Technical Trading Rules in Emerging Markets and the 1997 Asian Currency Crises, *Emerging Markets Finance and Trade*, 43:4, 46-73, DOI: 10.2753/REE1540-496X430403
- [114] D. Eric, G. Andjelic, S. Redzepagic, (2009). Application of MACD and RVI indicators as functions of investment strategy optimization on the financial market, *Proceedings of the Faculty of Economics of Rijeka*, vol.27, no. 1, 171-196.
- [115] Anghel, D. G. (2013). How reliable is the Moving Average Crossover Rule for an Investor on the Romanian Stock Market? *Review of Finance and Banking*, 5(2), 89-115.
- [116] J. Holland. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. The University of Michigan.
- [117] D. E. Goldberg. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Addison-Wesley.
- [118] De Jong, K. (1975) *Analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems*, Ph.D. Thesis, Department of Computer and Communications Sciences, University of Michigan, Ann Arbor, MI.
- [119] D. Beasley, D. R. Bull, R. and R. Martin. (1993). *An overview of genetic algorithms: part 1, fundamentals*. University Computing, vol. 15, pp. 58-69.
- [120] S. Mahfoud and D. Goldberg (1995). Parallel recombinative simulated annealing: a genetic algorithm. *Parallel Computing*, vol. 21, 11-28.
- [121] G. M. Morris, D. S. Goodsell, R. S. Halliday, R. Huey, W. E. Hart, R. K. Belew, and A. J. Olson, (1989). Automated docking using a Lamarckian genetic algorithm and an empirical binding free energy function. *Journal of Computational Chemistry*, vol. 19, 1639-1662.
- [122] B. Julstrom. (1999). *Comparing Darwinian, Baldwinian, and Lamarckian search in a genetic algorithm for the 4-cycle problem*, (pp. 134-138) in the 1999 Genetic and Evolutionary Computation Conference, Late Breaking Papers, S.

---

Brave and A. S. Wu, Eds. Orlando, USA.

[123] P. Moscato. (1989). *On evolution, search, optimization, genetic algorithms and martial arts: towards memetic algorithms*. California Institute of Technology.

[124] G. Bilchev and I. C. Parmee. (1995). *The ant colony metaphor for searching continuous design spaces*, (pp. 25-39) in AISB Workshop on Evolutionary Computing, vol. 993, Lecture Notes In Computer Science, T. C. Fogarty, Ed. Sheffield, UK: Springer Verlag.

[125] P. Preux and E.-G. Talbi. (199). Towards hybrid evolutionary algorithms. *International Transactions in Operational Research*, vol. 6, 557-570.

[126] T. Yamada and C. Reeves. (1998). *Solving the Csum permutation flowshop scheduling problem by genetic local search*, (pp. 230-234) in International Conference on Evolutionary Computation. Anchorage, USA.

[127] M. Chen and Q. Lu, "A hybrid model based on genetic algorithm and ant colony algorithm," *Journal of Information & Computational Science*, vol. 2, pp. 647-653, 2005.

[128] G. Harik, E. Cantu-Paz, D. E. Goldberg, and B. I. Miller, "The gambler's ruin problem, genetic algorithms, and the sizing of populations," *Evolutionary Computation*, vol. 7, pp. 231 - 253, 1999.

[129] T. El-Mihoub, A. Hopgood, L. Nolle, and A. Battersby. (2004). *Performance of hybrid genetic algorithms incorporating local search*, (pp. 154-160) in 18th European Simulation Multiconference (ESM2004), G. Horton, Ed. Magdeburg, Germany.

[130] D. E. Goldberg and R. Lingle. (1985). *Alleles, loci, and the traveling salesman problem* (pp. 154-159) in the International Conference on Genetic Algorithms and their Applications. Hillsdale, USA: Lawrence Erlbaum.

[131] J. J. Grefenstette, R. Gopal, B. Rosmaita, and D. van Gucht. (1985). *Genetic algorithms for the traveling salesman problem* (pp. 160-165) in the First International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications,

J. J. Grefenstette, Ed. Pittsburgh, USA: Lawrence Erlbaum.

[132] B. Freisleben and P. Merz. (1996). *New genetic local search operators for the traveling salesman problem*, (pp. 890–899) in the Fourth Conference on Parallel Problem Solving from Nature vol. 1141, Lectures Notes in Computer Science, H.-M. Voigt, W. Ebeling, I. Rechenberg, and H.-P. Schwefel, Eds. Berlin, Germany.

[133] J. Abela, D. Abramson, M. Krishnamoorthy, A. D. Selva, and G. Mills. (1993). *Computing optimal schedules for landing aircraft* (pp. 71-90), in the 12th Conference of the Australian Society for Operations Research. Adelaide.

[134] A. Konak and A. E. Smith. (1999). *A hybrid genetic algorithm approach for backbone design of communication networks* (pp. 1817-1823) in the 1999 Congress on Evolutionary Computation. Washington D.C, USA.

[135] S. Areibi and Z. Yang. (2004). Effective memetic algorithms for VLSI design genetic algorithms + local search + multi-level clustering. *Evolutionary Computation*, vol. 12, (pp. 327 -353)

[136] Y. Jin and B. Sendhoff. (2004). *Reducing fitness evaluations using clustering techniques and neural network ensembles*, (pp. 688-699), in Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO 2004), vol. 3102 Lecture Notes in Computer Science. Seattle, USA.

[137] L. Willmes, T. Bäck, Y. Jin, and B. Sendhoff. (2003). *Comparing neural networks and kriging for fitness approximation in evolutionary optimization* (pp. 663-670), in IEEE Congress on Evolutionary Computation. Canberra, Australia.

[138] Y. Jin and B. Sendhoff. (2004). *Reducing fitness evaluations using clustering techniques and neural network ensembles* (pp. 688-699), in Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO 2004), vol. 3102 Lecture Notes in Computer Science. Seattle, USA.

[139] C. A. Ankenbrandt, B. Buckles, F. E. Petry, and M. Lybanon. (1989). *Ocean feature recognition using genetic algorithms with fuzzy fitness functions*



---

(pp. 679-685) in the Third Annual Workshop on Space Operations, Automation and Robotics. Houston, USA.

[140] L. T. Leng. (1999). *Guided genetic algorithm*. Doctoral Dissertation. University of Essex,

[141] A. Hedar and M. Fukushima. (2003). *Simplex coding genetic algorithm for the global optimization of nonlinear functions* (pp. 135-140) in Multi-Objective Programming and Goal Programming, Advances in Soft Computing, T. Tanino, T. Tanaka, and M. Inuiguchi, Eds.: Springer-Verlag.

[142] K. C. Tan, Y. Li, D. J. Murray-Smith, and K. C. Sharman. (1995). *System identification and linearisation using genetic algorithms with simulated annealing*, (pp. 164-69). in First IEE/IEEE Int. Conf. on GA in Eng. Syst.: Innovations and Appl. Sheffield, UK .

[143] F. Herrera and M. Lozano. (1996). *Heuristic crossovers for real-coded genetic algorithms based on fuzzy connectives*, (pp. 336 – 345) in the 4th International Conference on Parallel Problem Solving from Nature, vol. 1141, Lecture Notes In Computer Science. Berlin, Germany.

[144] J. N. Richter and D. Peak. (2002). *Fuzzy evolutionary cellular automata*. in International (pp. 185-191) Conference on Artificial Neural Networks in Engineering, vol. 12. Saint Louis, USA.

[145] Fonseca and Fleming (1993) [Fonseca et al., 1995] C.M. Fonseca, P.J. Fleming. (1995). *An overview of evolutionary algorithms in multiobjective optimization*, *Evolutionary Computation*, Vol. 3, N1, (pp. 205-209).

[146] N. Srivinas and K. Deb. (1993). *Multiobjective Optimization using Nondominated Sorting in Genetic Algorithms*. Technical Report, Departement of Mechanical Engineering, Institute of Technology, India.

[147] J. Horn and N. Nafpliotis. (1993). *Multiobjective Optimisation using the Niched Pareto Genetic Algorithm*, Illigal TR. n 93005.

- [148] Allen, F., & Karjalainen, R. (1999). Using genetic algorithms to find technical trading rules. *Journal of financial Economics*, 51(2), 245-271.
- [149] Dempster, M. A. H., & Jones, C. M. (2001). A real-time adaptive trading system using genetic programming. *Quantitative Finance*, 1(4), 397-413.
- [150] Pereira R. (2002). Forecasting Ability But No Profitability: An Empirical Evaluation of Genetic Algorithm-Optimised Technical Trading Rules. *Evolutionary Computation in Economics and Finance*. Physica-Verlag, Heidelberg, 273-286.
- [151] Becker, L. A., & Seshadri, M. (2003). *GP-evolved technical trading rules can outperform buy and hold*.
- [152] Lohpetch D., Corne D. (2010). *Outperforming Buy-and-Hold with Evolved Technical Trading Rules: Daily, Weekly and Monthly Trading*. In: Di Chio C. et al. (eds) Applications of Evolutionary Computation. EvoApplications 2010. Lecture Notes in Computer Science, vol 6025. Springer, Berlin, Heidelberg.
- [153] Cheng S.L, Khai Y.L. (2002). *GP-Based Optimisation of Technical Trading Indicators and Profitability in FX Market*, Proc. 9th ICONIP. 3 (pp.1159 – 1163).
- [154] Markowitz, Harry (1952). Portfolio Selection. *Journal of Finance*, 7 (1). pp. 77 – 91.
- [155] Sharpe W.F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *Journal of Finance*, 19 (3), 425-442.
- [156] Lintner, J. (1965) The Valuation of Risk Assets and the Selection of Risky Investment in Stock Portfolio and Capital Budgets. *Review of Economics and Statistics*.
- [157] Mossin, J. (1966) *Equilibrium in a Capital Market*. *Econometrica*
- [158] Ross, S.A. (1976) *The Arbitrage Theory of Capital Asset Pricing*, *Journal of Economic Theory*.

[159] Vederajan, G., ChiChan, L. y Goldberg D. (1997). *Investment portfolio optimization using genetic algorithms*. Genetic Programming Conference Stanford University, USA.

[160] J. Shoaf, J.A. Foster. (1996), *The efficient set GA for stock portfolios*, in: *Proceedings of the Decision Science Institute* (pp. 571–573).

[161] Castro, J. (2005). *Creación de Portafolios de Inversión utilizando Algoritmos Evolutivos Multiobjetivos*. Tesis de Maestría en Ciencias. Centro de Investigación y Estudios Avanzados del Instituto Politécnico Nacional de México.

[162] Parisi A., Parisi F., Diaz D. (2006). Modelos de Algoritmos Genéticos y Redes Neuronales en la Predicción de Índices Bursátiles Asiáticos. *Cuadernos de Economía*, Vol. 43, 251-284.

## *REFERENCIAS*

---