

UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID
FACULTAD DE INFORMATICA
Departamento de Departamento de Arquitectura de
Computadores y Automática



UNA TÉCNICA PARA LA OPTIMIZACIÓN DE LOS
PARÁMETROS DE INDICADORES TÉCNICOS BURSÁTILES
MEDIANTE ALGORITMOS EVOLUTIVOS MULTI-
OBJETIVO

MEMORIA PARA OPTAR AL GRADO DE DOCTOR
PRESENTADA POR

Diego José Bodas Sagi

Bajo la dirección de los doctores

José Ignacio Hidalgo Pérez
Pablo Fernández Blanco

Madrid, 2013

UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID

Facultad de Informática

Departamento de Arquitectura de Computadores y Automática

Madrid, España



TESIS DOCTORAL

**UNA TÉCNICA PARA LA OPTIMIZACIÓN DE LOS
PARÁMETROS DE INDICADORES TÉCNICOS
BURSÁTILES MEDIANTE ALGORITMOS
EVOLUTIVOS MULTI-OBJETIVO**

Memoria para optar al grado de doctor

presentada por

D. Diego José Bodas Sagi

Directores:

Dr. D. José Ignacio Hidalgo Pérez

Dr. D. Pablo Fernández Blanco

*“Sólo cuando meditamos lo que nos cuestan nuestros
hijos, empezamos a darnos cuenta de la deuda que
tenemos contraída con nuestros padres”*

(Anónimo)

Agradecimientos

Esta tesis representa la culminación de años de trabajo y esfuerzo, durante este periodo he contado con el apoyo incondicional de mis directores de tesis, Pablo Fernández y José Ignacio Hidalgo (Iñaki), con su apoyo, cercanía y total disponibilidad todo ha sido un poco más fácil. A los dos, gracias por vuestro trabajo, paciencia y enseñanzas.

El proceso formativo y educativo que me ha permitido llegar hasta aquí empezó hace mucho tiempo e involucró a personas muy queridas para mí que no puedo evitar mencionar. Gracias a mis abuelos por su cariño. A mi padre, mi primer profesor, le debo el haberme instruido en la belleza de los números y, especialmente, en el arte de ser padre. A mi madre le agradezco su inmensa capacidad de sacrificio, esfuerzo y superación, muy difícil de igualar. Gracias a mi hermano por su compañía y confianza, confianza que es mutua. A mis tíos, gracias por su ejemplo, con inteligencia, trabajo y honradez se puede llegar lejos. Gracias a mis amigos de siempre por estar ahí. Gracias a mis hijos por encender la luz de la esperanza en un futuro mejor. Por último, gracias Esther por tu complicidad, amor y presencia, seguiremos superando retos.

ÍNDICE

Lista de acrónimos	15
Introducción.....	18
Objetivos de la tesis.....	22
Estructura de la tesis.....	26
1. Conceptos económicos. Análisis Técnico.....	27
1.1 Economía y mercado	29
1.1.1 Los mercados financieros.....	30
1.1.2 La bolsa e índices bursátiles	31
1.1.3 El riesgo en economía	32
1.1.4 La volatilidad	36
1.2 Predicción en mercados financieros.....	39
1.2.1 Predicción basada en Análisis Fundamental	41
1.2.2 Análisis Técnico	43
1.3 Introducción a los indicadores técnicos seleccionados para la evaluación de resultados.	50
1.3.1 Media móvil simple	52
1.3.2 Media móvil exponencial (MME)	52
1.3.3 MACD y RSI: Oscilador e Indicador empleados en la experimentación	54
1.4 Conclusiones y resumen	60
2. Tendencias en la predicción de índices y variables bursátiles	61
2.1 Introducción.....	63
2.2 Regresión lineal.....	64
2.3 Análisis univariante de series temporales	65
2.3.1 Caracterización de procesos estacionarios	67
2.3.2 Diagnóstico del modelo	68
2.3.3 ARIMA, SARIMA.....	69
2.3.4 ARCH, GARCH	71
2.4 Regresión y análisis univariante frente al análisis técnico.....	72
2.5 Computación Evolutiva y Algoritmos Evolutivos	73
2.5.1 Aplicaciones destacadas a Teoría de Juegos y Modelos Económicos	77
2.5.2 Computación Evolutiva para la predicción de series temporales e índices bursátiles	79

2.6	Otras técnicas aplicadas a la predicción en los mercados financieros	82
2.7	Prediciendo la volatilidad en los mercados financieros	83
2.8	Estudio de la Volatilidad basándose en índices: el índice VIX	87
2.9	Resumen y conclusiones	89
3.	Optimización y Heurística. Problema planteado	93
3.1	Los problemas de optimización multi-objetivo	95
3.1.1	Optimización global y optimización multi-objetivo	96
3.1.2	Complejidad computacional	101
3.1.3	Heurística	101
3.1.4	Aproximaciones tradicionales a la optimización multi-objetivo.....	104
3.1.5	Proceso de búsqueda y proceso de decisión	104
3.1.6	Discusión de los métodos clásicos	106
3.2	Búsqueda de parámetros para sistemas de trading, complejidad intrínseca	107
3.3	Objetivos planteados para el problema de optimización multi-objetivo objeto de estudio de la tesis	115
3.3.1	Objetivo 1: Maximización del beneficio.....	115
3.3.2	Objetivo 2: Minimización de los costes de transacción	116
3.3.3	Objetivos asociados a la gestión del riesgo	118
3.4	Conclusiones.....	124
4.	Multi-Objective Technical Indicator Optimization Initiative I (MOTION I)	125
4.1	Introducción	127
4.2	Técnica para la optimización de los parámetros de Indicadores Técnicos Bursátiles (MOTION I).....	127
4.2.1	Detalle de la técnica para la optimización de parámetros de ITs	128
4.3	Revisión de los Algoritmos Evolutivos.....	131
4.3.1	Breve historia de los AEs.....	132
4.3.2	Algoritmos híbridos o meméticos.....	133
4.4	Robustez de la solución	135
4.5	Algoritmos Evolutivos Multi-objetivo (MOEAs).....	137
4.6	Paralelización de los Algoritmos Evolutivos	138
4.6.1	Algoritmos evolutivos distribuidos	140

4.6.2	Paralelización en anillo	140
4.6.3	Clasificación según la granularidad de las paralelizaciones	142
4.6.4	Message Passing Interface (MPI)	143
4.7	AE diseñado en la presente tesis: MOEASI-II.....	144
4.7.1	El origen: Multiobjective Evolutionary Algorithm with SuperIndividual (MOEASI).....	144
4.7.2	Modificaciones al algoritmo original: MOEASI-II.....	145
4.8	Codificación con Algoritmos Evolutivos.....	153
4.8.1	Consideraciones diversas	156
4.9	Conclusiones.....	158
5.	Resultados Experimentales.....	159
5.1	Introducción.....	161
5.2	Comparación frente a estrategias tradicionales.....	162
5.2.1	Optimización mono-objetivo de los parámetros del MACD	163
5.2.2	Optimización mono-objetivo de los parámetros del RSI.....	176
5.2.3	Resultados de la optimización multi-objetivo con un solo indicador.....	185
5.2.4	Conclusiones a la comparación frente a estrategias tradicionales	187
5.3	Comparación frente a resultados conseguidos por otras técnicas.....	188
5.3.1	Experimentación realizada	191
5.3.2	Conclusiones en la comparación frente a los resultados conseguidos por otras técnicas.....	196
5.4	Paralelización sobre la estrategia MIX usando MOEASI-II.....	197
5.5	Experimentación sobre el tamaño de la población	201
5.6	Conclusiones al capítulo	202
6.	Conclusiones.....	203
7.	Publicaciones	207
8.	Bibliografía.....	209

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1. Cotización del IBEX 35 entre abril de 2002 y febrero de 2004 con líneas móviles aplicadas.....	54
Figura 1.2. (De http://finance.yahoo.com) Evolución del índice DJIA en el primer semestre de 2008 junto con gráfico RSI asociado (al pie del gráfico).....	56
Figura 1.3. Evolución del índice DJIA en el primer semestre de 2008 junto con gráfico MACD asociado (al pie del gráfico).....	58
Figura 2.1. Número de publicaciones entre 1960 y 2000 sobre AG aplicados a Economía	79
Figura 3.1. Ejemplo de optimalidad en el espacio objetivo (izquierda) y una posible relación de las soluciones en el espacio objetivo (derecha).	97
Figura 3.2. Ejemplo de conjunto de soluciones localmente óptimas y conjunto de soluciones globalmente óptimas sobre un espacio objetivo.	100
Figura 3.3. Beneficios con un sistema de cruce de medias móviles sobre el Ibex 35. [Llinares08].....	109
Figura 3.4. Beneficios con un sistema de cruce de medias móviles sobre DJIA. [Llinares08].....	110
Figura 3.5. Beneficios con un sistema de cruce de medias móviles operando con acciones de Telefónica. [Llinares08]	111
Figura 3.6. Beneficios con un sistema de cruce de medias móviles operando con acciones de Telepizza. [Llinares08]	111
Figura 3.7. Beneficios con un sistema de cruce de medias móviles operando con acciones de Zardoya-Otis. [Llinares08]	112
Figura 3.8. Beneficios con un sistema de cruce de medias móviles operando con el bono alemán (Bund). [Llinares08]	113
Figura 3.9. Beneficios con un sistema de cruce de medias móviles operando con el tipo de cambio euro-dólar. [Llinares08].....	113
Figura 4.1. Esquema general de la técnica para la optimización de parámetros de ITs desarrollada en la presente tesis	129
Figura 4.2. AE distribuido en anillo.	140
Figura 4.3. Secuencia de envío de una solución óptima hallada en el procesador A al resto de los procesadores del anillo.	141
Figura 5.1. Objetivo 1 frente a desviaciones típicas.....	164
Figura 5.2. Beneficios y desviación típica de las distintas estrategias según el valor del objetivo 1.	166

Figura 5.3. Los dos primeros parámetros solución del MACD frente al beneficio obtenido	168
Figura 5.4. El primer y tercer parámetro solución del MACD frente al beneficio obtenido.....	168
Figura 5.5. El segundo y tercer parámetro solución del MACD frente al beneficio obtenido	169
Figura 5.6. El primer parámetro solución del MACD y la longitud del intervalo temporal analizado frente al beneficio obtenido.	169
Figura 5.7. El segundo parámetro solución del MACD y la longitud del intervalo temporal analizado frente al beneficio obtenido.....	170
Figura 5.8. El tercer parámetro solución del MACD y la longitud del intervalo temporal analizado frente al beneficio obtenido.	170
Figura 5.9. Precios de cierre DJIA del 30/01/2008 al 21/04/2008	171
Figura 5.10. Detalle de la cotización del 25/03/2008 al 18/03/2008	172
Figura 5.11. Objetivo 1 frente a desviaciones típicas	176
Figura 5.12. % Beneficio sobre beneficio máximo de las estrategias según valor del objetivo 1.....	178
Figura 5.13. Los dos parámetros solución del RSI frente al beneficio obtenido.....	179
Figura 5.14. El primer parámetro del RSI (nuevo de periodos para el cálculo) y la longitud del intervalo temporal analizado frente al beneficio obtenido.....	180
Figura 5.15. El segundo parámetro solución del RSI (longitud de la media móvil para las bandas de referencia) y la longitud del intervalo temporal analizado frente al beneficio obtenido.....	180
Figura 5.16. DJIA del 30/01/2008 al 21/04/2008	181
Figura 5.17. Detalle DJIA 25/03/2008 al 18/03/	182
Figura 5.18. Rendimientos de las estrategias en comparación con el método Buy&Hold para los intervalos mensuales del conjunto de prueba (en porcentajes).	191
Figura 5.19. Rendimientos de las estrategias en comparación con el método <i>Buy&Hold</i> para los intervalos semanales del conjunto de prueba (en porcentajes).....	192
Figura 5.20. Rendimientos de las estrategias en comparación con el método <i>Buy&Hold</i> para los intervalos diarios del conjunto de prueba (en porcentajes).....	192
Figura 5.21. Valores medios y desviaciones típicas para f_1 en el MACD y f_5 en el RSI para todas las estrategias en los intervalos mensuales.	193
Figura 5.22. Valores medios y desviaciones típicas para f_1 en el MACD y f_5 en el RSI para todas las estrategias en los intervalos semanales.	194

Figura 5.23. Valores medios y desviaciones típicas para f_1 en el MACD y f_5 en el RSI para todas las estrategias en los intervalos diarios.	194
Figura 5.24. Rendimientos de las mejores estrategias en comparación con la estrategia <i>Buy&Hold</i> en los intervalos mensuales (en porcentaje).....	195
Figura 5.25. Rendimientos de las mejores estrategias en comparación con la estrategia <i>Buy&Hold</i> en los intervalos semanales (en porcentaje).....	195
Figura 5.26. Rendimientos de las mejores estrategias en comparación con la estrategia <i>Buy&Hold</i> en los intervalos diarios (en porcentaje).....	195
Figura 5.27. <i>Speedup</i> paralelismo 2 equipos vs serial	198
Figura 5.28. <i>Speedup</i> sin intercambio de poblaciones y con variación de la semilla de aleatorización...	199
Figura 5.29. Eficiencia con variación de la semilla de aleatorización	199
Figura 5.30. Esquema de intercambios en la tercera paralelización	200
Figura 5.31. <i>Speedup</i> con intercambio del mejor individuo.....	201
Figura 5.32. Eficiencia optimización con intercambio del mejor individuo cada 30 generaciones.....	201

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 4.1.	Ejemplo de configuración 1 del individuo (sólo MACD)	154
Tabla 4.2.	Ejemplo de configuración del individuo (sólo RSI).....	155
Tabla 4.3.	Ejemplo de configuración del individuo (RSI + MACD)	155
Tabla 4.4.	Parámetros del Algoritmo Evolutivo.....	155
Tabla 5.1.	Datos sobre resultados de la estrategia de optimización continua de los parámetros del MACD con EAs en rango [5, 100]*	165
Tabla 5.2.	Ejemplo de aplicación práctica con AEs.....	174
Tabla 5.3.	Datos sobre resultados de la estrategia de optimización continua de los parámetros del RSI con AEs en rango [5, 100]*	177
Tabla 5.4.	Ejemplo de aplicación práctica RSI con AEs.....	183
Tabla 5.5.	Resultados de la optimización multi-objetivo	186

LISTA DE ACRÓNIMOS

AE	Algoritmo Evolutivo
AT	Análisis Técnico
DJIA	Dow Jones Industrial Average
GA	algoritmo genético (Genetic Algorithm)
GP	programación genética (Genetic Programming)
HC	algoritmo de ascenso a la colina (Hill Climbing)
HME	Hipótesis de los Mercados Eficientes
IT	Indicador Técnico
MA	algoritmo memético (Memetic Algorithm)
MACD	Convergencia / Divergencia del promedio móvil (Moving Average Convergence Divergence)
MME	Media Móvil Exponencial
MOEA	algoritmo evolutivo multi-objetivo (Multi-Objective Evolutionary Algorithm)
MOEASI	algoritmo evolutivo multi-objetivo memético con operador Superindividuo
MOGA	algoritmo genético multi-objetivo (Multi-Objective Genetic Algorithm)
MOTION I	Multi-Objective Technical Indicator Optimization Initiative I
MPI	interfaz de paso de mensajes (Message Passing Interface)
RSI	Indicador de fuerza relativa (Relative Strength Index)
SA	temple simulado o recocido simulado (Simulated Annealing)
SI	Superindividuo
VeR	Valor en Riesgo
VIX	Chicago Board Options Exchange Market Volatility Index

Introducción

Objetivos de la tesis

Estructura de la tesis

INTRODUCCIÓN

En el año 2004, el comité de Basilea (compuesto por los gobernadores de los bancos centrales de Alemania, Bélgica, Canadá, España, EE. UU., Francia, Italia, Japón, Luxemburgo, Holanda, el Reino Unido, Suecia y Suiza) adopta el acuerdo Basilea II [BasileaII], introduciendo nuevas recomendaciones sobre el anterior Basilea I del año 1988.

La implantación de Basilea II constituye un gran paso adelante para lograr un sistema financiero estable y globalizado en el que se incentive un verdadero avance en la Gestión del Riesgo y del capital, a través de la transparencia, la prudencia y el desarrollo de instrumentos de detección, medición y control de los riesgos. Basilea II, ha sido trazada con la intención de establecer un marco integral que estimule a las entidades financieras para revisar y perfeccionar sus modelos internos de Gestión de Riesgos, evitando que se generen desequilibrios financieros y mitigando el impacto de posibles acontecimientos financieros como los que se están viviendo actualmente (año 2008) en los mercados.

Uno de los riesgos fundamentales que considera Basilea II, es el riesgo derivado de la participación en el mercado de renta variable (lo que comúnmente se denomina la compra-venta de acciones). En 1999, los participantes de los mercados financieros, centraron la atención en las favorables perspectivas y comenzaron de nuevo a asumir riesgos con creciente avidez, elevando los precios de muchas acciones hasta nuevos máximos. A comienzos del año 2000, el optimismo decreció y el miedo comenzó a hacer mella en el ánimo de los inversores, esto provocó enormes fluctuaciones, destacando los vaivenes de los valores tecnológicos. Sin embargo, poco tiempo después los inversores volvieron a la carga, confiando en una tendencia continua al alza del precio de sus acciones y despreciando los riesgos existentes en muchos activos. A finales del 2007 y, sobre todo, a lo largo del 2008, llegó lo que todos los analistas consideran una corrección de las expectativas del mercado, poniendo los precios de muchos valores en su sitio y desinflando las expectativas de millones de inversores que deben hacer frente a las correspondientes pérdidas. Cabe esperar que los inversores actúen bajo un criterio racional y justificado, analizando los movimientos posibles, evaluando los aspectos positivos y negativos de la inversión y, principalmente, vigilando los riesgos asociados a la misma. Pero, o bien los inversores no han actuado bajo estos criterios, o bien las herramientas que han empleado no han funcionado todo lo correctamente que cabría esperar.

Lo que evidencia tanto Basilea II como los hechos recientes que han tenido lugar en la bolsa de algunos países como España, Italia, Francia, Japón o Estados Unidos, es la complejidad intrínseca a los mercados financieros, la dificultad para predecir su evolución, interdependencias y riesgos asociados. La presente tesis incide en el ámbito de la reducción de riesgos derivados de la operativa en el mercado de renta variable. Esta reducción se plantea a través del estableciendo de mecanismos que proporcionen información fiable sobre la evolución de un determinado valor o

índice bursátil, permitiendo al inversor o institución financiera anticipar los movimientos del mercado y actuar en consecuencia. En definitiva, el objetivo principal que se persigue no es otro que establecer las bases teóricas y prácticas de una futura herramienta de ayuda a la toma de decisiones de inversión.

El eje principal de la herramienta, lo constituirán los indicadores y osciladores técnicos, herramientas de uso cotidiano para los profesionales de inversión en renta variable. No obstante, el empleo de estos indicadores y osciladores no se realizará según la operativa cotidiana, sino que se propondrá un nuevo mecanismo basado en la optimización de los parámetros que emplean y la ejecución continua del proceso de optimización ante la llegada de un nuevo dato. Un factor importante que se debe tener en cuenta, es que lo que aquí se pretende predecir con el uso de indicadores y osciladores técnicos con parámetros optimizados, no es tanto el valor futuro y exacto del índice como las tendencias positivas (incrementos de precios al alza) y negativas (incrementos de precios a la baja) que pudieran producirse. Se asume la inutilidad de intentar predecir el valor exacto de la evolución de precios (en su momento se expondrán las razones), de hecho y de cara a fijar una estrategia de inversión, no interesa esto tanto, como saber si estamos en tendencia y de qué tipo es la tendencia. Porque esa es la información necesaria para tomar una decisión de inversión (vender, comprar o mantener).

Los algoritmos de decisión empleados para tomar las anteriores decisiones de inversión deben ser multi-objetivo por varias razones. En primer lugar, son muchos los indicadores y osciladores técnicos que se pueden emplear, y la búsqueda del máximo beneficio a través de empleo individual de uno de ellos se debe compaginar con la misma búsqueda a través de los demás indicadores u osciladores. En segundo lugar, porque al problema se pueden incorporar (como de hecho sucede en la presente tesis) elementos adicionales que pretenden objetivos como la disminución de las señales falsas de compra - venta o la disminución del número de operaciones (órdenes de compra o venta) manteniendo el objetivo de máximo beneficio con la intención de reducir los costes de transacción derivados del cobro de comisiones por la emisión de órdenes sobre el mercado.

Los algoritmos evolutivos (AEs) [Coello00] [Coello07] constituyen una de las herramientas más poderosas para resolver problemas multi-objetivo superando a otros métodos clásicos que, o bien no son capaces de resolver el problema, o bien emplean un tiempo excesivo para ello. La historia de estos algoritmos se remonta a los años 1930s, algunos investigadores comenzaron a ver el proceso de evolución de las especies como un proceso de aprendizaje, mediante el cual la naturaleza dota a las especies de diferentes mecanismos, buscando hacerlas más aptas para sobrevivir. En concreto, el genetista inglés Robert Aylmer demostró que los genes mendelianos eran los que proporcionaban el mecanismo necesario para la evolución. El biólogo alemán Walther Flemming [Flemming78] describió los cromosomas como ciertos filamentos en los que se agregaba

la cromatina del núcleo celular durante la división; poco más adelante se descubrió que las células de cada especie viviente tenían un número fijo y característico de cromosomas.

Partiendo de estos preceptos nos podemos percatar de que pueden desarrollarse algoritmos que traten de resolver problemas de búsqueda y optimización guiados por el principio de la “supervivencia del más apto” que postulara Charles Darwin en su famosa (y controvertida) teoría de la evolución de las especies [Darwin1859]. Dichos algoritmos son denominados, hoy en día, AEs y su estudio conforma la computación evolutiva.

Los problemas de **optimización multi-objetivo** se caracterizan por la posible existencia de *múltiples óptimo relativos*, que dan origen no a un único óptimo, sino a un conjunto de soluciones equivalentes que en un caso pueden priorizar un objetivo y en otro caso otro diferente. La solución de este tipo de problemas no es un único punto del espacio de búsqueda como sucede en la optimización con un solo objetivo (óptimo global), sino que es un conjunto de puntos denominado **conjunto óptimo de Pareto**, en homenaje a Vilfredo Pareto [Pareto96], matemático italiano que formuló este tipo de problemas en el siglo XIX.

Así, en muchas ocasiones los métodos clásicos resultan inviables, principalmente por la complejidad y el excesivo tiempo de cálculo requerido. Pero es necesario ofrecer *soluciones factibles*, que aunque no encuentren el óptimo global de la función objetivo, al menos se acerquen al conjunto de soluciones del frente de Pareto en un tiempo de cálculo razonable. Son soluciones que podríamos denominar en lugar de óptimas, “*satisfactorias*”, ya que se supone que son lo bastante buenas como para poderse emplear en el mundo real.

La optimización global de un problema multi-objetivo es un problema NP-completo [Bäck96]. La posibilidad de tener una solución satisfactoria aunque no sea la óptima es muy rentable en muchos casos, y por ello comenzaron a surgir algoritmos denominados aproximados, que siempre pueden proporcionar soluciones de interés práctico: soluciones factibles (que satisfacen las restricciones del problema) que aunque no optimicen la función objetivo, se supone que al menos se acercan al valor óptimo en un tiempo de cálculo razonable. A estos algoritmos aproximados se les conoce como **métodos heurísticos** y pueden obtener una solución incluso óptima si hay fortuna, pero también puede dar lugar a una bastante alejada de la misma. La heurística puede ser probabilística o determinista.

La palabra ‘*heuriskein*’, proviene del griego, y significa encontrar. Ésa es la finalidad de los métodos heurísticos. Pueden definirse como “procedimientos simples, a menudo basados en el sentido común, que se supone ofrecerán una buena solución (aunque no necesariamente la óptima) a problemas complicados, de un modo fácil y rápido [Zanakis89].

Ejemplos de técnicas heurísticas son la búsqueda tabú [Glover97], las redes neuronales [Wasserman93], los algoritmos voraces [Brassard97], el enfriamiento simulado [Kirkpatrick83], el

algoritmo que recrea el funcionamiento de colonias de hormigas [Colomi91], el enjambre de partículas [Kennedy95], y los AEs [Bäck97].

Entre todas ellas, los AEs han demostrado desde su aparición una flexibilidad tal, que los hace apropiados para resolver problemas muy distintos entre sí, ya sea que posean funciones objetivo continuas, discretas, o multimodales, que tengan un número de variables muy elevado, o que dispongan de múltiples soluciones óptimas equivalentes [Michalewicz10]. Se han desarrollado distintos algoritmos que son capaces de evitar los óptimos locales y de obtener, si no el óptimo global del problema, al menos una solución óptima “*satisfactoria*”. Además, de ofrecer una aproximación extremadamente flexible para resolver problemas, se pueden ‘*hibridar*’ con cualquier otra técnica, clásica o no. El desarrollo de AEs para abordar problemas de naturaleza multi-objetivo ha dado lugar a los **algoritmos evolutivos multi-objetivo** (MOEAs) [Coello07].

Resumiendo, los AEs, en sus diferentes variantes, han resultado muy exitosos en la solución de una amplia gama de problemas del mundo real, en concreto en el campo de la economía y las finanzas. En este trabajo se propone un nuevo enfoque de empleo de los AEs en un campo destacado para esta materia del saber. Se describirá brevemente el funcionamiento y ventajas principales de los algoritmos evolutivos, se proporcionarán pruebas empíricas de su utilidad, estableciendo las bases para una herramienta global de estudio de inversiones en bolsa con optimización de parámetros de indicadores técnicos y control del riesgo asociado a la inversión basado en el uso de AEs.

De cara a la experimentación, se han elegido algunos de los índices bursátiles más seguidos del mundo. Por ejemplo, el ‘*Dow Jones Industrial Average*’ (DJIA). Para reconocer la relevancia del índice DJIA a nivel mundial basta consultar la prensa económica (denominada prensa salmón en la jerga del sector) y observar cómo se destacan los últimos valores del índice y sus variaciones en algunos de los apartados más destacados del diario. Por otro lado, también se ha elegido trabajar con este índice porque la complejidad que entraña su predicción. [Mantegna00] es una obra de referencia en cuanto al estudio de la complejidad de series temporales económicas, de las que la serie de precios de cierre del DJIA es un claro ejemplo. Aquí, la física estadística aplicada en concreto al índice DJIA, concluye que la serie temporal del índice DJIA es una serie temporal no redundante, en el sentido de que no se aprecian ciclos de repetición de información, según los autores, este hecho es representativo de la complejidad del índice, ya que la información asociada a la serie temporal no puede ser reducida o comprimida de forma más compacta.

OBJETIVOS DE LA TESIS

Por todo lo anteriormente expuesto nos hemos propuesto en este trabajo de investigación los siguientes objetivos:

1. ***Hacer un estudio y recopilación de las distintas aplicaciones que se han realizado con AEs al campo de la economía.*** Se pretende así poner las bases para proponer nuevas posibilidades de aplicación.
 2. ***Establecer las bases teóricas y prácticas para la implementación de una herramienta de toma de decisiones de inversión en los mercados financieros.*** Se desarrollará un prototipo inicial de la herramienta como método de validación de las bases teóricas expuestas. Este tipo de herramientas son, comúnmente, denominadas sistemas de trading. La implementación de un sistema de trading es larga y costosa, costosa tanto en lo que se refiere a esfuerzo como en lo que se refiere a coste económico. En esta tesis se pretende realizar un estudio de viabilidad y, en su caso, poner las bases que puedan culminar en un futuro en la implementación completa de un sistema de trading basado en AEs.
 3. ***Se incorporarán a la herramienta inicial diferentes estrategias con el fin de mejorar los resultados de la inversión. Estas estrategias se basarán en implementar en un entorno multi-objetivo procedimientos para la reducción del riesgo y disminuir el coste total de las transacciones.***
 4. ***Se validará la herramienta mediante empleo de datos reales.***
 5. ***Se estudiará si los cálculos se efectúan en un tiempo adecuado, proponiendo, en caso contrario, un esquema de paralelización del procedimiento con el fin de reducir el tiempo de cómputo y permitir la escalabilidad del sistema.***
-
1. ***Se analizará la bibliografía científica existente con el fin de recopilar las distintas aplicaciones que se han realizado con AEs y técnicas relacionadas al campo de la economía.*** Se pretende contrastar el éxito que distintas estrategias de investigación han conseguido, así como detectar campos de conocimiento en el área económica susceptibles de mejora de resultados y/o de nuevas aplicaciones. Se insistirá fundamentalmente en el campo de las inversiones en el sistema financiero internacional, concretamente, en el mercado de valores de renta variable. El análisis de las distintas estrategias seguidas para recomendar inversiones a los profesionales del sector tendrá en cuenta no sólo los rendimientos o beneficios obtenidos sino, también, los mecanismos sugeridos para mitigar el riesgo o la incertidumbre del mercado. Adicionalmente, parte de la investigación se centrará en la operativa con las herramientas de análisis técnico. El análisis técnico se

conforma como una de las herramientas más fiables para la ayuda a la toma de decisiones de inversión en los mercados de valores de renta variable. Se buscarán las razones de este éxito así como las posibilidades que ofrece en cuanto a la optimización de las técnicas sugeridas.

2. ***Se establecerán las bases teóricas y prácticas para la implementación de una herramienta de toma de decisiones de inversión en los mercados financieros de renta variable.*** La inversión bursátil es una tarea elaborada. Se hace preciso acudir al consejo de expertos operadores e instituciones que atesoran experiencia y manipulan gran cantidad de información. Parte de esta valiosa información es proporcionada por sistemas inteligentes o por sistemas expertos que programados con la conjunción de lógica matemática, estadística y métodos modernos de predicción asesoran al operador de bolsa sobre las inversiones más adecuadas para su perfil de riesgo y su capital. Parte de las técnicas empleadas en la predicción son conocidas, se habla por ejemplo de los famosos modelos ARIMA [Uriel85], ANOVA [Peña89], modelos de autorregresión, etc. Algunas herramientas que permiten trabajar con dichos modelos de predicción en series temporales son de dominio público, basta citar la herramienta TRAMO publicada por el Banco de España [Maravall96] y que es ampliamente utilizada.

Sin embargo, el campo del diseño de herramientas y estrategias para la ayuda a la toma de decisiones de inversión en bolsa, no es un coto cerrado, continuamente se están abriendo y sugiriendo nuevos caminos. La evolución de la computación evolutiva y el fuerte resurgimiento que el análisis técnico ha experimentado desde años atrás, lleva a plantearse la posibilidad de unir ambos conocimientos y probar su viabilidad para constituir un futuro sistema de trading. Un sistema de trading completo, no es algo que se pueda desarrollar en unos pocos años y sobre todo, con los medios de los que se dispone, estos sistemas se caracterizan por una construcción basada en distintas reglas y técnicas con el objetivo de guiar en todo momento la actividad del operador bursátil indicándoles cuándo tiene que vender o comprar (instrucciones de entrada y salida de mercado) y sobre qué cantidades (por ejemplo, número de acciones) lo debe hacer y en valores o mercados concretos. Un sistema de trading debe, además, incorporar elementos de control de riesgo adicionales como los 'stop-loss' (límite de pérdidas) y control de la diversificación. Además de estar preparado para operar con distintas ventanas temporales (datos diarios, datos intradía cada 5 minutos, datos intradía cada 15 minutos, etc.) y posibilidad de mantener conexión con distintas agencias de intermediación financiera con el fin de minimizar las comisiones de operación según el mercado en el que se opere y la orden que se vaya a ejecutar [Wright98]. Por consiguiente, la construcción de un sistema de trading completo implica una fase inicial de estudio de viabilidad de ideas y técnicas e ideas propuestas, así como de

validación de resultados producidos por estas técnicas. Posteriormente, se puede acometer la implementación de la herramienta completa.

En esta tesis se pretende establecer las bases teóricas y prácticas para la implementación de una herramienta de trading basada, fundamentalmente, en el empleo de AEs y herramientas de análisis técnico. Para ello, se desarrollará un prototipo inicial de la herramienta como método de validación de las bases teóricas expuestas. Esta herramienta tendrá las siguientes características:

- Se analizarán las distintas herramientas de análisis técnico buscando aquellas idóneas para su empleo en este trabajo.
- Se emplearán los AEs para optimizar los parámetros de las herramientas referenciadas anteriormente.
- Se justificará un sistema basado en la necesidad de una nueva optimización cada que un nuevo dato entra en el sistema.
- Se estudiarán los resultados conseguidos por el proceso de optimización analizando la robustez de los resultados desde un punto de fiabilidad estadística.
- Se buscarán mecanismos para emplear conjuntamente dos de las principales herramientas de análisis técnico buscando así reducir el riesgo de la operativa propuesta.

Al finalizar la presente tesis se pretende cumplir todos estos objetivos y así, justificar, que se han constituido una metodología para la futura implementación de un sistema de trading completo.

3. *Se incorporarán a la herramienta inicial diferentes estrategias con el fin de mejorar los resultados de la inversión. Estas estrategias se basarán en implementar en un entorno multi-objetivo procedimientos para la reducción del riesgo y disminuir el coste total de transiciones.*

- Se propondrán dos algoritmos para control del riesgo, uno de ellos considerará el análisis de la tendencia (alcista, bajista o lateral) existente entre las operaciones sugeridas por las herramientas. Por ello, será necesario proporcionar una definición de tendencia acorde con los objetivos de esta tesis.
- El segundo algoritmo, fruto de un análisis estadístico de correlación, ejecutará un cálculo considerando la evolución del índice VIX (*'CBOE Volatility Index'* o Índice de Volatilidad de la Bolsa de Chicago) y la operación sugerida por la herramienta de análisis técnico, con ello, dará una medida de la idoneidad de la operación.

- Adicionalmente, se contemplan en este objetivo la necesidad de incorporar al sistema un procedimiento con el objetivo de minimizar los costes de transacción, es decir, aquellos costes en los que incurre el inversor simplemente por el hecho de operar en el mercado.
4. ***Se validará la herramienta mediante datos reales.*** La técnica propuesta se implementará sobre un amplio conjunto de datos históricos analizando los resultados obtenidos en cada caso. Además, se propondrán ejemplos de empleo de la herramienta. Se someterá a los resultados a un análisis basado en medias y desviaciones típicas en los rendimientos obtenidos por la inversión. Por otro lado, se compararán los resultados con los obtenidos por las estrategias basadas en el empleo de herramientas de análisis técnicos con los parámetros propuestos en la literatura económica, evidenciando la mejora conseguida con el proceso de optimización de parámetros propuesto en esta tesis. Adicionalmente, se contrastarán los resultados fruto de la optimización continua ante la llegada de nuevos datos con un proceso de optimización única sobre el histórico existente, de esta forma, se evidenciará que la optimización continua es necesaria si se persigue la maximización de beneficios.

También se considerarán distintas implementaciones para la construcción de las herramientas técnicas, estas distintas implementaciones estarán basadas en el empleo de diferentes tipos de cálculo de medias. Por otro lado, se trabajará con varios rangos de dominio para los parámetros de las herramientas técnicas, con el objetivo de localizar aquellos dominios que optimizan los resultados y desechar aquellos dominios que no sólo no contribuyen a la mejora de resultados sino que, además, perjudican al rendimiento del proceso por las características del mismo.

5. ***Se estudiará si los cálculos se efectúan en un tiempo adecuado, proponiendo, en caso contrario, un esquema de paralelización del procedimiento con el fin de reducir el tiempo de cómputo y permitir la escalabilidad del sistema.***

Para permitir la escalabilidad del sistema y si fuese recomendable, se codificarán los algoritmos iniciales del presente trabajo con el fin de lograr una ejecución en paralelización con el objetivo de reducir el tiempo de cómputo. Para ello se propondrá un esquema de paralelización a dos niveles por un lado una implementación Maestro-Esclavo y por otro una paralelización clásica.

ESTRUCTURA DE LA TESIS

Esta tesis está organizada de la siguiente manera.

En el *primer capítulo* se introducen una serie de conceptos fundamentales para entender el presente trabajo y sus aplicaciones prácticas. El objetivo de esta memoria es explicar la técnica desarrollada para la optimización de parámetros de indicadores técnicos bursátiles. Por ello y en el capítulo inicial es preciso explicar diferentes conceptos económicos que guardan relación con la investigación realizada. Se expone con detalle las características del Análisis Técnico ya que será, junto a los AEs, la principal herramienta de trabajo que aquí se usa.

El objetivo del *segundo capítulo* es mostrar al lector el estado del arte en lo que se refiere a las distintas tendencias existentes para la predicción de índices y variables bursátiles. En concreto, destacamos técnicas como la regresión lineal, el análisis univariante, y la Computación Evolutiva. En este capítulo, también se justifica la elección del Análisis Técnico frente al análisis univariante. Por último, se explican distintas técnicas para el estudio de la volatilidad y se desarrolla más en detalle la que será usada en la tesis, el estudio de la volatilidad basado en el índice VIX.

El *tercer capítulo* es esencial puesto que se explican los objetivos que guiarán al proceso de optimización multi-objetivo. Además, se justifica la complejidad del problema y con ello la posibilidad de usar AEs para la resolución del mismo.

En el *cuarto capítulo* se detalla la técnica empleada para la optimización de los parámetros de indicadores técnicos bursátiles, la principal innovación que plantea esta tesis. Aquí también se describe toda la investigación desarrollada para el desarrollo de un nuevo Algoritmo Evolutivo Multi-Objetivo que hemos llamado MOEASI-II en recuerdo de su predecesor (MOEASI), como complemento se introduce un breve resumen de los MOEAs.

El *capítulo quinto* recoge los resultados de las experimentaciones realizadas que justifican la utilidad de la técnica y la mejora que se consigue frente a otros métodos.

El *sexto capítulo* recoge las conclusiones del trabajo y presenta las futuras líneas de investigación que surgen.

El *séptimo capítulo* es empleado para reflejar las publicaciones científicas a las que ha dado lugar este trabajo y el *capítulo octavo* muestra la bibliografía de la tesis.

1

1. CONCEPTOS ECONÓMICOS. ANÁLISIS TÉCNICO.

1.1	Economía y mercado	29
1.2	Predicción en mercados financieros	39
1.3	Introducción a los indicadores técnicos seleccionados para la evaluación de resultados.	50
1.4	Conclusiones y resumen	60

En este capítulo se realiza una introducción a los conceptos económicos fundamentales necesarios para comprender el trabajo teórico y empírico realizado en la presente tesis. Mercado, índice bursátil, serie temporal, riesgo, volatilidad... son conceptos que son mencionados con continuidad a lo largo de este trabajo. Procede, por tanto, presentarlos adecuadamente y situarlos en el contexto que corresponde.

El capítulo finaliza con una explicación sobre los fundamentos del análisis técnico, eje del trabajo de optimización planteado en el desarrollo realizado. Se insiste de forma especial en dos herramientas del análisis técnico que son las que se han implementado, '*Moving Average Convergence Divergence*' (MACD) y '*Relative Strength Index*' (RSI).

1.1 ECONOMÍA Y MERCADO

En un sistema económico moderno, la mayoría de las decisiones económicas se resuelven a través del mercado. Este procedimiento proporciona respuestas a las tres preguntas fundamentales de toda transacción económica “qué”, “cuánto”, “cómo” y “para quién”. En una economía de mercado ninguna persona, organización, Estado, es responsable de resolver los problemas económicos, sino millones de empresas y consumidores que realizan intercambios voluntarios, con la principal intención de mejorar su propia situación, y cuyas actividades son coordinadas invisiblemente por un sistema de precios y mercados. No se trata de un sistema totalmente impredecible, sino de orden económico. Por tanto: “un mercado es un mecanismo por medio del cual los compradores y vendedores interactúan para fijar los precios e intercambiar bienes y servicios” [Samuelson02]. Según este punto de vista, el precio de un bien representa un acuerdo temporal sobre el valor de dicho bien para las circunstancias actuales. Lo que hoy parece barato, mañana puede ser caro. Mientras que, por ejemplo, un nuevo descubrimiento científico puede hacer bajar el precio de un bien que se consideraba imprescindible hasta el momento (circunstancia).

Las economías capitalistas avanzadas implantadas en países y zonas como América del Norte, Europa Occidental y Japón son las que, a lo largo de la historia, han demostrado mayor capacidad de supervivencia, adaptación y eficiencia. Tres son sus principales características:

1. Las economías avanzadas se caracterizan por tener una compleja red de comercio, entre los individuos y entre los países, que depende de un elevado grado de especialización y de una intrincada división del trabajo.
2. Las economías modernas utilizan hoy abundantemente el dinero, o sea, el medio de pago. El flujo monetario es la esencia del sistema. Constituye el patrón que sirve para medir el valor económico de las cosas y para financiar el comercio.
3. Las tecnologías industriales modernas se basan en la utilización de enormes cantidades de capital: maquinaria de precisión, grandes fábricas y existencias. Los bienes de capital convierten la capacidad del hombre para trabajar en un factor de producción mucho más eficiente y permiten incrementar la productividad.

La búsqueda del capital que requieren las empresas y particulares para financiar su actividad productiva y satisfacer sus necesidades se canaliza a través del ahorro e inversión, lo que supone esperar a consumir en el futuro en lugar de consumir hoy. Esa frugalidad determina junto con la productividad neta del capital, los tipos de interés, la tasa de rendimiento del capital y el stock

del mismo. Los fondos o activos financieros necesarios para comprar capital son suministrados por los hogares, empresas e incluso estados que están dispuestos a sacrificar consumo actual a cambio de consumir más mañana. La demanda de capital proviene de las empresas y personas que tienen toda una variedad de proyectos de inversión indirectos [Samuelson02].

1.1.1 LOS MERCADOS FINANCIEROS

Con el ánimo de proporcionar mecanismos eficientes para la consecución de capital, surgen distintos mercados financieros. Estos mercados se caracterizan por comerciar con activos financieros. Los principales activos financieros son:

1. Dinero: todo lo que se utiliza como medio de cambio comúnmente aceptado [Mishkin07].
2. Cuentas de ahorro: son depósitos bancarios, garantizados por el Estado u otra entidad, cuyo principal tiene un valor monetario fijo y cuyos tipos de interés dependen de los tipos de interés del mercado a corto plazo.
3. Los títulos del Estado: son letras y bonos de administraciones centrales y locales. Garantizan la devolución del principal al vencimiento y pagan intereses durante ese tiempo.
4. Las acciones: son derechos de propiedad de empresas. Pueden rendir dividendos, que se pagan recurriendo a los beneficios netos de las empresas. Los precios de las acciones que cotizan en bolsa o acciones ordinarias se fijan en los mercados de valores y dependen de la valoración del mercado de los futuros beneficios y dividendos. Las acciones de las empresas no constituidas en sociedades anónimas son el valor de las empresas de propiedad colectiva, de las explotaciones agrícolas y de otras entidades que suelen pertenecer a unas cuantas personas solamente.
5. Los derivados financieros: son nuevos tipos de instrumentos financieros cuyo valor se basa o se deriva de los valores de otros activos. Un importante ejemplo son las opciones sobre acciones, que son instrumentos cuyo valor depende del valor de las acciones a las que están vinculadas.
6. Los fondos de pensiones: representan la propiedad de activos de empresas o planes de pensiones. Los trabajadores y empresas contribuyen a estos fondos durante los años que trabajan, a los cuales se recurre para pagar las pensiones durante la jubilación.

Queda por ver cómo se pueden catalogar instrumentos financieros tremendamente novedosos como los derechos de emisión de CO₂ que se pueden comprar y vender. Mientras que algunos autores señalan que se deberían considerar como unos instrumentos derivados más, otros sugieren una nueva categoría para ellos.

Las características más importantes de los activos que acabamos de ver son la tasa de rendimiento (o tipo de interés) y el riesgo. La tasa de rendimiento es la ganancia monetaria total generada por un título (expresada en porcentaje del precio que tenía al comienzo del periodo). El riesgo se refiere a la variabilidad de los rendimientos de una inversión y será destacada materia de estudio en esta tesis. Los economistas generalmente miden el riesgo por medio de la desviación típica de los rendimientos, que es una medida de la dispersión cuyo campo de variación, engloba alrededor de dos tercios de la variación. Generalmente, el rendimiento y el riesgo de un activo están relacionados de forma directamente proporcional, de ahí la importancia de innovar sobre métodos eficientes de medición del riesgo, para proporcionar evaluaciones del rendimiento a los inversores lo más exactas posibles.

1.1.2 LA BOLSA E ÍNDICES BURSÁTILES

La bolsa es un mercado especializado en el que se producen compras y ventas de acciones y obligaciones. Entre las bolsas más importantes del mundo destacan la de Nueva York, la de Londres, la de Tokio, la de Frankfurt, la de París o la de Madrid. La bolsa se mueve gracias a dos fuerzas, la demanda de capitales y la oferta de capitales. Dentro de la bolsa existen varios tipos de mercados:

1. El mercado primario o de emisiones: Lo constituyen las colocaciones nuevas. El título es negociado directamente del emisor al inversor. Los recursos de la colocación van directamente al emisor, para cubrir sus necesidades de financiación.
2. El mercado secundario o bursátil: Es el mercado en el cual se ofertan y demandan títulos o valores que ya han sido emitidos. Los recursos son intercambiados entre los inversores.
3. Otros mercados.

Las distintas bolsas de valores son empresas (o si se prefiere, sociedades) que tienen entre sus misiones actuar como institución canalizadora del ahorro, proporcionar liquidez al sistema, proporcionar mecanismos de estimación tanto de la situación económica general como de la valoración de una empresa, asegurar las transacciones producidas bajo su amparo, proteger al usuario y proporcionar al entorno toda la información que precisa.

En la mayoría de las bolsas existe lo que se conoce por el nombre de índice bursátil. Un índice bursátil es un estadístico compuesto, normalmente un número, que refleja las rentabilidades promedio de un grupo de acciones previamente seleccionadas atendiendo a un sector concreto, a una ubicación determinada y/o a un volumen de contratación considerablemente grande. Algunos de los índices bursátiles más conocidos son el Dow Jones, el Ibex 35, el S&P 500 y el EuroStoxx 50.

El ‘*Dow Jones Industrial Average*’ (DJIA) es uno de los índices de referencia de la bolsa de Nueva York o New York Stock Exchange (NYSE), refleja el comportamiento del precio de la acción de las 30 compañías industriales más importantes y reconocidas de Estados Unidos. El ‘*Dow Jones Transportation Average*’ (DJTA) se elabora a partir de los valores de las 20 compañías más relevantes del sector del transporte operando en la bolsa de Nueva York y el ‘*Dow Jones Utilities*’ (DJUA) refleja la evolución de los 15 títulos más importantes relacionados con mercados como el gas o la energía eléctrica.

En el continente europeo destacan los índices EuroStoxx 50 o el mismo Ibex 35. El EuroStoxx 50 se constituye considerando los valores de las acciones de las 50 empresas más importantes de Europa.

Por su parte y a diferencia del Dow Jones, el Ibex 35 es un índice ponderado por capitalización bursátil, se compone de las 35 empresas que una comisión de expertos considera más relevantes entre todas las que cotizan en la bolsa española.

La evolución de estos índices aporta información muy importante sobre la situación económica de un sector, un país, región o empresa. Índices como el DJIA aportan información sobre la situación macroeconómica a nivel mundial, debido a la fuerte influencia que las empresas que en él cotizan tienen en todo el mundo, no sólo por su propio tamaño, sino por todos los proveedores que posee en distintas partes del mundo.

1.1.3 EL RIESGO EN ECONOMÍA

La mayoría de las decisiones económicas implican una evaluación de costes y beneficios, que son meras conjeturas en el momento en que dicha decisión debe ser tomada. Esta falta de certeza en los resultados de nuestras decisiones introduce una variable de gran complejidad, el **riesgo**.

Existen varias dimensiones del riesgo, el conocimiento insuficiente o incompleto del futuro es la primera dimensión a la que el riesgo es típicamente asociado. La falta de control sobre los

resultados, consustancial a cualquier tipo de inversión, se puede considerar la segunda dimensión del riesgo. La impredecibilidad del riesgo, la tercera de sus dimensiones, puede clasificarse como insubsanable o como parcialmente subsanable (nunca totalmente subsanable porque entonces no habría riesgo).

En la mayor parte de la literatura financiera riesgo e incertidumbre se emplean de forma intercambiable. La distinción que algunos economistas realizan entre riesgo e incertidumbre estriba en que el riesgo se refiere a la varianza en una distribución de probabilidad conocida, mientras que se habla de incertidumbre cuando la distribución es desconocida [Oxelheim88]. En lo que a nuestro objetivo respecta, consideraremos el riesgo como “la incertidumbre sobre el rendimiento futuro de una cierta inversión” o “la incertidumbre sobre sucesos futuros” [Reilly89]. En condiciones normales, cuanto mayor es el riesgo que presenta una inversión, mayor es el rendimiento que el empresario espera de dicho activo, es decir, mayor es la prima de riesgo que se debe exigir. Existen varios tipos de riesgos:

1. Riesgo por catástrofes naturales: se pueden limitar acudiendo a pólizas de seguros.
2. Riesgo empresarial: entendido como el que surge por la incertidumbre en el flujo de los ingresos, principalmente, en las ventas.
3. Riesgo financiero: surge por la incertidumbre que introduce el método que se utilice para financiar la inversión. Si se emplea una financiación con deuda se le denomina riesgo de apalancamiento financiero [Joy83].
4. Riesgo de tipo de interés: surge cuando hay una deuda influida por los tipos de interés.
5. Riesgo de tipo de cambio: se refiere a la magnitud y a la probabilidad de cambios no anticipados en el tipo de cambio [Oxelheim88].
6. Riesgo de liquidez: surge cuando un inversor desea vender o comprar en el mercado secundario un activo financiero y existe incertidumbre en cuanto al precio al que se producirá y en cuanto al tiempo que se tardará en realizar la transacción. Por liquidez se entiende la posibilidad de comprar o vender una inversión con rapidez y sin sustanciales concesiones en cuanto al precio.
7. Riesgo de inflación: afecta a la tasa de rendimiento real de una inversión. Cuando se espera que los precios suban, el temor a la pérdida de poder adquisitivo en el consumo futuro obliga a que el inversor exija una mayor rentabilidad a sus inversiones, es decir, que su rentabilidad mínima requerida para emprender un proyecto ha de incrementarse en el tanto por ciento de la inflación esperada.
8. Riesgo de suspensión de pagos o quiebra.

9. Riesgo de país: entendido como la probabilidad y la magnitud de cambios no anticipados en el desarrollo productivo de una nación y de cambios en las reglas del juego, incluyendo leyes, regulaciones y políticas seleccionadas por las autoridades monetarias y fiscales de una nación [Oxelheim88].

No siempre los efectos del riesgo producen pérdidas. En ocasiones, variaciones no previstas pueden implicar un incremento de la rentabilidad de la inversión. En el presente trabajo se incidirá en la posibilidad de evaluación y cuantificación del riesgo financiero asociado a la búsqueda de financiación a través de la inversión en el mercado de acciones.

Entrando de lleno en el ámbito de los mercados financieros, un concepto estrechamente ligado al de riesgo es el concepto de **volatilidad**.

1.1.3.1 Evaluación del Riesgo subyacente a los mercados financieros

Desde el punto de vista de un particular o empresa, existe un interés lógico en controlar la exposición al riesgo de su cartera basándose, principalmente, en un estudio de la variabilidad de los precios para los distintos componentes de su cartera. Para poder medir el riesgo que asume un inversor, es necesario analizar la distribución de probabilidades subjetiva de sus rendimientos esperados, asignando probabilidades de cero a uno a cada uno de los rendimientos posibles. Elementos más complicados para el control del riesgo son la teoría de selección de carteras de Markowitz [Markowitz52] y su evolución posterior, el modelo ‘*Capital Asset Pricing Model*’ (CAPM) [Sharpe64]. Aunque es el método de Valor en Riesgo (VeR) uno de los más evolucionados y empleados en la actualidad [Aragónés00], siguiendo recomendaciones de gran parte de los reguladores. Como se ha escrito, estas herramientas tienen principalmente el objetivo de proporcionar al gestor una imagen que le ayude a controlar el riesgo en función de los distintos valores que componen su cartera o, dicho con otras palabras, le da un número que indica, en función de sus posiciones, cuánto puede perder en un periodo concreto de cotización. Desde el punto de vista de un gran inversor, este es el concepto estándar de riesgo. Sin embargo, existe un punto previo, donde herramientas de predicción pueden actuar minimizando la exposición al riesgo. Cuando un inversor adquiere cantidades “comprometidas” de un valor en cotización, acude al mercado de derivados para cubrir parte de su riesgo (restando, también, parte de su beneficio esperado). Métodos como el VeR proporcionan al inversor las cantidades necesarias de contratación para realizar una cobertura eficaz. El VeR toma, entre otros parámetros, medidas probabilísticas, estadísticas, y en ocasiones, subjetivas, de la evolución del valor contratado. Lógicamente, cuanto más certeros sean estos parámetros con más profundidad y minimización de costes se podrá realizar la cobertura. Consecuentemente, la predicción de los

valores futuros de las cotizaciones es un campo de estudio que presenta una utilidad más que justificada.

Adicionalmente, existe un interés creciente en estudiar la evolución de distintos índices bursátiles como el DJIA o Ibex35 e índices de volatilidad como el VIX (basándose en el mercado de derivados, refleja las perspectivas del mercado a 30 días en la bolsa de Chicago). Dos son las principales razones para ello.

Por un lado, bancos y otras entidades financieras están ofreciendo y han ofrecido en el pasado a sus clientes novedosos productos financieros que basan su rentabilidad en la evolución de alguno de estos índices. Basta tomar como ejemplo en España el Fondo Naranja Ibex 35 auspiciado por ING Direct y que ofrecía un Fondo garantizado (el hecho de que se trate de un Fondo garantizado no es una cualidad intrínseca a todos estos productos sino que depende de condiciones puntuales impuestas por el emisor) proporcionando al usuario una rentabilidad en función de la revalorización sufrida por el índice Ibex 35 durante el plazo que exige la inversión. Antes de lanzarse a la contratación de un producto de este tipo, es preciso realizar un estudio más o menos amplio sobre la evolución esperada del índice, en otro caso el inversor se arriesga a perder todo o parte de su capital o, si el Fondo fuese garantizado, a sufrir el coste de oportunidad, que puede venir dado por unos rendimientos inferiores a los que otra inversión le hubiese proporcionado. Pero mucho más importante que el estudio que realiza el inversor particular debe ser el estudio que realiza la propia entidad bancaria, ya que es quién más arriesga con el lanzamiento de dicho producto y, como es lógico, debe predecir un máximo de pérdidas para realizar una correcta gestión del riesgo global en el que incurre. La evaluación del índice se realiza con el objetivo de predecir su rentabilidad o, al menos, asignar probabilidades a rangos esperados de rentabilidad, escogiendo aquellas inversiones que presentan mayor probabilidad en los intervalos de rentabilidad superior.

Por otro lado, la evidencia empírica reflejada en las propias noticias diarias de economía, es clara en cuanto a la existencia de ciertos índices, que de alguna forma son un método muy importante y fiable para evaluar la situación económica de un país o incluso mundial. Así, los mercados de todo el mundo esperan los últimos resultados de la bolsa de Nueva York, condicionando estos resultados sus expectativas y provocando unas acciones u otras. El Ibex 35 es un reflejo de la situación de las principales empresas españolas y, por ello, es un importante indicador de la salud económica del país. Organismos reguladores e instituciones financieras con poder de decisión como son la Reserva Federal Norteamericana (FED) o el Banco Central Europeo (BCE) manejan entre sus estadísticas distintas predicciones de los principales índices de las bolsas mundiales e indicadores de volatilidad y los emplean como activadores de alarmas

de crisis y periodos de inestabilidad. De esta forma y en la medida de lo posible, pueden adelantarse a la tendencia con las acciones correctas y evitar situaciones no deseables.

1.1.4 LA VOLATILIDAD

Cuando se habla de la volatilidad de un activo financiero se intenta identificar cuál es la variabilidad esperada de ese activo, o dicho con otras palabras, la desviación típica de los precios frente a la tendencia central. Existen varias formas de estimar la volatilidad [Aragonés00]:

1. Métodos basados en el análisis de series históricas.
2. Métodos basados en la volatilidad implícita de las opciones sobre ciertos activos.
3. Métodos cualitativos.

En relación con las variaciones de los precios en los mercados de valores y en cualquier mercado organizado, el índice de volatilidad es una medida del cambio del precio relativa a un determinado lapso de tiempo:

$$\text{Coeficiente de Variación} = (\text{Precio Superior} - \text{Precio Inferior}) / \text{Precio Inferior} \quad (1.1)$$

Este coeficiente o índice de variación será, naturalmente, negativo si los precios han descendido, y positivo si los precios han aumentado. Para tomar el índice en porcentaje basta multiplicar el resultado anterior por 100.

En el caso particular de este trabajo, la volatilidad será un concepto presente en la propia metodología desarrollada para lograr los objetivos marcados en un inicio.

Riesgo y volatilidad no son conceptos similares aunque estén relacionados. De una forma simple, podemos definir la volatilidad como la variabilidad esperada de cada uno de los factores de riesgo o, en términos estadísticos, la desviación típica de la serie de rentabilidades [Aragonés00]. En la propia definición que se ha expuesto, se aprecia de forma clara la diferencia entre riesgo y volatilidad. Un control rígido de la volatilidad implica una disminución del riesgo, ya que, con un margen de confianza alto, permitiría fijar cotas máximas y mínimas a la evolución del factor estudiado, posibilitando la inclusión de certeza a los escenarios futuros que se pueden plantear.

Existen varios tipos de volatilidad. La **volatilidad implícita** se refiere a una volatilidad "negociada" por los agentes económicos. El concepto de volatilidad implícita, se aproxima bastante al concepto de riesgo percibido por los participantes de mercado, para las sesiones que

median hasta el vencimiento del contrato que se trate. Esto explica el carácter intrínsecamente distinto entre la volatilidad implícita y otras que se reflejan en este apartado. Por ejemplo, en el momento en el que una opción es intercambiada en el mercado a un precio determinado, se puede calcular la volatilidad implícita. En la teoría tradicional de opciones, para calcular el precio de una opción sobre un instrumento financiero cualquiera se ha de conocer [Black73]:

1. El precio del subyacente (o activo financiero de que se trate).
2. El precio de ejercicio (o "*strike*") a que el comprador de una opción tiene derecho a comprar o vender el activo en cuestión.
3. El tiempo que resta hasta el vencimiento del contrato de la opción.
4. El tipo de interés aplicable, dependiendo del tiempo a vencimiento.
5. Los posibles dividendos, o cupones que pudieran cobrarse hasta la finalización del contrato de haber comprado el activo subyacente (o "*underlying*") en lugar de la opción.
6. La volatilidad que se espera mantenga el activo hasta vencimiento.

Todos los componentes del valor de una opción son conocidos con certeza (salvo en algunos casos los dividendos, aunque existen normalmente estimaciones muy fiables de los mismos), a excepción de la volatilidad. Esto permite que, una vez que se produce un cruce de una opción en el mercado se pueda despejar con qué volatilidad se ha procedido al cálculo, asumiendo la hipótesis de que las dos partes implicadas en la compraventa emplean la misma fórmula valorativa.

Otro de los tipos conocidos de volatilidad es la **volatilidad histórica homocedástica** cierre a cierre. La volatilidad homocedástica, se refiere a la volatilidad que sería calculada, como parámetro de una función de distribución de los rendimientos de un activo, en el que se partiera de la hipótesis de que la varianza de estos rendimientos no depende del tiempo, sino que se mantiene constante. Por el contrario, las volatilidades heterocedásticas, se calculan tomando como punto de partida, la hipótesis de que la desviación típica no es constante en el tiempo, sino que, por el contrario, es un parámetro modelable en sí mismo. El calificativo "cierre-a-cierre" viene del hecho de que se pueden calcular volatilidades dentro del día (entre máximo y mínimo por ejemplo) sin necesidad de tomar los cierres del período considerado. Una vez hechas estas distinciones importantes se puede definir de una manera bastante sencilla lo que se entiende por **volatilidad histórica homocedástica**: la desviación típica manifestada por la serie de los logaritmos neperianos de los rendimientos, expresada en términos anualizados (tomando 250 días hábiles en el año) [Natenberg88].

[Natenberg88] explica, que la primera gran diferencia entre la volatilidad histórica y la implícita, reside en el hecho de que, mientras la primera es directamente observable mediante un sencillo cálculo estadístico, la segunda no lo es y, a pesar de ser también fruto de un cálculo matemático, a partir de un modelo de valoración, no tiene necesariamente que reflejar la variación real de ningún activo financiero en el pasado. Otra diferencia consiste, en que mientras la volatilidad histórica homocedástica puede considerarse como una medida del riesgo de una inversión concreta, la implícita puede considerarse, a todos los efectos, como un activo financiero más.

Por volatilidad histórica intradía se entiende, normalmente como tal, la desviación típica de la diferencia entre el máximo y el mínimo en un intervalo dado de tiempo [Peña93]. Por ejemplo, la volatilidad intradía a 5 minutos reflejaría la desviación típica para la variable que representaría la diferencia entre el máximo y mínimo en precio para cada intervalo de 5 minutos. Se pueden delimitar tantas volatilidades intradía como divisiones temporales de una sesión puedan hacerse. Ésta es una de las razones por las que un estudio financiero-económico de este tipo de volatilidades no es excesivamente práctico. La utilidad de este tipo de volatilidad, reside en que permite captar los momentos puntuales de mayor movimiento en precio, que suelen venir reflejados en cambios bruscos en las volatilidades implícitas, negociadas dentro del mismo día. Si en un caso extremo todas las volatilidades intradía fueran cero, la variación del precio sería nula y por ende no habría excesivos motivos para incrementos en la volatilidad implícita. Por el contrario, en momentos de gran nerviosismo en el mercado, la volatilidad intradía se dispara, pudiendo producir el mismo efecto en la implícita negociada.

Como ya se ha indicado, la **volatilidad histórica heterocedástica** parte de la hipótesis de que la desviación típica de la función de distribución de rendimientos no es constante. Se distingue entre:

1. **Volatilidad histórica heterocedástica condicional:** depende básicamente de los errores cometidos en el pasado y, en algunos modelos, de la información existente para el agente económico en el período de que se trate, de shocks inesperados en el mercado, etc.
2. **Volatilidad histórica heterocedástica incondicional:** puede considerarse como la parte constante de la volatilidad. Se aproxima a la volatilidad mínima del mercado, siendo la volatilidad por debajo de la cual, tanto la volatilidad implícita, como la homocedástica, tienen dificultades para mantenerse de forma controlada

La **volatilidad prevista** es aquella que determinados modelos anticipan, como consecuencia del empleo de técnicas de predicción financiero-econométricas.

La **volatilidad futura** es la única no manejable, ni conocida por los participantes en el mercado. La volatilidad futura es la volatilidad real que el activo va a manifestar desde el momento de intercambio inicial hasta su vencimiento.

1.2 PREDICCIÓN EN MERCADOS FINANCIEROS

Ya hemos justificado en el apartado anterior la necesidad de servirse de predicciones sobre las distintas variables económicas de distinto tipo para diagnosticar la situación económica general o particular de un agente económico. Los parámetros predichos son uno de los elementos más importantes para la toma de decisiones de un agente económico, ya que tratan de reducir la incertidumbre presente en el entorno y que es cualidad intrínseca al mismo. Como el conocimiento de acontecimientos futuros está afectado por un grado de incertidumbre, se requiere la asignación de una probabilidad al proceso de predicción a través de modelos estadísticos y econométricos.

La econometría (parte de la ciencia económica que aplica las técnicas matemáticas y estadísticas a las teorías económicas para su verificación y para la solución de los problemas económicos mediante modelos) tiene como objetivo destacado el estudio del pasado y la extracción de pautas de comportamiento para el futuro. No obstante, los métodos y técnicas actuales de predicción están lejos de resolver de forma mecánica los problemas planteados, ello es debido a que se trabaja con problemas multi-objetivo, sin solución única, dinámicos y mayoritariamente NP completos. Cuando la predicción se realiza mediante un modelo econométrico se concibe a ésta como un marco de referencia o de trabajo, en donde las técnicas, métodos estadísticos y aplicaciones informáticas se consideran instrumentos o herramientas. Así pues, la predicción a través de los modelos econométricos se debe entender como una dialéctica entre los resultados obtenidos a través del modelo y la realidad. En este contexto, se considera que una predicción económica es adecuada o satisfactoria si contribuye a dar una respuesta coherente sobre las pautas de comportamiento futuro de la economía. La predicción no es un fin en sí mismo, sino que está inmersa en el proceso más complejo de toma de decisiones. Las técnicas de predicción se pueden clasificar según su objetividad y según la información utilizada [Aznar93]:

- Según el grado de objetividad se pueden distinguir entre:
 - o Métodos objetivos: Basados en una reflexión teórica y fundamentada por algún tipo de modelo básico que explica el proceso de la toma de decisiones.
 - o Métodos subjetivos: Basados en la intuición y experiencia de algún agente.

- Según la información utilizada se puede diferenciar entre:
 - o Métodos de predicción cuantitativos: Basados en la información estadística que proporcionan los datos, proporcionando resultados, fundamentalmente, cuantitativos.
 - o Métodos de predicción cualitativos: basados en la información proveniente u obtenida a través de encuestas de opinión.

Además, dentro de los métodos objetivos se puede distinguir a su vez entre los modelos causales y no causales (también conocidos por métodos estadísticos o históricos) [Peña05]:

- Modelos causales: son aquellos que están basados en el conocimiento de las selecciones estructurales de las variables en el pasado, con el fin de predecir el comportamiento futuro de las variables objetivo. Es decir, se fundamentan en la interrelación entre variables a través de un modelo econométrico. Además, en su especificación algunas variables son causa de las variaciones de otras que se pueden utilizar como predictores. En este contexto, los Modelos Econométricos se pueden concebir como un sistema de ecuaciones con variables interdependientes que describen el sistema económico a estudiar, representan la idea de causalidad y son una representación simplificada de la estructura económica. La especificación del modelo econométrico a utilizar estará condicionada por las características específicas del proyecto que se ha de realizar, por el entorno de incertidumbre en el que está envuelto y por los objetivos concretos que se quiera establecer.
- Modelos estadísticos (no causales o históricos): son los utilizados en la predicción basada en el modelado de las observaciones históricas y actuales de las variables. La información pasada o histórica junto con la actual, permite construir una serie temporal, que es la base del análisis de las predicciones futuras. Dentro de las técnicas de estudio de las series temporales se pueden distinguir esencialmente dos grandes grupos: los métodos clásicos o de descomposición (métodos no paramétricos) y los modelos Autorregresivos Integrados con Medias Móviles (ARIMA) de series temporales (métodos paramétricos) propuestos en [Box76]. Un enfoque alternativo, y en cierta forma complementario, de análisis de series temporales es el propuesto por [Maravall 96] que tiene como objetivo identificar el modelo ARIMA de la serie que cumpla las hipótesis teóricas de partida.

1.2.1 PREDICCIÓN BASADA EN ANÁLISIS FUNDAMENTAL

El Análisis Fundamental (AF) [Graham07] consiste en un procedimiento que valora cada activo a partir de las variables económicas fundamentales y la consiguiente capacidad de la empresa para generar beneficios en el futuro. El análisis fundamental considera que los cambios que se producen en el precio de un activo se deben esencialmente a factores económicos relativos, tanto a la empresa como al ambiente económico en general. Desde este punto de vista, el analista financiero decide qué posiciones de compra y venta tomar de acuerdo con información fundamental estrechamente ligada a los estudios financieros: informes de auditores cuentas de resultados, balances trimestrales, historial de dividendos, estrategia empresarial, etc. Con toda esta información interna analiza los datos de ventas, el talento directivo, la competencia, los índices de producción, las estadísticas de las cotizaciones y las previsiones de rendimiento, así como las noticias diarias sobre la evolución económica general para establecer una estimación de las futuras condiciones de la actividad de la empresa cuyas acciones son de interés.

El enfoque fundamental examina los factores más relevantes que afectan la corriente futura de beneficios de una empresa con el fin de determinar su valor intrínseco, que no es otra cosa que el valor que los fundamentos económicos le atribuyen según la ley de la oferta y la demanda. Dicho en lenguaje más técnico, el valor intrínseco de una empresa es el valor actual descontado de la corriente de beneficios que se prevé que la empresa obtendrá en el futuro [Suárez96].

El valor intrínseco se calcula considerando tanto los factores relativos a los fundamentos económicos (tales como la tasa de inflación, el nivel general de los tipos de interés, los tipos de cambio, el producto interior bruto, etc.), como considerando factores que atañen exclusivamente a la actividad de la propia empresa. Tales factores internos van desde la cuenta de resultados de la empresa a las sanciones a que pueda estar sometida por la Administración, el malestar laboral y, en general, cualquier otro factor que pueda influir sobre el mercado a la hora de determinar la oferta y la demanda de las acciones de la empresa.

La cuestión básica que pretende dilucidar el Análisis Fundamental es la capacidad de la empresa para generar beneficios en el futuro. Para ello focaliza su atención en el conjunto de fuerzas económicas que determinarán su corriente futura de beneficios, es decir, su valor intrínseco. Si el precio de dicha acción se encuentra por debajo del valor intrínseco entonces debe comprarse, y viceversa.

La aproximación fundamental realiza un exhaustivo análisis del ambiente económico, del sector y de la empresa con el fin de determinar el valor intrínseco de un activo. En general se consideran los siguientes factores:

- El ambiente económico general que se valora por medio de indicadores cíclicos y por los tipos de interés. El indicador cíclico (CIAM) suele ser empleado para predecir el estado general de la economía utilizando el principio de que una economía experimenta períodos observables de expansión y contracción, generalmente relacionados con el ciclo económico. El comportamiento de la economía se aproxima intentando determinar cuál es su posición dentro del ciclo económico.
- Los cambios en los tipos de interés afectan directamente tanto a la economía como al mercado de capitales. Un aumento de los tipos de interés produce, por una parte, un efecto contractivo sobre la actividad económica haciendo menos rentables las diversas alternativas de inversión. Por otro parte, incrementa para un inversor el coste de oportunidad de mantener sus ahorros en activos de renta variable.
- El análisis sectorial, que se refiere a la evaluación de otras empresas que operan en el mismo sector industrial, con el fin de determinar la competitividad de una empresa y clasificar la etapa del ciclo de vida industrial en el que se encuentra.
- El análisis de la empresa, que está destinado a determinar el valor intrínseco de sus acciones en relación a los anteriores análisis que influyen en la generación de sus beneficios. Para ello, se debe identificar los factores individuales, únicos en cada empresa, tales como la tasa esperada de rendimientos, las expectativas de reparto de dividendos y el grado de riesgo.

Sobre la base de los análisis explicados, la estrategia de transacción del inversor puede sintetizarse por medio de las siguientes variables:

- La tasa de crecimiento esperada del rendimiento: el inversor debe estar dispuesto a pagar un precio más elevado por una acción cuanto más tiempo se espere que dure la tasa de crecimiento.
- Las expectativas de reparto de dividendos: el inversor racional debe estar dispuesto a pagar un precio más elevado por una acción cuanto más alta sea la tasa de crecimiento de los dividendos.

- El grado de riesgo: el inversor racional (y adverso al riesgo) debe estar dispuesto a pagar un precio más elevado por una acción, a igualdad de condiciones, cuanto menos arriesgadas sean las acciones de una empresa.
- El nivel de los tipos de interés del mercado: el inversor racional debe estar dispuesto a pagar un precio más elevado por una acción, a igualdad de condiciones, cuanto menor sea el tipo de interés.

Los principios citados son defendidos por los analistas de inversiones como la vía para realizar las estimaciones que conduzcan a encontrar el valor intrínseco del precio de una acción, confiados en la existencia de una cierta racionalidad implícita en los mercados de valores. Una gestión de inversión segura consistiría sencillamente, en comprar cuando la cotización de un activo estuviera momentáneamente por debajo de su valor intrínseco, y vender cuando fuese más elevada que dicho valor intrínseco [Malkiel92].

1.2.2 ANÁLISIS TÉCNICO

El objetivo de todo inversor es obtener posiciones recomendadas de compra y venta. Muchos profesionales del mercado suelen utilizar varias técnicas de predicción basadas en datos históricos que le ayuden en su análisis y conocidas genéricamente como Análisis Técnico (AT). Si atendiéramos a la Hipótesis de los Mercados Eficientes (HME) de la que hablaremos más adelante, la utilización de estas técnicas no conllevaría la obtención de beneficios [Gonzalez03]. Sin embargo, el análisis técnico está ampliamente extendido como método de predicción dentro de los profesionales del sector. Existe la idea extendida de que el análisis técnico trabaja más bien a corto plazo. En este trabajo, se demostrará que es posible y beneficioso trabajar con el análisis técnico a largo plazo.

De modo genérico, el análisis técnico es el estudio de la información pasada del comportamiento del mercado con la finalidad de predecir tendencias futuras, independientemente del estudio de los activos que se negocian en ese mercado.

El término técnico, aplicado al mercado de valores, se refiere al estudio de la actividad del mercado en sí misma y, de forma independiente, al estudio de los activos de que se ocupa. El analista técnico se preocupa solamente de la evolución de los precios y el volumen de negociación. Y esto se debe a que el análisis técnico se basa en tres premisas fundamentales [Neely97]:

- El mercado lo descuenta todo, es decir, toda la información, sea fundamental, política, psicológica, etc., disponible hasta ese momento, está reflejada en el precio,

que no hace más que seguir el comportamiento de la oferta y la demanda. El analista técnico supone que si los precios suben es porque la cantidad demandada es mayor que la cantidad ofertada y viceversa, sin importarle las causas de esta conducta.

- El segundo principio establece que los precios se mueven, en el largo plazo, por tendencias de duraciones relativamente largas y delimitadas en el tiempo. El objetivo del analista es identificar tendencias que están en sus primeras etapas de desarrollo para tomar decisiones de inversión que sigan la misma línea.
- La tercera premisa establece que los patrones de comportamiento pasados se volverán a repetir en un futuro. Por lo que el mercado tiene memoria y los precios no se comportan como un camino aleatorio.

La idea básica es que los precios se mueven siguiendo tendencias que están determinadas por actitudes cambiantes de los inversores hacia una variedad de hechos económicos, monetarios políticos y psicológicos [Pring91].

Las herramientas más utilizadas dentro del análisis técnico son el chartismo y las reglas técnicas. Mientras las primeras se basan en los gráficos de las series de precios y volúmenes, las segundas intentan eliminar el componente subjetivo de la interpretación de los gráficos a través de funciones matemáticas que indicarán al inversor posiciones de compra o venta, en función de los precios pasados. Dentro de estas reglas técnicas podemos destacar las basadas en órdenes estadísticos y las basadas en medias móviles.

El Análisis Técnico está ampliamente extendido en los mercados financieros reales y ha constituido una frecuentísima maquinaria predictiva para los inversores financieros durante los últimos cien años [Plummer89].

En [Taylor92] se hace, a petición de la División Económica del Banco de Inglaterra, un cuestionario sobre el uso del Análisis Técnico por parte de los agentes que operaban en el mercado de divisas de Londres. Como resultados más llamativos de la encuesta, los autores destacaron los siguientes:

- El 90% de los encuestados declararon conceder algún tipo de peso a los consejos técnicos cuando formaban sus expectativas sobre el tipo de cambio sobre horizontes de predicción a corto plazo.
- Existió un claro consenso entre los encuestados de que el análisis gráfico se usa principalmente como una guía del comportamiento de las divisas a corto plazo y de que las técnicas chartistas deberían utilizarse junto con recomendaciones fundamentales.

- La confianza de los agentes en el análisis fundamental aumenta cuando el horizonte de predicción aumenta.

Al mismo tiempo, se concluye que la pobreza predictiva de los modelos empíricos de tipos de cambio y su alta volatilidad puede ser, en gran parte, explicada atendiendo a dos hechos. Por una parte, la interacción que se produce en los mercados cambiarios entre fuerzas fundamentales y no fundamentales. Por otra parte, si la estructura de los mercados financieros es inherentemente no lineal, entonces los fundamentalistas pueden perder credibilidad en el mercado cuando se producen grandes movimientos de precios y sus modelos de predicción lineal dejan de proporcionar una buena aproximación local al comportamiento de los precios.

Mientras tanto, el Análisis Técnico, al trabajar de forma muy cercana al día a día del mercado, es capaz de obtener, de forma intuitiva, una aproximación local más cercana a la estructura económica subyacente, ganando así popularidad entre los agentes carentes de un entendimiento profundo de las fuerzas del mercado y los especuladores.

Desde un punto de vista del diseño de un sistema automático para la predicción y análisis del mercado bursátil, lo habitual es acudir al empleo de indicadores técnicos, esto es así porque la información que precisa un indicador técnico se limita al histórico del precio de valor que se quiera estudiar. El análisis fundamental requiere un conjunto de datos mucho más amplio de tipo contable y financiero.

Por último, los autores proponen, como reto importante en la investigación de la economía financiera internacional, la obtención de modelos que puedan explicar los movimientos pasados de los tipos de cambio, predecir los movimientos futuros con algún grado de precisión y explicar la popularidad del Análisis Técnico.

1.2.2.1 La hipótesis de los mercados eficientes

De esta forma, se crea un túnel entre soportes y resistencias entre el cual el inversor no toma decisiones y sigue estando en posiciones que habían sido tomadas previamente. Solamente cuando se traspasa ese túnel es cuando el inversor realiza una transacción.

Los académicos financieros optaron por la Hipótesis de los Mercados Eficientes (HME) como una tercera vía en el enconado debate entre el chartismo y el fundamentalismo [Fama70]. De forma sintética, un mercado es eficiente cuando los precios de los bienes que se negocian en los mercados reflejan toda la información disponible y ajustan total y rápidamente la nueva información, constituyendo los precios señales eficientes en la asignación de recursos [Aragones94]. La implicación básica de la HME es que ninguna técnica de predicción, ni fundamental ni técnica, puede ser empleada con éxito en la obtención de beneficios superiores a los normales.

En un mercado eficiente, la nueva información se absorbe instantáneamente y se incorpora a los precios del mercado, que reflejarán así toda la información relevante existente en cada momento. Este proceso implica que los sucesivos cambios en los precios de cada acción son independientes (es decir, obedecen a un modelo de “paseo aleatorio”), lo que implica que el mercado no tiene memoria: las series históricas de precios no tienen utilidad alguna para predecir los precios futuros. En un mercado eficiente no es posible la obtención de beneficios superiores a los normales de forma trivial. Por cuanto el arbitraje realizado por los inversores racionales, que intentarán aprovechar cualquier oportunidad para obtener beneficios, eliminará cualquier posible ganancia que pudiese derivarse de la existencia de patrones predecibles

Aunque la formulación y fundamentación definitiva de la HME se produce en los años sesenta, tal hipótesis recoge, engloba y sistematiza numerosas aportaciones producidas desde principios del siglo pasado sobre la incapacidad de predecir los precios de los activos financieros.

Louis Bachelier en su Tesis Doctoral leída en 1900 (“Teoría de la Especulación”, se puede encontrar un enfoque reciente y comentado en [Bachelier06]) desarrolló una elaborada teoría matemática de los precios especulativos, que contrastó en los bonos del gobierno francés, encontrando que tales precios eran consistentes con un modelo precursor del que hoy conocemos con el nombre de paseo aleatorio (*‘random walk’*). Durante los años sesenta se registran avances cruciales en las investigaciones sobre la habilidad predictiva de los precios financieros [Mills93] y el modelo de paseo aleatorio adquiere carta de naturaleza.

Esta hipótesis de mercado eficiente tiene su reflejo matemático en el modelo de paseo aleatorio.

$$P_t = P_{t-1} + \epsilon_t \quad (1.2)$$

donde P_t , es el precio observado al comienzo del instante t y ϵ_t es un término de error que tiene media cero, varianza constante y cuyos valores son independientes unos de otros. La independencia implica no sólo que los incrementos son independientes, sino que cualquier función no lineal de los incrementos es también incorrelada. Dicho término de error suele denominarse a veces ruido blanco estricto [Campbell97]. Como ϵ_t representa los cambios en los precios, dichos cambios serán independientes de su pasado.

Durante los años sesenta muchas de las investigaciones fueron conducidas hacia los fundamentos teóricos de los mercados financieros, dando lugar al desarrollo de la teoría de los mercados eficientes. Aparecen entonces serias cuestiones sobre la hipótesis del paseo aleatorio como un modelo teórico de mercado financiero. La suposición de que los cambios en los precios ϵ_t son independientes e idénticamente distribuidos se encontró demasiado restrictiva como para ser consistente con una clase razonablemente amplia de modelos de optimización,

dentro del marco teórico del equilibrio [Mills93]. Surge así la necesidad de relajar tal hipótesis y aparece el concepto de *martingala*.

Una martingala es un proceso estocástico P_t que puede ser escrito en la forma

$$P_t = P_{t-1} + a_t \quad (1.3)$$

donde a_t se define como un proceso incorrelacionado, con una distribución común. La aparente identidad de este modelo con el paseo aleatorio es puramente superficial. La gran diferencia estriba en que en la martingala los incrementos a_t no son necesariamente independientes aunque están incorrelacionados linealmente.

El modelo de martingala posibilita, por tanto, una forma más compleja de dependencia en las series financieras donde, junto con la independencia lineal, se admiten dependencias entre los momentos condicionales de orden superior.

Esto tiene importantes implicaciones predictivas pues, aunque cualquier técnica de predicción lineal sobre los cambios de precios futuros basada en los precios históricos será necesariamente inefectiva, no se niega la posibilidad de ganancias predictivas de momentos condicionales de órdenes superiores explotando algún tipo de relaciones no lineales entre las series temporales.

Desde el punto de vista de la predicción, la hipótesis de martingala implica que la mejor predicción del precio de mañana es simplemente el precio de hoy. Tal propiedad se considera como una condición necesaria de mercado eficiente, en su forma débil, pues expresa que la información contenida en los precios pasados está instantánea, plena y perpetuamente reflejada en los precios corrientes de los activos [Campbell97]. Otro aspecto de la hipótesis de martingala es que los cambios de precios no solapados se encuentran incorrelacionados, lo que implica la inefectividad de cualquier regla lineal de predicción de los cambios futuros de precios basados solamente en su propia historia.

El ataque a las teorías precedentes, el Análisis Técnico y el Análisis Fundamental, dividió la HME en tres niveles distintos de eficiencia: la forma “débil”, la forma “semifuerte” y la forma “fuerte”.

En su forma débil, la HME establece que los precios de los activos reflejan, en cada instante, toda la información contenida en el pasado de las series históricas de precios pasados y de volumen de transacción por lo que resulta imposible predecir el precio de un activo a través de los datos pasados. El futuro de las cotizaciones es independiente de su pasado y por tanto es imposible obtener de forma sistemática, por medio del Análisis Técnico, una rentabilidad superior a la que se obtendría con la sencilla estrategia de “comprar y mantener”, habiendo

considerado costes de transacción y una prima de riesgo. Por tanto, según esta hipótesis resulta una pérdida de tiempo analizar gráficas de precios pasados y movimientos del volumen de transacción con el fin de predecir los precios futuros.

En su forma semifuerte, la HME determina que los precios reflejan toda la información pública que pudiese afectar al valor intrínseco de un activo. Es una pérdida de tiempo analizar informes anuales de las empresas o desarrollar reglas de transacción basadas en datos macroeconómicos ya disponibles por el público. Según esta corriente, sólo los inversores con información privilegiada pueden obtener unos beneficios superiores a los que se consideran normales.

En su forma fuerte, la HME estipula que los precios de los activos reflejan toda la información pública, privada y privilegiada. Incluso los agentes con información privilegiada son incapaces de obtener beneficios anormales. Los cambios en los precios son variables aleatorias independientes que incorporan cualquier información relevante. En definitiva, lo que viene a señalar es que, de existir una posibilidad de beneficio futuro, ésta sería inmediatamente conocida por los agentes, que harían modificar el precio a través de los movimientos de oferta y demanda, hasta el punto de hacer desaparecer ese beneficio potencial.

A mediados de los setenta, la HME, en su versión semifuerte, fue una hipótesis ampliamente aceptada en la literatura económica. No obstante, la teoría de los mercados eficientes no concuerda con numerosos acontecimientos como los sucedidos en los mercados bursátiles en octubre de 1929, en octubre de 1987, en octubre de 1997, tiempos de crisis de las materias primas, inestabilidad internacional (guerras), burbujas, etc. Tampoco es capaz de explicar las tormentas monetarias que sacudieron los mercados cambiarios europeos entre 1992 y 1994; en general la HME no es capaz de explicar por qué los precios de las acciones presentan más volatilidad que lo que cabría esperar de la evolución de sus variables fundamentales [West88].

A partir de la década de los ochenta, ya eran muchos los investigadores que tenían dudas sobre la eficiencia de los mercados, existiendo numerosas evidencias empíricas contrarias a la HME [Chiarella92]. Algunos de estos estudios han mostrado las inconsistencias con el modelo puro de paseo aleatorio o forma débil de la HME. Otros trabajos advirtieron anomalías relativas al exceso de rendimientos debidos a una variedad de factores tales como tamaño de la firma, sentimientos del mercado, días de la semana, etc.

En [West88] se encuentra una recopilación de diversas investigaciones relativas al exceso de volatilidad de los precios de las cotizaciones. En todos ellos se encuentran evidencias a favor de la hipótesis de exceso de volatilidad y se establece que dicho exceso no puede ser explicado adecuadamente por los modelos estándar de rendimientos esperados o por medio de burbujas racionales.

El exceso de volatilidad apunta hacia la presencia de fuerzas dinámicas intrínsecas relacionadas con la especulación en los mercados. West cuestiona la idea de que los precios de los activos estén determinados, exclusivamente, por los valores fundamentales esperados racionalmente.

En resumen, hoy en día la HME no constituye un paradigma de trabajo eficaz, real y práctico a la hora de operar en los volátiles mercados financieros.

1.2.2.2 Renacimiento académico del Análisis Técnico

Históricamente el análisis técnico ha sido frecuentemente menospreciado por los académicos de la comunidad financiera. Como trabajo pionero sobre el análisis técnico podría citarse [Alexander 61] que aplicó una regla de filtro en la que se compra un activo cuando su precio se incrementa en un x% desde su último soporte y se vende cuando su precio cae un x% desde su última resistencia.

En [Alexander61] se establecían los soportes y las resistencias como los mínimos y los máximos, respectivamente. Pretendía, mediante esta técnica, estudiar la posible existencia de tendencias en los precios que pudiesen estar enmascaradas entre las fluctuaciones del mercado.

Se concluyó que en los Índices Standard & Poor's 500 y Dow Jones de la Bolsa de Nueva York existen tendencias predecibles, mediante la comparación del rendimiento de esta estrategia con la estrategia de comprar y mantener ('*Buy & Hold*'). Otros autores, [Fama66] presentaron un análisis empírico más detallado de dichas reglas, corregidas por dividendos y costes de transacción. Llegando a la conclusión de que tales reglas no mejoran la simple estrategia de "comprar y mantener". Estos trabajos mantuvieron al análisis técnico fuera de los medios académicos durante casi treinta años.

Desde finales de los ochenta se ha puesto especial énfasis en contrastar la posibilidad de predecir los rendimientos bursátiles. Tal es el caso de diversos trabajos como [Fama88] [Fama91] y [Lo88].

No obstante, durante los años noventa, el análisis técnico experimentó un importante renacimiento en la literatura financiera, en la medida en que recientes estudios sobre los rendimientos de los activos han puesto de manifiesto la posibilidad de predecir hasta cierto grado en muchos mercados.

Tales aportaciones empíricas han demostrado que las conclusiones acerca del nulo poder predictivo de las reglas chartistas eran, como mínimo, precipitadas. Un trabajo crucial en este sentido es el de [Brock92]. En dicho trabajo se contrasta la capacidad de generar beneficios de las dos reglas técnicas más populares (medias móviles y ruptura del rango) en el índice Dow Jones.

Los autores concluyen que los rendimientos obtenidos mediante estas estrategias no son consistentes con los cuatro modelos más utilizados en finanzas: el Paseo Aleatorio, AR(1), el GARCH-M y el GARCH exponencial. Es decir, que las diversas reglas usadas en el índice Dow Jones eran capaces, de generar beneficios frente a los modelos econométricos más empleados en finanzas. Encuentran que las señales de compra generan rendimientos más altos que las señales de venta y, además, los rendimientos que proporcionan las señales de compra son menos volátiles que los rendimientos que proporcionan las señales de venta. Detectan claros síntomas de estructura no lineal que se manifiesta en la naturaleza asimétrica de los rendimientos. Además, los rendimientos obtenidos de las señales de venta son negativos lo que no es fácilmente explicable por cualquiera de los modelos de equilibrio existentes en la actualidad.

En definitiva, Brock concluye que los altos rendimientos obtenidos mediante el análisis técnico no pueden ser explicados por los modelos econométricos más usados en la literatura financiera.

Igualmente, [Bessembinder95], [Mills96] y [Fernández99] presentan evidencias similares para los mercados asiáticos, británico y español, respectivamente.

Las discrepancias entre los resultados obtenidos, por los distintos autores, en relación al poder predictivo del Análisis técnico ha conducido a una profunda reconsideración sobre el modo de elaborar las reglas técnicas. En este sentido, [Lo90] concluye que las especificaciones ad-hoc de los parámetros que se emplean en las reglas técnicas, provocaba fisgoneo en los datos. *Es decir, que la elección arbitraria, tanto de las reglas como de los parámetros seleccionados, producían desviaciones en los resultados. Asimismo, concluían que, de haber empleado técnicas de optimización para la elección de dichos parámetros, estas desviaciones se podían haber reducido e incluso, en algunos casos eliminado.* En este sentido, el principal objetivo que pretende cumplir esta tesis, es la generalización de una metodología basada en Algoritmos Evolutivos (AEs) para la optimización de los parámetros de las reglas técnicas, permitiendo, además, incorporar nuevos elementos para el control del riesgo y de los costes de transacción asociados.

1.3 INTRODUCCIÓN A LOS INDICADORES TÉCNICOS SELECCIONADOS PARA LA EVALUACIÓN DE RESULTADOS.

El objetivo principal de esta tesis se orienta a la optimización de los parámetros de ciertas reglas de Análisis Técnico, al mismo tiempo que se contemplan otros objetivos como la minimización de los costes de transacción y la minimización del riesgo. Por ello y para una mejor comprensión del trabajo realizado, se muestra, a continuación, una explicación sobre las reglas técnicas sobre las que se ha incidido y su justificación.

En los últimos años, al enfoque tradicional del análisis técnico se han agregado una amplia variedad de indicadores, que junto a la estadística se han aplicado al estudio del comportamiento de los precios en los mercados.

Un indicador u oscilador técnico es la representación gráfica de una relación matemática entre variables bursátiles (generalmente cotizaciones) que, según su tendencia, cambio de sentido o corte de líneas de referencia, indica el momento de compra o de venta de un título. Se entiende por oscilador técnico un indicador que varía del cero al cien por cien [Graziano01].

La principal ventaja de los indicadores y osciladores técnicos es su sencilla utilización y fiabilidad en la toma de decisiones, destacando la fácil lectura de sus señales de compra y venta, por lo que toda valoración de activos (principalmente a corto y medio plazo) debería estar complementada por esta vertiente del análisis técnico.

Existen muchos tipos de indicadores y osciladores técnicos y continuamente se crean nuevos indicadores que desaparecen tan rápido como se crearon. No existe un indicador universal que sirva para cualquier activo o situación de mercado, por lo que es conveniente utilizar más de un indicador u oscilador técnico en un momento determinado.

Estadísticamente, los que dan mejor resultados son el RSI (*'Relative Strength Index'*) y el MACD (*'Moving Average Convergence-Divergence'*) [Elder93]. Una técnica que complementa perfectamente el análisis de indicadores y osciladores técnicos es el análisis de medias móviles.

Una media móvil, tal como su nombre indica, es una media sobre un conjunto de valores (precios, volúmenes...) que tiene la particularidad que su cálculo se efectúa sobre un número concreto de datos (n días) que marcan el período. A medida que se incorpora un nuevo dato desaparece el primero, para mantener siempre este período de cálculo.

Hay que resaltar en primer lugar que una media no anticipa nada, es un indicador seguidor, no líder. Con las formaciones de precios chartistas podríamos predecir el comportamiento futuro de los precios; con las medias lo que se consigue es seguir la pista de la tendencia. Es decir, el cambio de tendencia ya ha tenido lugar y posteriormente la media reacciona y lo confirma.

Con una media se obtiene una suavización de los precios, lo que permite disminuir "el ruido" y tener una visión más clara de la dirección de los precios, eso sí, a costa de retrasar la actuación del mercado. Este retraso y la suavización se acentúan al incrementar los períodos de cálculo de las medias.

Las medias móviles se construyen con diversos datos. El cálculo se realiza principalmente con los precios de cierre, pero hay quien utiliza los máximos y mínimos del día para trazar medias móviles adicionales; o también se suma el cierre, el máximo y el mínimo y se dividen por tres y al resultado se le aplica la media. El cálculo más común es el primero. También es posible

aplicar las medias móviles a otros casos, como el volumen de contratación e incluso a otros indicadores.

Hay que tener claro que la aplicación de las medias móviles dependerá de cada valor, es decir, a lo mejor para un valor X nos vienen bien las medias 10 y 22 días mientras que estas mismas medias funcionan mal para otro valor.

1.3.1 MEDIA MÓVIL SIMPLE

Es la media aritmética de los últimos N períodos. Por ejemplo para calcular una media móvil simple de 3 días (MMS_3) a partir de las cotizaciones en el día i ($Cotiz_i$):

$$MMS_3 = \frac{Cotiz_{hoy} + Cotiz_{ayer} + Cotiz_{2 \text{ días atrás}}}{3} \quad (1.4)$$

Ante esta media se plantean dos problemas:

1. Proporciona el mismo peso al primer día que al último; esto lo soluciona la media móvil ponderada (que nosotros no emplearemos dada la dificultad de ponderar los correspondientes parámetros).
2. Sólo tiene en cuenta el período elegido, el resto lo ignora; esto lo soluciona la media móvil exponencial.

Sin embargo y, a pesar de estos problemas, la media móvil simple funciona muy bien en ocasiones, lo que debe llevar a plantearse su utilización. Así lo hemos hecho en el presente trabajo y el procedimiento concreto y resultados obtenidos se podrán consultar en el capítulo 5.

1.3.2 MEDIA MÓVIL EXPONENCIAL (MME)

La MME tiene en cuenta toda la serie histórica o P datos, sea $P \geq 1$ el periodo de la MME y v_i el valor del día i , la MME en el día i , denotada MME_i , es definida como sigue:

$$MME_i = (v_i * f) + [MME_{i-1} * (1-f)] \quad (1.5)$$

donde

$$f = 2 / (P+1) \quad (1.6)$$

siendo N el número de días sobre los que se calcula la media móvil exponencial.

Veremos ahora las medias de corto plazo, medio y largo. Las de corto se ajustan más a los precios, por ejemplo una media de 5 días, sirve para operar a corto plazo. Las de medio serían de entre 15 y 40 días y entre 70 y 200 las de largo plazo.

Las medias son muy útiles para trabajar cuando el mercado está en tendencia, ya que permiten aplicar una de las máximas del análisis técnico: dejar correr los beneficios y acortar las pérdidas. También permiten identificar zonas de soportes y resistencias dinámicas que se van actualizando con los precios.

Existen varias formas de operar con las medias (independientemente del tipo de media móvil que se emplee). Una de ellas es la utilización de una única media que ofrece como señales de compra y venta los cruces de ésta con los precios los precios.

También se pueden buscar estas señales utilizando dos medias móviles (una de corto plazo y otra de medio plazo por ejemplo) y buscando sus puntos de corte.

La estrategia sería comprar cuando los precios cortan en sentido ascendente a su media móvil y vender cuando el corte se produce desde arriba hacia abajo. Cuando el mercado está en tendencia, las medias móviles muestran su mejor virtud. Nos mantienen en el mercado mientras la tendencia tiene una dirección clara, y evita que nos salgamos en las pequeñas correcciones del mercado. En cambio en los momentos de lateralidad del mercado, si utilizamos como estrategia el corte con los precios nos proporcionarían muchas señales falsas, que nos inducirían a pérdidas.

A modo de ejemplo, en la figura 1.12 se ha representado la cotización del Ibex 35 entre abril del 2002 y febrero del 2004. La línea azul representa la media móvil de 10 sesiones y la línea roja la media móvil de 50 sesiones. Utilizando el cruce de estas dos medias móviles, las flechas verdes indican los momentos adecuados para comprar (la media móvil de 10 sesiones corta hacia arriba a la de 50 sesiones) y las flechas rojas los adecuados para vender (la media móvil de 10 sesiones corta hacia abajo a la de 50 sesiones)



Figura 1.1. Cotización del IBEX 35 entre abril de 2002 y febrero de 2004 con líneas móviles aplicadas

1.3.3 MACD Y RSI: OSCILADOR E INDICADOR EMPLEADOS EN LA EXPERIMENTACIÓN

Se han seleccionado para validar nuestra metodología, dos de los instrumentos más empleados internacionalmente, como son el Índice de Fuerza Relativa (RSI) y la Convergencia-Divergencia de Medias Móviles (MACD). La razón de esta selección, se basa en que los estudios estadísticos presentes en la literatura sitúan a estas dos herramientas entre las que mayores rendimientos proporcionan con sus parámetros típicos [Elder93].

1.3.3.1 Índice de Fuerza Relativa (RSI)

El RSI (*Relative Strength Index*), conocido también en castellano como Indicador de Fuerza Relativa, es una herramienta de análisis técnico que mide en cada momento la fuerza con que actúa la oferta y la demanda. El RSI se expresa en porcentaje, es decir es un oscilador que se mueve entre el cero (cero por ciento) y el cien (cien por cien), siendo cincuenta (cincuenta por ciento) la zona neutra.

Matemáticamente la expresión del RSI es:

$$100 - \left(\frac{100}{1 + rs} \right) \quad \text{con} \quad rs = \frac{A_n}{B_n} \quad (1.7)$$

A_n = Media de las variaciones del precio que resultaron positivas de los últimos n períodos.

B_n = Media de las variaciones del precio que resultaron negativas de los últimos n períodos.

El valor de n es variable aunque de forma estándar se emplea el RSI construido a nueve días (RSI9), es decir se tiene en cuenta para los cálculos las cotizaciones de las últimas nueve sesiones.

Se ha dicho que el RSI oscila entre el cero (cero por ciento) y el cien (cien por cien) y que en el cincuenta (cincuenta por ciento) está la zona neutra. En esta zona y su entorno se entiende que las fuerzas de la demanda son prácticamente idénticas a las fuerzas de la oferta con lo que el RSI no indica ninguna tendencia definida.

En cambio cuando el RSI se aleja de la zona central o neutra y se dirige hacia el tope superior (cien por cien) indica que las fuerzas realizadas por la demanda son mayores que las realizadas por la oferta y cuando el RSI está cerca del tope superior del cien por cien la fuerza realizada por la demanda es desmesurada con relación a la fuerza realizada por la oferta, por lo cual en cualquier momento esta fuerza compradora puede extinguirse y convertirse en fuerza de oferta, tirando hacia abajo del RSI. Cuando se produce esta situación se dice que el título está sobrecomprado y es una señal de venta. Por el contrario, si el RSI se aproxima al límite inferior (cero por ciento) entenderíamos que los títulos están sobrevendidos, lo cual indicaría una buena situación de compra.

En resumen, por encima de cincuenta el título empieza a estar sobrecomprado y por debajo de este nivel se encuentra sobrevendido. Pero esta información no debe tenerse en cuenta hasta que el RSI se aleje suficientemente del centro (zona neutra). Lógicamente cuanto más se aproxime a los extremos, más fuerte será la sobrecompra (señal de venta) o la sobreventa (señal de compra).

En la práctica, en el gráfico del RSI se marcan unas líneas horizontales simétricas con respecto al centro (por ejemplo: 50 ± 20) y se considera que el RSI sale de la zona neutra y baja a la zona de compra (de cero a treinta) o sube a la zona de venta (de setenta a cien) cuando supera estos límites. Habitualmente estos niveles se fijan en **treinta** y **setenta**. Este tipo de señales se da con más claridad en los rangos de operación o cuando la tendencia es muy débil, con tendencia fuerte no es aconsejable utilizar de esta manera el indicador.

A modo de ejemplo, mostramos el gráfico de los precios de cierre del DJIA, para el periodo comprendido entre el 18 de diciembre de 2007 y el 17 de junio de 2008, junto con su correspondiente gráfico RSI con parámetro 9.



Figura 1.2. (De <http://finance.yahoo.com>) Evolución del índice DJIA en el primer semestre de 2008 junto con gráfico RSI asociado (al pie del gráfico).

En este trabajo, se emplea un procedimiento de reciente aplicación al RSI, comentado en algún trabajo de la literatura económica [Graziano01]. Este nuevo enfoque del RSI se basa en el concepto de bandas de volatilidad, lo que confiere al RSI una capacidad adaptativa frente a las diferentes tendencias posibles del precio. El objetivo es sustituir las líneas estáticas de sobrecompra/sobreventa tradicionalmente situadas en 30/70 por unas bandas dinámicas que se adapten al comportamiento reciente del precio. Estas bandas, que denominaremos *bandas de referencia*, se calculan en función de:

- Una media móvil de largo plazo del RSI. Por ejemplo una media de 70 días. El RSI empleado para media móvil es el mismo que se analiza para simplificar el proceso. Por ejemplo, si se emplea un RSI de parámetro 9 para analizar un valor, las bandas de referencia se construyen con una media móvil de 70 días sobre un RSI de parámetro 9.
- El valor de una desviación estándar del RSI con respecto a esa media móvil.

Si sumamos / restamos el valor de una (1) desviación estándar del valor dinámico de la media móvil obtendremos dos líneas envolventes que abarcarán gran parte de los valores posibles del RSI, estrechándose / ensanchándose en función de la volatilidad reciente del RSI.

Destacamos dos ventajas fundamentales de este proceso, frente al típico 30/70:

1. Su cálculo en función de la volatilidad reciente del RSI les permite adaptarse a las condiciones cambiantes del precio de cada activo.

- a. Niveles de sobrecompra del RSI para un activo no tienen que ser los mismos que para otro.
 - b. Y, además, estos niveles, para un mismo activo, pueden ir variando en función de la tendencia actual del precio de ese activo. En tendencias alcistas los niveles de sobrecompra se desplazan al alza y en tendencias bajistas los niveles de sobreventa se desplazan a la baja.
2. El área comprendida entre más / menos n (en este caso 1) desviaciones estándar tiene una probabilidad estadística de suceso. Es decir, si suponemos que trabajamos bajo la hipótesis de normalidad, podemos asignar probabilidades al hecho de que la línea del RSI se dé la vuelta y se interne de nuevo dentro de las dos bandas. Por ejemplo, la probabilidad comprendida entre ± 1 una desviación estándar es, según las tablas de la distribución normal, igual al 68%. Las situaciones de extrema sobrecompra del precio indican oportunidades de venta a corto plazo. Del mismo modo, las salidas del indicador por debajo de la banda inferior (banda de sobreventa) significan oportunidades de compra del valor. Si el RSI se sitúa por debajo de la banda inferior de volatilidad, tiene una probabilidad del $68+16 = 84\%$ de retornar dentro de la banda. Es decir, son oportunidades de compra con una elevada probabilidad de éxito. Lo mismo ocurre por encima de la banda superior.

En nuestro caso, y, teniendo en cuenta las posibilidades que nos ofrecen los AEs, ¿por qué no ampliar nuestros horizontes y optimizar también la construcción de las bandas de referencia? Lo que se pretende y se considera, es que, realmente, para el RSI son dos los parámetros que se deben optimizar. Por un lado, el parámetro principal del RSI, es decir, el número de periodos que la fórmula del RSI debe contemplar (RSI_n). Por otro lado, insertaremos un nuevo término llamado RSI_{REF} fija la longitud de la media móvil para las bandas de referencia.

1.3.3.2 Convergencia-Divergencia de medias móviles (MACD)

El MACD (*Moving Average Convergence Divergence*), que se puede traducir como convergencia-divergencia de medias móviles, es un indicador que mediante el cruce de la línea del indicador (MACD) y de su media móvil (*Sign*) proporciona señales de compra o venta. El MACD se mueve alrededor de una línea central o línea cero, sin límites superior e inferior.

La formulación matemática está basada en la diferencia entre dos medias móviles concretas, una larga y otra corta. Matemáticamente, y siguiendo los parámetros típicos, el MACD se suele calcular de la siguiente forma:

$$MACD = MME(Cotiz)_{12} - MME(Coti)_{26} \quad (1.8)$$

$$Sign = MME(MACD)_9 \quad (1.9)$$

Siendo $MME(Cotiz)_i$ la media móvil exponencial de las cotizaciones de las últimas i sesiones (en nuestro caso 26 sesiones y 12 sesiones) y $MME(MACD)_9$ la media móvil exponencial de las últimas 9 sesiones del MACD. Los parámetros 26, 12 y 9 son los parámetros de entrada típicos a este indicador. Sin embargo, en este trabajo se propone seleccionar estos valores mediante AEs.

El gráfico del MACD consta de dos líneas: el MACD propiamente dicho, que se obtiene, en el caso de parámetros típicos, restando a la media móvil exponencial de las últimas doce (12) sesiones la de las últimas veintiséis (26) sesiones y de otra línea (*Sign*) que representa la media móvil exponencial de las últimas nueve sesiones del MACD.

A modo de ejemplo, mostramos en la figura 1.3, el gráfico de los precios de cierre del DJIA, para el periodo comprendido entre el 18 de diciembre de 2007 y el 17 de junio de 2008, junto con su correspondiente gráfico MACD con parámetros típicos (26, 12, 9):



Figura 1.3. Evolución del índice DJIA en el primer semestre de 2008 junto con gráfico MACD asociado (al pie del gráfico).

Las principales señales de compra y de venta se producen cuando la curva del MACD corta a su media móvil. Las señales de compra se generan cuando la línea del MACD corta en forma ascendente a la línea de su media móvil (*Sign*). Mientras la línea del MACD esté por encima de

su media móvil la posición seguirá siendo compradora.

Por el contrario se produce una señal de venta cuando la línea del MACD corta en sentido descendente a su media móvil. Mientras la línea del MACD esté por debajo de su media móvil la posición seguirá siendo vendedora.

Hay que tener en cuenta que el MACD, al igual que el resto de indicadores genera sus señales de compra o venta después del cambio de signo de la cotización, por lo que no se puede comprar o vender en los extremos máximos o mínimos de la misma si no un poco más tarde cuando el descenso o ascenso de la cotización arrastra al indicador.

El MACD es un indicador de tendencias que identifica el inicio o el agotamiento de una tendencia, por lo que en los movimientos laterales es mejor ignorar las señales de compra o venta y esperar que se confirmen.

El MACD se puede emplear también como un indicador de divergencia. Cuando el precio de la acción está subiendo y el MACD desciende (divergencia negativa) o viceversa (divergencia positiva), se puede considerar una señal que predice el cambio de tendencia. No obstante, en el caso de esta tesis se ha dejado la evaluación de esta opción para investigaciones futuras.

1.4 CONCLUSIONES Y RESUMEN

En este capítulo se han presentado los conceptos económicos fundamentales para la comprensión del trabajo realizado.

Como punto destacado, se explica los conceptos típicos de riesgo e incertidumbre. Y, se justifica la necesidad de medir de alguna forma la inestabilidad existente en el mercado, o de la sensación de riesgo que, sobre el mismo, poseen los inversores.

Así mismo, se ha justificado el uso de los indicadores técnicos como herramienta de trabajo para la fijación de estrategias de compra-venta en entornos bursátiles. Comentando parte de sus evolución histórica hasta alcanzar la importancia que poseen hoy en día.

Dos de los indicadores técnicos más conocidos son *Moving Average Convergence Divergence* (MACD) y *Relative Strenght Index* (RSI). Estos indicadores tienen, además, la ventaja de que han sido validados estadísticamente.

Una de las mayores dificultades en el empleo del MACD y del RSI es la optimización de sus parámetros. Generalmente, se emplean los parámetros (12, 26, 9) para el MACD y 9 para el RSI. Aunque la elección final de estos valores depende del usuario. Se busca escoger aquellos parámetros que ayuden a la consecución del máximo beneficio económico. Esta tarea es compleja, puesto que el espacio de búsqueda es muy amplio y discreto.

En la optimización de los parámetros asociados a estos indicadores se trabajará en capítulos posteriores.

2

2. TENDENCIAS EN LA PREDICCIÓN DE ÍNDICES Y VARIABLES BURSÁTILES

2.1	Introducción	63
2.2	Regresión lineal	64
2.3	Análisis univariante de series temporales	65
2.4	Regresión y análisis univariante frente al análisis técnico	72
2.5	Computación Evolutiva y Algoritmos Evolutivos	73
2.6	Otras técnicas aplicadas a la predicción en los mercados financieros	82
2.7	Prediciendo la volatilidad en los mercados financieros	83
2.8	Estudio de la Volatilidad basándose en índices: el índice VIX	87
2.9	Resumen y conclusiones	89

En este capítulo se presentan distintas tendencias existentes en la predicción de índices y variables bursátiles. Se pone especial énfasis en resumir las principales líneas de investigación que pretenden ayudar en la toma de decisiones de inversión.

De forma destacada, se resume el “estado del arte” de la aplicación de la Computación Evolutiva al campo económico permitiendo obtener una idea de las implicaciones que este tipo de técnicas puede tener en el futuro dentro una ciencia que marca la vida diaria.

Para finalizar, se resumen las tendencias generales existentes hoy en día para abordar el estudio de la volatilidad, ya que la volatilidad de un activo financiero es un factor importante a considerar si se quiere operar (realizar operaciones de compra – venta) con dicho activo.

2.1 INTRODUCCIÓN

La aplicación de técnicas de predicción del cambio de signo o de no cambio en la serie temporal de un mercado es un tema de creciente interés por parte de la comunidad financiera, existiendo numerosas evidencias de las bondades que presenta el estudio de la tendencia de los precios.

La hipótesis de trabajo plantea que predecir el signo de cambio de los mercados, podría generar mejores resultados de rentabilidad que los obtenidos por un inversor pasivo debido a dos razones:

- a. La mayor capacidad predictiva derivada de las técnicas en estudio permitirá que el inversor tome posiciones en activos más volátiles, dando la posibilidad de aprovechar la mayor amplitud del ciclo básico de evolución del precio, comprándolos cuando se encuentren en la parte inferior del ciclo y vendiéndolos en la parte superior, obteniendo así una mayor rentabilidad; y
- b. Posiciones más volátiles no implican necesariamente mayores riesgos, ya que un inversor que lleve a cabo una estrategia de inversión activa, puede liquidar su posición cuando su predicción apunte a una caída futura en los mercados, tomando solamente una parte del riesgo del mismo. En este sentido, la estrategia activa tendría mejores índices riesgo-retorno [Parisi06].

Para predecir el signo de cambio de los mercados se han empleado diversas técnicas. Muchas de ellas intentan predecir el valor futuro del índice o acción, de esta forma y comparándolo con los valores anteriores, se obtienen una predicción en cuanto a los cambios de tendencia que se pueden dar. Las consideradas clásicas se basan en el análisis univariante de series temporales. Otras más recientes emplean redes neuronales, algoritmos genéticos, lógica difusa, etc.

El análisis univariante de series temporales nace a partir del modelo clásico de regresión lineal. Por ello, se estudiará en primer lugar en este capítulo el modelo de regresión lineal normal clásico previamente al análisis univariante. Posteriormente, se irán exponiendo el resto de técnicas.

2.2 REGRESIÓN LINEAL

La regresión lineal consiste en el análisis cuantitativo de las relaciones que vinculan las variables del modelo entre sí según una estructura lineal.

A partir de las relaciones cualitativas estudiadas por la Teoría Económica y formulando en términos estadísticos dichas relaciones, se desarrollan los modelos econométricos correspondientes.

El modelo de regresión lineal normal clásico (MRLNC) considera que la relación entre la variable dependiente (Y) y las independientes (X_1, X_2, \dots, X_k) se puede formular matricialmente a partir de la siguiente expresión lineal [Walpole98]:

$$Y = X \cdot \beta + u \quad (2.1)$$

donde:

$$Y = \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \dots \\ Y_n \end{pmatrix} \quad X = \begin{pmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1k} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2k} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{n1} & X_{n2} & \dots & X_{nk} \end{pmatrix} = [X_1 \ X_2 \ \dots \ X_k] \quad \beta = \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \dots \\ \beta_k \end{pmatrix} \quad u = \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \dots \\ u_n \end{pmatrix} \quad (2.2)$$

que desarrollando se formularía:

$$Y_i = \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_k X_{ik} + u_i \quad i=1,2,\dots, n \quad (2.3)$$

si se considera que en el modelo existe término independiente, la matriz X se puede expresar como:

$$X = \begin{pmatrix} 1 & X_{12} & \dots & X_{1k} \\ 1 & X_{22} & \dots & X_{2k} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & X_{n2} & \dots & X_{nk} \end{pmatrix} \quad X = [1 \ X_2 \ X_3 \ \dots \ X_k] \quad (2.4)$$

Con lo que el modelo quedaría:

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_k X_{ik} + u_i \quad i=1,2,\dots, n \quad (2.5)$$

Esta relación funcional se conoce como hipótesis de linealidad. Además se establecen, en relación con el modelo, otro conjunto de hipótesis referidas a la variable de perturbación y a la matriz de regresores. Las hipótesis son las siguientes:

1. $Y = X\beta + u$
2. $E(u) = 0$
3. $E(uu') = \sigma_u^2 I$
4. X matriz de regresores no estocástica
5. $\rho(X) = k \leq n$
6. $u \sim N(0, \sigma_u^2)$

Por tanto, *el modelo de regresión lineal clásico es sumamente restrictivo, ya que sólo permite trabajar con él si se verifican las 6 hipótesis anteriores.*

2.3 ANÁLISIS UNIVARIANTE DE SERIES TEMPORALES

El modelo de regresión clásico sólo se plantea la influencia de un conjunto de variables exógenas sobre la endógena. Sin embargo, si lo que se pretende es la predicción del cambio de signo o no cambio sobre la serie temporal que traza un determinado valor o índice, el objetivo es estudiar el comportamiento de una variable (que suelen ser los precios diarios de cierre) contando sólo con la información de su propio pasado y presente. Es decir, no aparecen variables explicativas. Estos modelos, por utilizar información de una única variable, reciben el nombre de modelos univariantes.

Por otro lado, en un modelo de regresión, éste estaba correctamente especificado por hipótesis. Por ello, el problema consistía en la estimación de los parámetros del mismo y en la inferencia estadística. Sin embargo, el análisis univariante propone una metodología para construir modelos, siendo la estimación un aspecto puramente técnico. A la especificación de un modelo univariante se le llama en esta metodología identificación del modelo.

Esta metodología tiene su origen en un trabajo de Box y Jenkins [Box70] y desde entonces, ha sido desarrollada y aplicada a distintos campos, como la psicología, la medicina, la física, la ingeniería y en concreto, la economía (en [Peña05] se pueden encontrar varios ejemplos en diferentes ámbitos). Es decir, es una metodología que no ha nacido en el campo de la Econometría. Este enfoque pone mucha más atención a los datos que la econometría tradicional, dejando que sean los datos “los que hablen”. Por ello, van a ser fundamentales las herramientas no sólo estadísticas sino también gráficas en un análisis univariante.

Esta metodología no se puede aplicar a datos de sección cruzada o de panel y tiene tres niveles básicos [Peña05]:

1. Modelos univariantes. Se estudia una sola variable usando su evolución histórica como información para predecir su evolución futura.
2. Modelos de función de transferencia. Se estudia la relación entre una variable output y un conjunto de variables explicativas (inputs). Se permite que sean los datos los que decidan la dinámica del modelo, es decir, cómo afecta cada input al output y además, el error de estos modelos no tienen por qué cumplir las hipótesis tradicionales (media nula, varianza constante y ausencia de autocorrelación).
3. Modelos multivariantes. Se estudian las relaciones dinámicas entre dos o más variables y estas relaciones no tienen por qué ir en una sola dirección. Por ejemplo, las ventas de una empresa pueden estar influidas por los gastos en publicidad, pero a su vez, las ventas pueden influir en esos gastos.

Las características de este enfoque de modelización de series temporales son muy sencillas:

1. Se pretende encontrar un modelo escueto, sencillo (con pocos parámetros) que pueda reproducir la inercia (autocorrelación) observada en muchas series económicas reales.
2. Esta metodología funciona de un modo iterativo a la hora de construir modelos. Las etapas de este proceso son:
 - a) Identificación del modelo. Equivale a lo que en econometría tradicional se denomina especificación del modelo. El analista tiene que usar instrumentos gráficos y estadísticos para ello.
 - b) Estimación del modelo identificado. Se trata de estimar los parámetros que caracterizan el modelo identificado, aunque no siempre se puede usar MCO.
 - c) Diagnóstico del modelo estimado. Etapa fundamental en la que el analista chequea o evalúa el modelo, usando de nuevo gráficos y estadísticos. Sólo se usa el modelo si la diagnosis es correcta. La utilidad de estos modelos es predecir a corto plazo los valores futuros de la variable.

Por tanto, suponemos que los datos (serie temporal) han sido generados por procesos estocásticos con las siguientes condiciones:

1. La función de distribución está caracterizada por sus dos primeros momentos.
2. Son estacionarios en estos dos primeros momentos.

3. Son ergódicos (la correlación entre una variable y su pasado va reduciéndose a medida que nos alejamos más en el tiempo del momento para el que estamos considerando dicha correlación).

La familia de procesos que cumplen esas 3 propiedades y que son lineales son:

1. Los procesos autorregresivos (AR).
2. Los procesos de medias móviles (MA).
3. Los procesos mixtos (ARMA.)

Estos procesos, también llamados modelos univariantes, tienen la ventaja de que los momentos de su función de distribución están caracterizados por pocos parámetros. Además, son capaces de explicar un gran número de comportamientos distintos de series temporales estacionarias.

Sin embargo, una peculiaridad de los datos financieros es que no son estacionarios en varianza (aunque muchos sí en media). El problema es que se observa que la dispersión (volatilidad) alrededor de la media no crece o decrece con el tiempo, sino que cambia con el tiempo de una manera no sistemática. Es decir, suele haber meses de calma (poca dispersión) seguidos de meses de mayor volatilidad (mucha dispersión) no siendo trivial predecir estos cambios de volatilidad en el tiempo.

Si una serie tiene una tendencia decreciente en el tiempo (por ejemplo, la inflación, el déficit público, la concentración de ozono en la atmósfera, etc.) tampoco podemos hablar de estacionariedad en media. Si una serie deambula alrededor de su media global, tampoco es estacionaria en media, ya que las medias locales no serían similares entre sí ni tampoco iguales a la media global.

En la mayoría de los casos, hay que inducir en los datos tanto estacionariedad en media como en varianza a través de transformaciones, siendo la familia de transformación de Box-Cox de las más empleadas [Box69].

2.3.1 CARACTERIZACION DE PROCESOS ESTACIONARIOS

Comenzaremos con los procesos AR puros. Así, un proceso estocástico sigue un modelo AR de orden p , AR(p), si cualquier variable del proceso $\{y_t\}_{t=1}^n$ se puede escribir como:

$$y_t = \delta + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2.6)$$

donde y_t es un proceso de ruido blanco, δ es la constante del modelo y los parámetros $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_p$ son los llamados parámetros autorregresivos. Este modelo indica que la variable y_t viene explicada por su propio pasado hasta el retardo p y de hecho, no es más que una auto-regresión

donde los regresores son los sucesivos retardos de la endógena. El proceso autorregresivo más simple es el de orden 1.

Se dice que un proceso sigue una estructura de Medias Móviles de orden q , $MA(q)$ si cualquier variable del proceso puede escribirse como:

$$y_t = \delta - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (2.7)$$

donde y_t es ruido blanco, δ es la constante del modelo y los parámetros $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ son los llamados parámetros de media móvil.

Se dice que un proceso estocástico es un proceso mixto o ARMA (p, q) ($AR + MA = ARMA$) si cualquier variable del mismo se puede escribir de la siguiente forma:

$$y_t = \delta + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.8)$$

donde y_t es un proceso de ruido blanco, δ es la constante del modelo, los parámetros $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_p$ son los llamados parámetros autorregresivos y los parámetros $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ son los llamados parámetros de media móvil.

2.3.2 DIAGNOSIS DEL MODELO

Una vez identificado y estimado el modelo univariante que creemos han podido generar nuestros datos, pasamos a la diagnosis o a comprobar cuán válido es.

La etapa de diagnosis sirve para ver si el modelo escogido es correcto y para discriminar entre posibles modelos.

La diagnosis del modelo estimado se divide en dos partes:

1. Diagnosis sobre los parámetros:
 - a. Los parámetros estimados han de cumplir las condiciones de estacionariedad y/o invertibilidad. Para ello, hay que comprobar que las raíces de los polinomios característicos son, en módulo, mayores que la unidad. Los procesos puros AR sólo han de cumplir condiciones de estacionariedad, los puros MA sólo han de cumplir condiciones de invertibilidad, pues ya son estacionarios. Los procesos mixtos o ARMA han de cumplir tanto condiciones de estacionariedad como de invertibilidad.
 - b. Los parámetros estimados han de ser estadísticamente distintos de cero. Para ello, seguimos asumiendo normalidad en el error y por tanto, podemos calcular los ratios asociados a cada parámetro y compararlos con una t de Student de $n-k$ grados de libertad, donde k es el número de parámetros del modelo univariante.

- c. Las correlaciones entre los parámetros estimados han de ser bajas. Correlaciones muy altas (mayores que ± 0.8) indican una mala especificación.
 - d. En un modelo adecuado no deben existir factores en la parte AR ni en la parte MA susceptibles de cancelarse mutuamente.
2. Diagnósis sobre los residuos: Es fundamental hacer diagnósis sobre los residuos resultantes del modelo estimado hasta conseguir que sean ruido blanco. Para ello:
- a. Si el modelo estimado es correcto, los residuos resultantes deben ser ruido blanco. Una condición necesaria (pero no suficiente) es que la serie de residuos sea estacionaria en media y en varianza. Si la serie residual tiene tendencia, habría que tomar una diferencia regular adicional. Si la serie de residuos no es estacionaria en varianza, habría que volver a la transformación Box-Cox que tomamos.
 - b. Las gráficas de la autocorrelación (*acf*) y de la autocorrelación parcial (*pacf*) de la muestra de los residuos no debe presentar ninguna estructura conocida (AR(1), MA(1), AR(2), etc.). De hecho, estas dos funciones deben coincidir prácticamente y los coeficientes deben ser estadísticamente cero. Si encontramos alguna estructura conocida en la *acf* y *pacf* residuales hay que reformular el modelo ya estimado.

En el caso de que existan varios modelos posibles, siempre se debe escoger el modelo adecuado que tenga el mínimo número de parámetros posible.

2.3.3 ARIMA, SARIMA

La aproximación a los procesos estocásticos con modelos AR o MA está restringida, en términos generales, a aquellos procesos estocásticos que cumplan la restricción de estacionariedad. Cuando, en la realidad, queremos inferir a partir de una serie temporal (muestra) la estructura del proceso estocástico mediante modelos AR ó MA, debemos asegurarnos de que la serie temporal, como muestra del proceso estocástico, es estacionaria, y, si no lo es, transformar la serie temporal original de forma que la nueva serie transformada sí lo sea.

Para intentar lograr que la serie temporal sea estacionaria en media, existen diversos métodos de aproximación [Uriel85] destacando el que consiste en subdividir la serie temporal en varios períodos de, aproximadamente, la misma longitud, y calcular su media. El proceso sería estacionario en el caso en que dichos estadísticos fueran prácticamente iguales para todos los subperíodos analizados. En la mayoría de los casos, un simple gráfico sirve para observar si existe o no una clara tendencia y, por tanto, si la serie es estacionaria o no.

Por otro lado, el enfoque de análisis temporal de una serie descansa siempre, en mayor o menor medida, en la idea genérica de que una serie temporal de datos puede descomponerse siempre en una serie de componentes parciales que, agregados conforme a un esquema sumativo o multiplicativo, configuran el aspecto global de la serie observada. Suele así afirmarse que cualquier serie de datos temporales viene a ser la agregación de cuatro patrones de evolución de sus datos: tendencia, ciclo, estacionalidad y componente errático o no sistemático.

La idea básica del análisis de series consiste en que cada uno de estos componentes de las series puede ser analizado de forma separada para posteriormente, agregar los análisis parciales en un resultado conjunto. En el caso de la modelización ARIMA (Modelos Autorregresivos Integrados de Medias Móviles), lo que interesa es ir más allá de la componente cíclica, tendencial y estacional, analizando la componente no sistemática, de carácter aparentemente aleatorio, para tratar de identificar algún patrón de interés en su evolución que ayude a entender la progresión de la serie completa.

Así pues, la aplicación de modelos ARIMA suele realizarse por descomposición, analizando en primer lugar la tendencia de la serie, pasando después a observar la estacionalidad y concentrándose después en la identificación del componente filtrado de tendencia y estacionalidad.

Habitualmente, cuando una serie (y_t) muestra tendencia, se subdivide dicha serie en dos componentes: una primera, la estimación de dicha tendencia (T_t), y, la segunda, el residuo o error que se comete cuando se utiliza dicha tendencia como valor estimado de la serie original (r_t).

$$y_t = T_t + r_t \quad (2.9)$$

Una vez estimada la tendencia, aproximada con una regresión lineal, parabólica, exponencial,... que sea más conveniente, se trabaja con la serie del residuo, que entonces no mostrara tendencia y se puede decir que es estacionaria en media. Es sobre este residuo sobre el que llevará a cabo todo el proceso descrito como metodología de identificación ARIMA, sumando finalmente el valor de la tendencia estimada si queremos dar resultados de estimación de la serie original.

Un modelo ARIMA (p, d, q) no es más que un modelo ARMA (p, q) aplicado a una serie integrada de orden d, I (d), es decir, a la que ha sido necesario diferenciar d veces para eliminar la tendencia (normalmente basta con diferenciar 2 veces). Por lo tanto la expresión general de un modelo ARIMA (p, d, q) viene dada por:

$$y_t = \delta + \phi_1 \Delta^d y_{t-1} + \phi_2 \Delta^d y_{t-2} + \dots + \phi_p \Delta^d y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.10)$$

Se entenderá por diferencial de y_t , la diferencia entre la volatilidad entre t y t-1, es decir:

$$\Delta^d y_t = y_t - y_{t-1} \quad (2.11)$$

La utilización de estos modelos permite constatar que la volatilidad en t no es independiente de la manifestada en otros períodos inmediatamente anteriores, poniendo en tela de juicio las propias fórmulas valorativas de opciones, empleadas por la práctica totalidad de los participantes en el mercado.

En el caso de existencia de estacionalidad (la S de los modelos SARIMA) en la series de volatilidad, se ha de reconocer que existen períodos concretos en los que se producen cambios de una manera casi sistemática en la volatilidad implícita. Se puede citar el fenómeno de reducción de la volatilidad los días inmediatamente anteriores a puentes festivos (en los días inmediatamente anteriores a la festividad de semana santa de 1996, la volatilidad implícita se redujo desde el 17% a niveles cercanos al 13% en las series "*at-the-money*") pero, probablemente, no se podría llegar mucho más lejos en el análisis por la relativa limitación de la base de datos.

Hay sin embargo una excepción a esta afirmación anterior, se podrá constatar a lo largo de la presentación de los resultados de los modelos que recurrentemente aparece un efecto estacional que coincide con el período de cálculo de la volatilidad histórica homocedástica que se esté modelizando.

Los modelos SARIMA se definen como el producto de 2 modelos ARIMA, uno con los parámetros dependientes de la longitud de la estacionalidad y el otro dependiente de la serie temporal analizada.

2.3.4 ARCH, GARCH

Mientras que los modelos ARIMA se aplican sobre series homocedásticas, es decir, de varianza constante, los ARCH (Modelos Autorregresivos Condicionalmente Heterocedásticos) [Engle82] se caracterizan por tratar de modelizar precisamente la heterocedasticidad de la serie. Por lo tanto mientras que en los modelos ARIMA se debe de alisar la serie como paso previo a la modelización de la misma, esto no es necesario en los ARCH, lo que no es por sí mismo una ventaja al obligar a elegir una de las múltiples posibilidades de modelización ofrecidos por los ARCH.

El esquema general de un ARCH es el siguiente:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (2.12)$$

Donde sigma representa la variable condicional, los alfa son los parámetros especificados por el modelo y ε son los términos de error.

Los resultados del trabajo de Poon y Taylor [Poon1991] hacen intuir que los modelos ARIMA y cualquiera de los ARCH no son en principio excluyentes, mientras los ARIMA son válidos para identificar los cambios de tendencia en volatilidad, en el caso de los heterocedásticos se observa una mayor inestabilidad en el resultado, aunque la serie prevista se ajuste más a los frecuentes cambios en la volatilidad real. En resumen, la serie, en este caso generada por un GARCH (1,1), prevista por el modelo heterocedástico se ajustaba mejor, pero era más volátil en la cuantía de los errores.

Los GARCH (Modelos Generalizados Autorregresivos Condicionalmente heterocedásticos) [Bollerslev87], extendiendo el modelo ARCH para incluir retardos en la varianza condicional. En definitiva un GARCH es un modelo ARCH infinito, un GARCH (p,q) se define como:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (2.13)$$

Donde los α y los β son los parámetros especificados para el modelo (lo que hay que localizar), sigma es la variable condicional y ε representa los términos de error.

Además de los presentados, existen otros modelos generados a partir de la evolución de los anteriores buscando mejoras concretas. En [Peña05] se puede encontrar un amplio compendio.

2.4 REGRESIÓN Y ANÁLISIS UNIVARIANTE FRENTE AL ANÁLISIS TÉCNICO

“Los precios de mercado reflejan no sólo los distintos miedos, conjeturas y estados de ánimo, racionales o irracionales, de los cientos de compradores y vendedores potenciales, sino también reflejan sus necesidades y recursos. Estos son factores 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 [Magee87]”.

¿Cómo predecir o intentar predecir el precio resultante del activo en el futuro? En este trabajo y hasta ahora, se han comentado dos aglomerados de técnicas principales, el primer grupo de técnicas proceden del análisis técnico, el segundo grupo proviene del análisis cuantitativo, generalmente, técnicas de regresión y análisis univariante.

Frente al análisis técnico, el análisis cuantitativo utiliza las series de cotizaciones de los valores o de los índices y los utiliza para tratar de establecer la tendencia futura del mercado, pero no a través de los gráficos o indicadores técnicos sino de las matemáticas y de la estadística.

Generalmente se suele comparar las ventajas del análisis técnico y fundamental por un lado, frente a las ventajas del análisis cuantitativo por otro. En caso de decidirse por los primeros, decantarse por el análisis técnico o tradicional depende de la preparación del gestor y de su confianza en la fiabilidad de los datos anexos al valor y distintos del precio. El mercado entiende que el análisis técnico y fundamental es capaz de predecir mejor los saltos aleatorios que tienen lugar frecuentemente en la cotización de un valor (que son los que en muchas ocasiones marcan el beneficio). Por el contrario, se acepta que el análisis cuantitativo elimina los errores cognitivos y prejuicios siempre más difíciles de superar en caso de emplear el análisis técnico [Gregory08]. El análisis técnico exige más disciplina, en el sentido de que hay que seguir el o los indicadores elegidos hasta el final, sin dejarse llevar por las emociones. Además, cada técnica requiere una preparación distinta.

Las estrategias de inversión cuantitativas presentan una escalabilidad limitada [Zhao06], lo que dificulta la adopción de una estrategia cuantitativa de inversión a gran escala alternando mercados distintos.

En cuanto a la comparación de los rendimientos medios que ambas técnicas proporcionan, el análisis cuantitativo supera al análisis técnico en aquellos mercados con poco volumen de cotización, según aumenta el volumen de cotización, el análisis técnico presenta mejores resultados [Ahmed05] [Wermers07]. Consecuentemente, y dado que el objeto de estudio de este trabajo es el índice DJIA, con un importante volumen de cotización, parece lógico decantarse para su análisis por el análisis técnico atendiendo a estos resultados previos.

Dado que lo que se propone en esta tesis es la optimización de los parámetros de los indicadores técnicos con técnicas de computación evolutiva, se presenta en los apartados sucesivos distintos usos de la computación evolutiva en economía.

2.5 COMPUTACIÓN EVOLUTIVA Y ALGORITMOS EVOLUTIVOS

La computación evolutiva abarca diversas técnicas. En especial, la Programación Genética y los Algoritmos Evolutivos han sido aplicadas con éxito en el campo económico. En esta tesis se trabaja con los Algoritmos Evolutivos.

Los Algoritmos Evolutivos (AEs) son algoritmos de búsqueda adaptativa que han demostrado ser robustos como técnicas de optimización y que han llegado a ser muy populares como métodos para la resolución de problemas de búsqueda compleja [Andrés99]. Se basan en la genética natural y en los mecanismos de selección enunciados por Darwin [Goldberg89], y operan generando secuencias de poblaciones y utilizando mecanismos de selección y de variación, implementados en forma de operadores genéticos. El operador de *selección* representa la competencia entre los seres vivos por los diferentes recursos. Aquéllos individuos

que son mejores que el resto tienen más probabilidad de supervivencia y por tanto de reproducir su información genética. En los AEs la selección natural se simula mediante un proceso de selección estocástico. A cada una de las soluciones se le asigna una probabilidad de reproducción en función de su calidad. Por tanto, debe asignarse una calidad a cada solución, y esto se hace asignando un valor escalar de ajuste (*'fitness'*) a cada individuo. La obtención de estas poblaciones se realiza mediante cruces y mutaciones de sus individuos. El otro principio, el de *variación*, imita la capacidad que tiene la naturaleza para crear nuevos seres vivos mediante recombinación y mutación.

Los AEs aplicados a los modelos macroeconómicos procuran capturar cómo se produce el aprendizaje en economía, esto es, cómo unos agentes imitan a otros que han tomado decisiones con éxito en el pasado. El Algoritmo Evolutivo intenta capturar la idea de cómo se intercambia la información entre agentes. Los AEs han demostrado su eficacia, cuando se han podido evaluar sus resultados comparándolos con datos experimentales: por ejemplo con el modelo Cobweb [Arifovic94], con el modelo de búsqueda del dinero, o con modelos económicos de generaciones solapadas para una única divisa o para dos divisas [Arifovic00].

Estos estudios muestran que la búsqueda del equilibrio implica el aprendizaje continuo. Hay equilibrios más sencillos de alcanzar y aprender que otros. En el modelo de búsqueda de dinero, los agentes parece que están siempre coordinados en torno al equilibrio fundamental, pero no son capaces de aprender más para coordinarse en torno al equilibrio especulativo. En los modelos periódicos, los equilibrios que se alcanzan son siempre de bajo orden, resultando imposible acceder a los niveles superiores. Además de la selección del equilibrio, el uso de modelado evolutivo ha resultado útil en la descripción de la dinámica de transición, en un modelo de crecimiento con acumulación de capital humano. Los resultados obtenidos en este modelo sugieren otra área de investigación aún no explorada, como es el comportamiento de estos modelos en ambientes donde se producen cambios políticos repentinos. Otro tema estudiado es la competencia de diferentes reglas de predicción. Esta competencia en un ambiente evolutivo proporciona más estabilidad a la economía (modelo Cobweb) y permite que las poblaciones que manejan predicciones totalmente diferentes puedan evolucionar coordinándose hacia una trayectoria de equilibrio (economía de generaciones solapadas n-períodos). La competencia de diferentes reglas en donde la supervivencia de éstas depende de su evaluación, es una característica fundamental que diferencia el aprendizaje evolutivo del aprendizaje estadístico.

Otros trabajos como [Szpiro02] emplean técnicas de programación genética para procesos de *'Data Mining'* o Minería de Datos, aplicados a la economía y finanzas de forma exitosa. El objetivo de las técnicas de *'Data Mining'* es la extracción de conocimiento de Bases de Datos y otras fuentes, con el objetivo de predecir, clasificar y segmentar los datos. Las técnicas de *'Data*

Mining’ inciden en la búsqueda del modelo subyacente a los datos. Por ello, dada una serie temporal como la secuencia de valores históricos de un determinado índice bursátil, se sugiere que las técnicas de computación evolutiva basada en algoritmos genéticos pueden ayudar a la predicción de los futuros valores de la serie. Como procedimiento de trabajo, se evoluciona sobre una gramática que genera una cadena de caracteres denotando una ecuación matemática. En estas ecuaciones, dos argumentos se componen mediante un operador aritmético. Los argumentos pueden ser variables, números o bloques. La población inicial de ecuaciones se genera de forma aleatoria, mientras que el ‘*fitness*’ se mide por el porcentaje de la varianza de los datos que es explicada por la ecuación. Opcionalmente, se penalizan las cadenas más largas de una longitud previamente fijada. Las ecuaciones con mejor ‘*fitness*’ son seleccionadas para la fase de procreación y posterior mutación. En [Arifovic00] se hace referencia a las dificultades del proceso, acercándolo más a la categoría de arte que a la de ciencia. El principal inconveniente que presenta este tipo de procedimientos es el rendimiento computacional. Con el objetivo de mejorarlo, se sugieren técnicas como [Arifovic00]:

1. **Selección de parámetros:** Si se dejase al algoritmo ejecutarse a partir de una población inicial durante un periodo de tiempo largo, en un porcentaje muy alto las ecuaciones se convierten en cadenas interminables de caracteres. Además, la población tiende a una homogeneidad no deseable tan temprano. Para intentar evitar esto, se trabaja modificando el número de ecuaciones de la población inicial y las probabilidades de cruce y de mutación. De esta forma se puede ejecutar el algoritmo y seleccionar parte de la población resultante, como población inicial de una nueva ejecución con otros parámetros.
2. **Método residual:** Se emplea el coeficiente de correlación para estimar la precisión del resultado frente a los test. Se puede aplicar en caso de que la ecuación conste de partes con diferentes pesos. Según este método, se aplica el algoritmo de forma normal, a continuación y si la ecuación resultante es de la forma adecuada, se vuelve a aplicar el algoritmo sólo a los residuos (valor real – valor de predicción). Ajustando resultados de las dos fases y estudiando las dependencias entre variables, se puede sacar una ecuación con más detalle.
3. **‘Cross Breeding’:** Se comprueba como ejecutando el algoritmo varias veces sobre el mismo conjunto de datos, no necesariamente se obtienen los mismos resultados. Para conseguir lo contrario sería necesario detectar y eliminar el ruido en la medida de lo posible. Esto es algo laborioso de conseguir en economía. Por todo ello, se recomienda ejecutar el algoritmo muchas veces comparando y analizando las

soluciones. Finalmente y dadas ecuaciones relativamente “buenas”, para calcular el valor de predicción se recurre a la media del valor, proporcionado por todas las ecuaciones.

4. **‘Outliers’**: Una forma de optimizar las predicciones de las ecuaciones, es poniendo una cota máxima al error cuadrático medio en el que se puede incurrir. También, se pueden poner límites al error en cada uno de los puntos. Estas cotas, se insertarían en forma de penalizaciones como parte de la función de *‘fitness’* que establece qué funciones sobreviven y cuáles no. Sin embargo, éste es un punto de delicado estudio, ya que puede suceder que aproximando de forma muy buena los datos, la función sea rechazada porque en ciertos *‘outliers’* (puntos alejados de la media) se hayan sobrepasado las cotas.

El hecho de que las técnicas de computación evolutiva pueden ser útiles para la predicción de valores de índices e incluso para el estudio de la volatilidad, es sugerido también en [Pereira02]. En este caso se pretende crear un modelo teórico, que emita señales de venta o de compra, de forma que maximice el beneficio de un inversor operando en el mercado australiano de acciones. Para ello se intenta predecir el signo del mercado de acciones en el futuro, aplicando la fórmula *‘Generalised Order Statistics Rule’* (GOS) con el fin de detectar tendencias de forma anticipada en la variabilidad de los precios. Esta regla se basa en la idea de que cuando el precio supera (rompe) un cierto nivel continuará subiendo (descendiendo) durante un tiempo. El Algoritmo Genético empleado busca los parámetros de la regla que maximizan el beneficio generado por la estrategia. El principal inconveniente para aplicarlo en el día a día radica en la dificultad de incluir los costes del mercado y de transacción de forma real. Están pensados para ser aplicados en un entorno no multi-objetivo y se ejecutan una única vez en busca de la regla mágica que, una vez encontrada, se aplica con continuidad en el futuro. Sin embargo, el mercado es tremendamente dinámico y existen serias dudas de la optimalidad de una “única solución” para unos datos futuros en un entorno de estas características. De forma parecida, en [Kaboudan02] se emplea la Programación Genética para la optimización de una estrategia, *‘Single Day Trading Strategy’* (SDTS), que minimice el riesgo de operaciones diarias de compra-venta de acciones. Al igual que en el caso anterior, la experiencia conserva parte de los inconvenientes en cuanto a rendimientos y la existencia de un único proceso de optimización. No obstante, anima a probar técnicas de computación evolutiva en otros campos de Ingeniería Financiera.

También se encuentran ejemplos de aplicación de técnicas de computación evolutiva a la predicción de la volatilidad. Concretamente, en [Keber02] se utilizan técnicas de Programación Genética, para aproximar la volatilidad implícita relacionada con **opciones americanas**,

“*American put options*”. En el mercado de opciones, una orden “*put option*” o, simplemente, “*put*”, es un contrato financiero entre dos partes, el comprador de la opción y el vendedor de la misma. El “*put*” permite al comprador de la opción, el derecho, pero no la obligación, de vender una “*commodity*” (todo aquello que sea subyacente en un contrato de futuros de una bolsa de “*commodities*” previamente establecida) o instrumento financiero al vendedor de la opción, en un plazo de tiempo concreto por un precio determinado. El vendedor de la opción tiene la obligación de comprar al precio fijado, si el comprador de la opción ejecutase la misma. Una “*European put option*” permite ejecutar la “*put*” sólo durante un corto periodo de tiempo antes de la expiración del contrato. Una “*American put option*” permite ejecutar el put en cualquier momento durante la vigencia del contrato. El cálculo o aproximación de la volatilidad implícita de la operación permite maximizar el beneficio para el comprador de la operación.

2.5.1 APLICACIONES DESTACADAS A TEORÍA DE JUEGOS Y MODELOS ECONÓMICOS

Los AEs se han empleado con éxito en diversos problemas económicos, algunas aplicaciones destacadas pueden encontrarse en [Arifovic00], [Chen02] y [Chen04]. Es frecuente el empleo de estas técnicas para ejecutar algoritmos de búsqueda. Por ejemplo los Algoritmos Genéticos se emplean como un algoritmo dirigido de búsqueda estocástica para encontrar el punto de equilibrio en el modelo ‘*CobWeb*’ [Arifovic94]. El modelo ‘*CobWeb*’, expuesto por primera vez por el economista húngaro Nicholas Kaldor en 1934 [Kaldor34], explica el por qué de las fluctuaciones periódicas de los precios en ciertos tipos de mercados. Se trata de un modelo que trabaja sobre la base de existencia de ciclos en la oferta y en la demanda, y en el que existe un cierto retardo en la respuesta por parte de los productores, a los cambios de precios. Gran parte de los mercados de materias primas se ajustan a este modelo y por ello, la obtención precisa del punto de equilibrio entre oferta y demanda a cada precio impuesto por el mercado, se considera de gran importancia.

En Economía, también existen modelos donde la persistencia en las fluctuaciones de los precios, unida al exceso de volatilidad en las variables del modelo, hace imposible la convergencia del modelo hacia puntos de equilibrio estáticos. Tal es el caso de los modelos para los Fondos de Inversión de Mutualistas o ‘*Mutual Funds Investors*’ (MFI). En la mayoría de los casos, se trata de un Fondo administrado por una compañía de inversiones que recauda dinero de los mutualistas, e invierte en acciones, bonos, opciones y ‘*commodities*’. Las cuotas se venden o compran en forma directa, por lo cual no existe mercado secundario. Los fondos comunes de inversión, varían en cuanto a los tipos de inversiones que realizan y las comisiones que cobran. El comportamiento de estos Fondos se intenta modelar con Algoritmos Genéticos en [Lettau07]. Este trabajo permite precisar las distintas estrategias de inversión a los gestores de estos instrumentos financieros. El enfoque es de optimización de las estrategias de inversión, pero, en

este caso, en lo que se refiere a los mercados secundarios de acciones, también es resuelto mediante el empleo de Algoritmos Genéticos en trabajos como [Pereira02] y [Allen99]. Atendiendo al número de citas recibidas, este último trabajo ha sido el punto de partida de numerosas experimentaciones posteriores sobre el tema.

Los Algoritmos Genéticos han intentado abarcar, incluso, el modelado de las expectativas de los inversores, para detectar periodos de crisis en los mercados [Arifovic99]. Sin embargo, los experimentos que se han realizado en este sentido, trabajan sobre un modelado estándar del inversor, con perfil de riesgo neutro. La variabilidad en las distintas tipologías de inversores ha complicado en la práctica la aplicación de estos trabajos.

Mención aparte merecen las aplicaciones que se han hecho de los Algoritmos Genéticos a la Teoría de Juegos, ya que, actualmente, son parte central de la microeconomía y de la macroeconomía. Su uso en economía ha contribuido al entendimiento de la evolución, aprendizaje y adaptación de los agentes económicos [Chen02]. Los Algoritmos Genéticos en este campo se han venido empleando como procedimientos de búsqueda adaptativa, que intentan modelar el aprendizaje humano en lo que a la búsqueda de estrategias eficientes se refiere. De forma estándar, los Algoritmos Genéticos modelan procesos de aprendizaje social mediante la interacción de agentes económicos dentro de una misma población. Las cadenas de bits suelen representar una estrategia económica o una rutina, mientras que cada ejecución de un Algoritmo Genético consiste en dos tipos de procesos estocásticos:

- Generación de variedad: Implica la localización de nuevas estrategias.
 - o La reproducción sugiere un aprendizaje por imitación.
 - o El cruce sugiere un aprendizaje por comunicación.
 - o La mutación sugiere un aprendizaje por experimentación.

- Restricción de la variedad (el mercado se adapta a las buenas estrategias).

De nuevo en términos generales, la resolución y optimización de problemas económicos relacionados con la Teoría de Juegos debe tener en cuenta el periodo de modelado, la implementación del proceso y la interpretación económica del efecto del operador. El principal problema con el que se encuentran este tipo de desarrollos, son las dificultades para replicar el resultado en varias simulaciones del proceso económico. La misma implementación en varias ejecuciones distintas, puede originar estrategias resultantes parecidas pero diferentes. Este fenómeno ofrece dudas en cuanto a la estabilidad del resultado y precisa de estudios adicionales y enfrentamientos de las soluciones, para el caso concreto que se está estudiando.

En otra línea de problemas, la aplicación de técnicas de Computación Evolutiva suele implicar un coste computacional elevado o muy elevado. En aquellos casos en los que el coste computacional resulta no asumible, se puede emplear una paralelización del algoritmo empleado, con el fin de distribuir la carga de cálculo en varios procesadores, disminuyendo el tiempo final de cómputo. Para modelar el problema de forma que permita la paralelización deseada, existen arquitecturas ya prefijadas como *'Master-Slave Model'* o *'Farming Model'*, *'Island Model'*, *'Diffusion Model'* [Eklund03].

Como conclusión, la comunidad científica ha mostrado un interés creciente en la aplicación de técnicas de Computación Evolutiva a la economía, como se puede apreciar a través del número de publicaciones sobre la cuestión, representadas en la figura 2.1. A partir del año 2000 se produce un descenso del número de publicaciones y, consecuentemente, de estudios exitosos debido, entre otras razones, a la dificultad de aplicar técnicas de computación evolutiva a los problemas económicos que todavía no habían sido tratados y al coste computacional que implica. No obstante, en los últimos años los éxitos conseguidos a la hora de aplicar técnicas de Computación Evolutiva para la predicción de series temporales ha avivado el interés, debido al aumento en la diversidad de problemas económicos que pueden formularse basándose en series temporales.

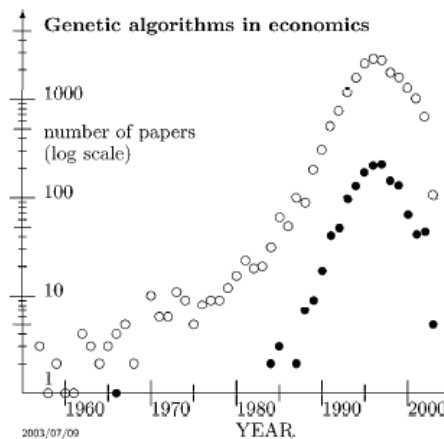


Figura 2.1. Número de publicaciones entre 1960 y 2000 sobre AG aplicados a Economía [Alander00]

2.5.2 COMPUTACIÓN EVOLUTIVA PARA LA PREDICCIÓN DE SERIES TEMPORALES E ÍNDICES BURSÁTILES

Se han desarrollado distintos modelos dinámicos a partir de AEs para predecir el signo de las variaciones semanales de índices bursátiles, entendiendo que la predicción de la dirección del movimiento del índice del mercado de acciones es relevante para desarrollar estrategias de transacción efectivas, las cuales pueden arrojar mejores resultados que aquellas basadas en la proyección puntual del nivel de precios [Fernández07].

También se han empleado técnicas de Programación Genética (PG). Uno de los primeros estudios realizados sobre aplicación de Programación Genética a la predicción sobre series temporales caóticas fue realizado precisamente por el creador de la PG, Koza [Koza92]. El objetivo era predecir los próximos valores de la ecuación logística, atendiendo, claro está, a una serie previamente generada. Los resultados fueron esperanzadores, lo que animó a otros investigadores, a continuar los estudios sobre la aplicación de las técnicas de Programación Genética a la predicción de distintos tipos de series temporales. La misión ahora consistía en atacar series temporales más complejas y los resultados no fueron siempre los esperados [Oakley94].

Otro de los trabajos que se debe señalar, es el desarrollado por Iba y otros autores, que dio como resultado un nuevo paradigma en la aplicación de la Programación Genética a este tipo de problemas. STROGANOFF (*STructured Representation On Genetic Algorithms for Non-linear Function Fitting*) [Iba93] era un **híbrido entre la Programación Genética y un método heurístico de búsqueda** desarrollado en [Ivakhenko71]. Su objetivo último era la predicción de series temporales y el reconocimiento de patrones. Estudios posteriores [Iba95], compararon el rendimiento y la eficiencia del proceso con otras técnicas y con otros trabajos de Programación Genética. Teniendo en cuenta lo particular de cada proceso de predicción, la serie tratada y sus características particulares, se concluye que la técnica de Iba y sus colegas no es un método universal de aplicación a todo tipo de series temporales, sino la constatación de que las técnicas de Computación Evolutiva pueden mejorar rendimiento, eficiencia y eficacia, si se cruzan y emplean junto a otro tipo de técnicas. Esto nos abre una rica vía de experimentación.

Las distintas aproximaciones, realizadas a la predicción de series temporales basadas en la aplicación de Programación Genética, se pueden clasificar en tres niveles [Santini01]:

- 1.- Aproximaciones que usan Programación Genética u otro Algoritmo Evolutivo para optimizar una red neuronal, que intentan modelar una serie temporal concreta [Dorsey98], [Zhang97], [Zhang99], [Parisi06].
- 2.- Algoritmos basados en Programación Genética, que buscan crear una estructura (por ejemplo, árboles de decisión), que de forma indirecta represente el conocimiento asociado a una serie temporal [Oussaidène97].
- 3.- Algoritmos Genéticos que crean una expresión o un programa simple que calcula los valores futuros de una serie temporal basándose en los valores pasados o crean nuevos indicadores técnicos que emiten órdenes de compra y venta [Chen1996][Cheng2002].

La aplicación de Programación Genética para la determinación de precios futuros de un determinado bien bursátil precisa de algunas consideraciones:

1.- Generalmente, se emplean un conjunto de operadores matemáticos y un conjunto de terminales que se combinan, generando una expresión matemática que fija el valor de la siguiente predicción. Este conjunto de operadores matemáticos que se utiliza, debe ser lo suficientemente amplio, ya que, en caso contrario, suele ser frecuente encontrarse con óptimos locales, pudiendo el programa proporcionar, por ejemplo, el último valor de la serie como el valor de predicción del siguiente instante temporal [Hui03].

2.- Unos parámetros interesantes a insertar en la experimentación, son la longitud del periodo empleado para el entrenamiento del proceso evolutivo (aún teniendo una serie temporal de los años 1980 a 2007, no estamos obligados a emplear todo el histórico para el entrenamiento), así como el número de predicciones futuras a realizar, considerando una expresión matemática proporcionada por el algoritmo en un instante dado (teniendo en cuenta que la expresión matemática puede tener entre sus variables el tiempo, no siempre se considera el valor de predicción para un único instante t . En ocasiones, se puede considerar que para valores $t+1$, $t+2$, $t+i$, la predicción realizada es aceptable. Es el propio investigador en cada caso particular el que debe fijar los criterios de bondad de sus soluciones).

En lo que se refiere de forma expresa a la relación entre AEs e indicadores técnicos. Los AEs se han usado con anterioridad para encontrar o diseñar nuevos indicadores [Yan07][Allen99][Arifovic00]. Estos esquemas se caracterizan por:

- Localización completa del indicador de forma previa a su empleo: A través de una serie de experimentaciones se intenta localizar la estructura del nuevo indicador. Una vez localizado se emplea de forma continua y sin sufrir ningún cambio.
- Se consigue mejorar el desempeño de la estrategia *Buy & Hold*. Esta estrategia consiste en comprar al inicio del periodo y vender sólo al final, la diferencia del precio de la acción o índice entre esos dos puntos marcará el beneficio obtenido o las pérdidas acumuladas.
- En ningún caso se comparan los resultados con los ofrecidos por el Análisis Técnico tradicional, sólo es posible encontrar referencias donde se indican que los nuevos indicadores se encuentran en la media de rendimientos que proporcionan los Indicadores Técnicos [Yan07] empleados con sus parámetros habituales.

En lo que a esta tesis se refiere han sido de especial relevancia los trabajos de Lohpetch and Corne sobre la búsqueda de nuevas y efectivas técnicas de trading a través de AEs. En [Lohpetch09], [Lohpetch10] y [Lohpetch11] no sólo se hace un exhaustivo repaso sobre el estado del arte en el empleo de computación evolutiva para la operativa bursátil, sino que se consigue mejorar los resultados del ya mencionado trabajo de [Allen99] y se convierte en un

trabajo de referencia frente al que se puede realizar comparaciones de resultados. Esto es lo que se hará en el capítulo de resultados de la presente tesis, los resultados de la técnica que más adelante se presentará frente a los obtenidos por [Lohpetch11] justifican la presente investigación. Para finalizar, se deben citar algunos artículos destacados donde se expone con detalle la técnica en la que se basa la presente investigación y resumen de resultados conseguidos: [Fernández07], [Fernández08], [Bodas09] y [Bodas12].

2.6 OTRAS TÉCNICAS APLICADAS A LA PREDICCIÓN EN LOS MERCADOS FINANCIEROS

Las **redes neuronales** es otra de las técnicas que se han aplicado con éxito a la predicción de mercados financieros [Gately96]. Por señalar un ejemplo destacado, en [Kutsurelis98] se emplean técnicas basadas en redes neuronales para predecir futuras tendencias en índices bursátiles. En una aplicación práctica sobre el índice S&P500 se consigue un 93.3% de probabilidad de éxito en la predicción de un alza, en el valor del índice a 10 días y un 88.07% de probabilidad de éxito en la detección de un descenso del valor, en el mismo plazo. Comparado con un análisis clásico de regresión lineal múltiple, se aprecia una mejoría en los resultados. Sin embargo, el manejo de redes neuronales plantea problemas como:

1. Los algoritmos de entrenamiento suelen ser bastante lentos en comparación con otros.
2. El conocimiento que se obtiene (pesos y umbrales) es ininteligible para los seres humanos (aunque esto suele también pasar con los AEs).
3. En ocasiones, es un problema no trivial determinar la configuración idónea de la red para la resolución de un problema concreto. Esto último sucede en el ejemplo que hemos expuesto, ya que para la realización de la predicción se manejan diferentes parámetros que pueden influir en la predicción. Ante cambios leves en el objeto de estudio, la red neuronal necesaria para la predicción puede cambiar completamente.

Otro de los procedimientos y técnicas que se han empleado para la predicción bursátil consiste en el empleo de **lógica difusa** (*fuzzy logic*). En [Andreu04] por ejemplo, se desarrolla un nuevo método, llamado '*Fuzzy Delphi*', que actúa como un sistema de filtrado de recomendaciones elaboradas por un grupo de expertos. Y ese es precisamente el '*handicap*' más importante de la mayoría de trabajos realizados con lógica difusa, ya que, en bolsa, existe lo que se denomina '*bullish consensus*', que se produce cuando el consenso suele ser fruto de una opinión, o conjunto de opiniones erróneas, reflejando la posición de opiniones alcistas sobre el

total de una muestra representativa de gestores. En otras palabras, para poder fiarse de las opiniones de los expertos minimizando los riesgos, haría falta tener un conjunto muy amplio de opiniones, lo cual introduce un nuevo problema para el inversor.

En ocasiones, investigadores del área han creado **híbridos** entre las redes neuronales y la lógica difusa [Li05] intentando aproximar algún índice bursátil. Los resultados son buenos, pero, lógicamente, hay una fuerte dependencia de la calidad de las reglas empleadas dentro del razonamiento lógico y de su invariabilidad en el tiempo, algo que no siempre se puede asegurar.

Por último, una técnica aparecida en las investigaciones más recientes para la predicción de índices bursátiles se basa en el empleo de Modelos Ocultos de Markov (*'Hidden Markov Models'* o HMM) [Hassan05]. Esta técnica se ha venido usando con éxito para el reconocimiento de patrones, pero está por ver si su aplicación en un entorno en constante cambio como es el económico, la convierte en una opción viable.

2.7 PREDICIENDO LA VOLATILIDAD EN LOS MERCADOS FINANCIEROS

La gestión del riesgo financiero se ha convertido en una tarea básica para cualquier entidad financiera o inversor individual, desde el primer acuerdo de Basilea en 1996. Éste se creó con el objetivo de fortalecer el sistema bancario de los países suscriptores del acuerdo, para reforzar el comercio internacional. Posteriormente, más de 130 países se incorporaron al acuerdo avalado a su vez por el Fondo Monetario Internacional y por el Banco Mundial. La consecuencia inmediata del primer acuerdo de Basilea y de los que le siguieron, es el fortalecimiento del sistema económico mundial.

La predicción de la volatilidad se convierte en un ejercicio destacado dentro de la gestión del riesgo financiero y atrae la atención de las instituciones financieras más destacadas del mundo. Entre otras cosas, porque los distintos acuerdos de Basilea sugieren, cuando no obligan, a las entidades financieras, que reserven para casos de emergencia un capital al menos tres veces el **valor en riesgo** (VeR). Podemos definir el VeR de una cartera de inversión, como la mínima pérdida esperada, para un horizonte temporal y nivel de confianza determinados, medido en una moneda de referencia específica. Por ejemplo, si el VeR a un día de una cartera, es de 10 millones de euros, con un nivel de confianza del 95%, entonces existe una probabilidad del 5% de que las pérdidas de la cartera en las próximas 24 horas sean superiores a los 10 millones de euros. Es importante puntualizar que el VeR no representa el peor escenario que puede producirse, sino más bien, un nivel de pérdidas que se produce con relativa frecuencia, el cual será función del nivel de confianza elegido para calcular el VeR.

La volatilidad de los mercados financieros puede tener un gran impacto y repercusión en el conjunto de la economía. Por ejemplo, los atentados del 11 de septiembre de 2001 y los

escándalos financieros acaecidos en los Estados Unidos, han causado gran confusión y afectado negativamente a la economía mundial. Ésta es una clara evidencia de la importante relación existente, entre la incertidumbre de los mercados financieros y la confianza del público en el sistema financiero (analizada a través de los índices de confianza). Por esta razón, políticos y organismos de control entre otros, recurren a valores estimados de la volatilidad de los mercados, como barómetros de la vulnerabilidad de los mercados financieros y de la economía [Poon03].

Ya en términos matemáticos y financieros, se suele calcular la volatilidad como la variación estándar o varianza de un conjunto de observaciones

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{t=1}^N (R_t - \bar{R})^2}{N-1} \quad (2.14)$$

Donde \bar{R} es el valor medio obtenido, N el número de observaciones y R_t la observación concreta en el instante t. Sin embargo, es significativo emplear σ como medida de riesgo, salvo que esté enlazado con alguna distribución concreta o evolución dinámica de precios, ya que la desviación estándar σ , es la medida de dispersión correcta para una distribución normal y algunas otras, pero no para todas. El ratio de Sharpe, por ejemplo, se define como sigue:

$$S = \frac{E[R - R_f]}{\sigma} \quad (2.15)$$

Donde R es el rendimiento de la inversión realizada, R_f el que proporcionaría una inversión de referencia o libre de riesgo, $E[R - R_f]$ es el valor esperado del exceso de rendimiento de la inversión, comparado con el rendimiento de la inversión de referencia y

$$\sigma = \sqrt{Var[R - R_f]} \quad (2.16)$$

es la desviación típica (volatilidad) del exceso de rendimiento de la inversión, es frecuentemente empleado como método para evaluar la inversión.

A la hora de la verdad y en pleno sentido práctico, no todo es tan simple como aplicar las fórmulas anteriores. [Figlewski97] establece que las propiedades estadísticas de una media simple, la hacen inadecuada para estimar el verdadero significado de las desviaciones, además de estar gravemente influenciada por los valores extremos. Por ello, multitud de formas alternativas de evaluación de la volatilidad, son propuestas de forma independiente a la medición simple estandarizada. Cabe destacar las siguientes:

- Entre los modelos que predicen la volatilidad basándose única y exclusivamente en la evolución de la serie temporal objeto de estudio están los trabajos de [Brown90], [Engle93] y [Aydemir98], que presentan modelos basados en series temporales para modelar la volatilidad. [Kroner96] explica cómo tratar las predicciones de volatilidad. En general, todos los modelos correspondientes a este apartado capturan la volatilidad persistente o agrupada en espacio temporal. A su vez, en este grupo incluimos a:
 - Predicciones basadas en desviaciones estándar pasadas (conocidos también como Modelos HISVOL): Este grupo incluye a los modelos que parten de la premisa que σ_{t+r} para todo $r > 0$ es conocida o puede ser estimada en el instante $t-1$. Aquí se incluyen modelos de referencia como el método de las medias móviles simples, el método de las medias históricas, etc.
 - Modelos de volatilidad condicional ARCH: Los Modelos Autorregresivos con Heterocedasticidad Condicional (ARCH) [Engle82], tienen como objetivo determinar un patrón de comportamiento estadístico, para la varianza de una serie temporal concreta. Después de éstos hay una amplia familia de sofisticaciones del modelo inicial, que darán nombre a los modelos GARCH, IGARCH [Bollerslev86], EARCH [Nelson 1991] y un largo etcétera. la clave de estos modelos está en considerar la información pasada de la variable y su volatilidad observada, como factor altamente explicativo de su comportamiento presente y, por extensión lógica, de su futuro predecible. Estadísticamente, esta conclusión se refleja en tener en cuenta la esperanza condicional (conocida y fija la información hasta el momento inmediatamente anterior) del cuadrado de una variable (la expresión de su varianza si su media es nula).
 - Modelos estocásticos de volatilidad: Tales como las simulaciones basadas en el Método Generalizado de los Momentos (GMM) [Duffie93] u otras soluciones analíticas [Singleton01].
- Existen otros modelos que intentan predecir la volatilidad basándose en el mercado de derivados, concretamente en el mercado de opciones. Generalmente, se parte de un estudio previo del Modelo de Black-Scholes [Black73]. Según este modelo, el precio de la opción y el precio de la acción dependen de la misma fuente de incertidumbre. Por ello, se puede construir una cartera formada por la opción y la acción, para eliminar la incertidumbre. De esta forma, el beneficio o pérdida de la

posición en acciones siempre compensa el beneficio o pérdida de la posición en la opción, con lo que el valor de la cartera no varía. Entre las suposiciones que el modelo exige tomar, se encuentra el que la volatilidad sea constante, que no existan costes de transacción o impuestos, que las opciones/acciones sean divisibles, etc. Condiciones todas ellas que dificulta la aplicación de estos modelos en muchos casos por no corresponderse con la realidad. Sin embargo, este tipo de modelos han llegado a sugerir el estudio de la volatilidad a través de índices del Mercado de Opciones, índices tales como el VIX en la bolsa de Chicago. Por su influencia en este trabajo, esta cuestión particular se tratará en el próximo apartado.

A modo de resumen, destacar que en la práctica totalidad de los estudios **se concluye que la volatilidad del mercado es claramente predecible** [Poon03]. El debate se centra en aproximar la predicción lo máximo posible al valor real y, computacionalmente hablando, construir marcos de trabajo eficientes que permitan, tanto la generación de sistemas de alarmas, como el diseño e implementación de herramientas para la toma de decisiones en el ámbito financiero, incluyendo en este grupo herramientas, capaces de contribuir a una mejora en la estrategia del inversor, sea cual sea su naturaleza y, consecuentemente, a un incremento de la rentabilidad. Para conseguir este objetivo, los modelos basados en índices concretos como el referenciado VIX parecen los más eficientes. Eso es así porque las características del índice aglutinan mucha más información que otros modelos, información que procede de diversos entornos, desde el puramente empresarial hasta el macroeconómico, pasando con otros como el psicológico (confianza del inversor o expectativas).

Al igual que sucede en el caso de la predicción de índices bursátiles, existe un interés creciente en el estudio dedicado a aplicar técnicas de computación evolutiva para la predicción de la volatilidad. Concretamente y de forma destacada, en [Chen97] y [Chen97-II] podemos encontrar una propuesta basada en Programación Genética Recursiva (RGP), que es aplicada con éxito a la predicción de la volatilidad sobre el índice Nikkei 225 y el índice S&P 500. No obstante, se debe tener en cuenta que en el caso de la predicción de la volatilidad basándose en la evolución de índices tales como el índice VIX, se está operando con una serie temporal y, por tanto, es posible aplicar todos los resultados obtenidos de la aplicación de técnicas de computación evolutiva a la predicción de series temporales.

2.8 ESTUDIO DE LA VOLATILIDAD BASÁNDOSE EN ÍNDICES: EL ÍNDICE VIX

Los índices de volatilidad propuestos por algunos mercados de derivados se han constituido como unos indicadores fundamentales, no sólo en lo que se refiere a la negociación de opciones, sino también como herramientas que toman el pulso a la situación económica en general. Cabe destacar los índices VIX (*Chicago Board Options Exchange Market Volatility Index*), VDAX y VX1 para los mercados americano, alemán y francés respectivamente. El empleo de estos índices mejora sustancialmente los indicadores de predicción de volatilidad realizada, comparando sus resultados con otros métodos habituales como modelos de volatilidad histórica y condicional [Morini04].

La idea de crear un índice de volatilidad que aglutine la información contenida en diferentes opciones, y que homogenice el periodo de predicción que pueda asociarse a la volatilidad implícita, surge en el mismo momento en que las opciones empezaron a negociarse en un mercado organizado, en 1973. Desde entonces se han propuesto diferentes formas de calcular este índice, hasta que la *Chicago Board Option Exchange* (CBOE) adopta el VIX en 1993, como un indicador de la volatilidad de las opciones sobre el S&P 100. Posteriormente, otros mercados de opciones han ido sumándose a esta iniciativa, así en el mercado alemán se calcula el VDAX desde 1994, sobre el Nasdaq-100 CBOE calcula el VXN desde 1995 y MONEP (*Marché des Options Négotiables de Paris*) calcula el VX1 y VX6 sobre el CAC-40 desde 1997. En relación a España. El Mercado Oficial Español de Futuros y Opciones (MEFF) no dispone aún de un índice de volatilidad como los comentados, aunque sí de información acerca de la volatilidad implícita de los diferentes contratos negociados.

Explicado de forma simple, el VIX se calcula a partir de la volatilidad implícita de un conjunto de ocho opciones (cuatro ‘calls’ y cuatro ‘puts’) cercanas a una situación ATM. Una opción “call” está ‘in-the-money’ o ATM, si el precio del activo financiero subyacente es mayor que el precio de ejercicio de la “call”. Por el contrario, una opción “put” está ‘in-the-money’ si el precio del activo financiero está por debajo del precio de ejercicio, dentro del primer y segundo plazo a vencimiento. Como primer plazo a vencimiento, se elige aquel con fecha de expiración más cercana y superior a siete días, ya que en general la volatilidad de una opción con un vencimiento menor a una semana presenta niveles extremos. El segundo plazo a vencimiento, corresponde a la segunda fecha de expiración más cercana. Para cada vencimiento se escogen dos precios de ejercicio diferentes lo más cerca ATM posible: el que se encuentra justo por debajo del precio de contado del subyacente y el que se encuentra justo por encima de éste.

Estas volatilidades implícitas se ajustan a los días negociados de forma aproximada:

$$\sigma_{neg} = \sigma_{nat} \sqrt{\frac{T_{nat}}{T_{neg}}} \quad (2.17)$$

donde T_{nat} son los días naturales y T_{neg} son los días de negociación que se calculan quitando dos días por cada siete días naturales a través de la siguiente expresión:

$$T_{neg} = T_{nat} - 2 \times \text{ent}(T_{nat}/7) \quad (2.18)$$

Este ajuste eleva los niveles de volatilidad al considerar menos días hasta vencimiento.

A continuación se van promediando las volatilidades en pasos sucesivos hasta obtener el VIX. Así, en una primera etapa se obtienen cuatro subíndices (uno por cada vencimiento y precio de ejercicio) a partir de la media simple de cada par de opciones ‘call’ y ‘put’ de idénticas características.

Al trabajar con promedios se logra en cierto modo mitigar posibles sesgos, causados por la diferente velocidad de reacción de las primas de las ‘call’ y de las ‘put’ a los cambios en el subyacente. En efecto, cuando el mercado se mueve muy rápidamente al alza se produce un sesgo positivo (negativo) en las ‘call’ (‘put’).

El siguiente paso consiste en calcular la posición ATM de cada vencimiento a partir de las medias anteriores:

$$\sigma_1 = \sigma_{1,A} \left(\frac{S - K_B}{K_A - K_B} \right) + \sigma_{1,B} \left(\frac{K_A - S}{K_A - K_B} \right) \quad (2.19)$$

y

$$\sigma_2 = \sigma_{2,A} \left(\frac{S - K_B}{K_A - K_B} \right) + \sigma_{2,B} \left(\frac{K_A - S}{K_A - K_B} \right) \quad (2.20)$$

donde K_B (K_A) es el precio de ejercicio por debajo (arriba) del precio del subyacente, S .

Por último, hay que promediar estos dos valores para que representen un periodo estandarizado de 22 sesiones (días de cotización medios en un mes), lo que se consigue interpolando linealmente:

$$\text{VIX} = \sigma_1 \left(\frac{T_2 - 22}{T_2 - T_1} \right) + \sigma_2 \left(\frac{22 - T_1}{T_2 - T_1} \right) \quad (2.21)$$

donde T_1 (T_2) es el número de días hasta el vencimiento más cercano (siguiente más cercano).

Un gran número de estudios han encontrado importantes relaciones intertemporales entre los precios del subyacente y la volatilidad esperada en el mercado. [Black76]) y [Christie82], encuentran una elevada correlación negativa entre la rentabilidad del mercado y los cambios en la volatilidad futura realizada. [French87] encuentran la misma relación utilizando los cambios en la volatilidad estimada. Por ello, la predicción de estos tipos de índices que ayuda a comprender la volatilidad esperada en el mercado, es pieza básica para evaluar la rentabilidad del mercado.

2.9 RESUMEN Y CONCLUSIONES

Existen varias líneas de aproximación a la predicción de índices bursátiles y teoría de juegos. Estadística avanzada, redes neurales y computación evolutiva son técnicas generalmente empleadas.

La mayoría de las soluciones propuestas no pueden evitar los máximos locales, otras no son susceptibles de aplicación en un entorno multi-objetivo, algunas emplean un tiempo de procesamiento que hace inviable su puesta en práctica en entornos reales.

A diferencia de los enfoques anteriores, en este trabajo se intentan utilizar los AEs para optimizar los parámetros de un indicador ya existente. Este enfoque no es en absoluto frecuente, de hecho, sólo hemos encontrado el enfoque de [González07] que lo hace sobre un indicador de dudosa utilidad como el cruce de dos medias móviles (consultar en el capítulo 3 la crítica a los sistemas de medias móviles). En [González07] se trabaja sobre el índice Ibex 35 y el proceso de optimización se ejecuta solamente una vez y sobre un indicador concreto. Efectivamente, a nivel profesional, los operadores de bolsa se han planteado qué parámetros emplear para sus indicadores técnicos favoritos, sin embargo, los AEs no se han visto como herramienta útil de este proceso de optimización. Esto se debe a que, como el proceso se ejecuta una sola vez, se pueden emplear técnicas más sencillas, como la programación dinámica que, dado un histórico, repita un algoritmo que representa al indicador técnico, tantas veces como conjunto de parámetros se quieran probar, evaluando el beneficio obtenido en cada ocasión y quedándose, para el futuro, con la mejor combinación.

Ahora bien, en este trabajo se defiende que el ajuste de dichos parámetros debe ser dinámico, es decir, se debe repetir la optimización ante cada variación de los datos o llegada de un dato nuevo. El mercado es dinámico, tremendamente dinámico, y nada asegura que una optimización ejecutada un día puntual proporcione el mejor conjunto de parámetros para 30 días después. Porque, si eso no fuese así, se deberían obtener los mismos resultados (el mismo conjunto de parámetros óptimo para un indicador dado) tanto si se emplease un histórico del año 2000 al 2003 como si se emplease un histórico del año 2001 al 2004, y, las ejecuciones realizadas,

demuestran que esto no sucede. Además, el mercado bursátil es una competición a cuerpo descubierto entre adversarios que buscan maximizar sus ganancias. No se trata de un premio por el que concursan varios individuos obteniéndole o no, sino que el beneficio que obtienen unos debe conseguirse de las pérdidas en las que incurren otros. Por tanto, *si existiese una fórmula mágica, universal e invariante y se hiciese pública, el propio mercado la inutilizaría en poco tiempo*, porque sería estratégicamente utilizada para inducir pérdidas a los demás con el fin de conseguir beneficios. Que la publicidad de la fórmula de éxito no contribuye a la supervivencia del mismo éxito es algo trivial de ver.

Supóngase un panadero que da con una fórmula para hacer un pan de extraordinaria calidad con un coste bajo. El panadero consigue duplicar sus ventas con ese nuevo tipo de pan, lo cual constituye un gran éxito. No obstante, un día su fórmula se hace pública, por lo que muchos panaderos deciden aplicarla buscando el mismo éxito que consiguió el inventor. Ahora, los clientes tienen muchas más posibilidades para comprar ese extraordinario pan. Por lo que hay más competencia porque existe la misma demanda y aumenta la oferta. En esta situación, la fórmula ya no es tan rentable como al inicio. Algo similar sucedería en el caso de que existiese dicha fórmula universal para obtener las estrategias ganadoras en bolsa. Cuanta más gente aplica la misma estrategia, menos rentable es, hasta el punto que puede llegar a producir pérdidas. Igual que cuanto más gente acierta la quiniela futbolística menos dinero se obtiene, pudiéndose obtener incluso pérdidas si todos los participantes acertasen el resultado ganador, no habría nada que repartir por las comisiones del organizador y se habría perdido el precio del boleto. Resumiendo, no es ni útil ni práctico insistir en la búsqueda de una fórmula universal e invariante en el tiempo utilizable como modelo de las estrategias ideales de inversión en los mercados bursátiles.

Consecuentemente, se busca un procedimiento de optimización de parámetros de indicadores técnicos y no los parámetros optimizados en sí. Un procedimiento que sea dinámico, es decir, que permita que los valores se ajusten ante la llegada de nuevos datos, adicionalmente, interesa un procedimiento abierto, de tal forma que se permita la inclusión de otros objetivos (aparte de la maximización del beneficio) con el fin de modelar el perfil de riesgo del inversor o las características de su operativa. Para conseguir este objetivo (pensando en una aplicación que trabaja en tiempo real) se debe poner especial énfasis en la optimización del código informático empleado así como en la paralelización del sistema. Los AEs son fundamentales en el sentido de que constituyen una de las herramientas más fiables para proporcionar soluciones válidas en un contexto de factibilidad temporal (tiempo que se tarda en encontrar una solución). Los resultados que se exponen en el capítulo 5 justifican la utilidad del procedimiento de optimización continua ante la llegada de un nuevo dato, al mejorarse tanto los resultados de la estrategia *Buy & Hold* como los rendimientos del indicador técnico correspondiente empleado

con los parámetros típicos. Consecuentemente, se demostrará que la solución que aquí se propone supera a los experimentos mencionados en el párrafo anterior, al menos en lo que a este punto se refiere.

En conclusión, existe un déficit de soluciones que presenten las siguientes características:

- Que sean viables su implementación práctica.
- Que sean aptas para trabajar en un entorno multi-objetivo.
- Que se adapten el dinamismo del mercado.

Por consiguiente, en la presente tesis se explicarán las bases y fundamentos de una herramienta para la ayuda a la toma de decisiones de inversión en bolsa fundamentada en los puntos anteriores.

3

3. OPTIMIZACIÓN Y HEURÍSTICA. PROBLEMA PLANTEADO

3.1	Los problemas de optimización multi-objetivo	95
3.2	Búsqueda de parámetros para sistemas de trading, complejidad intrínseca	107
3.3	Objetivos planteados para el problema de optimización multi-objetivo objeto de estudio de la tesis	115
3.4	Conclusiones	124

En este capítulo se abordan las definiciones fundamentales que ayudan a comprender el concepto e implicaciones de la optimización multi-objetivo. Al mismo tiempo, se describe qué se entiende por complejidad computacional y qué es la heurística. También se mencionan brevemente los métodos de optimización más comunes, tanto los clásicos como los que no lo son.

Como parte destacada, se presenta el problema que se pretende resolver, justificando que se trata de un problema multi-objetivo de una complejidad importante.

Debido a la dificultad que tienen las teorías clásicas para enfrentarse a la complejidad de algunos problemas, en los últimos tiempos han proliferado los métodos heurísticos, en donde se integran los AEs. La profundización sobre AEs así como la descripción detallada del AE empleado en la presente tesis se deja para el próximo capítulo.

3.1 LOS PROBLEMAS DE OPTIMIZACIÓN MULTI-OBJETIVO

Muchos problemas del mundo real implican la optimización simultánea de objetivos diferentes, en ocasiones laboriosos de evaluar, y que a menudo resultan contradictorios entre sí. Mientras que en problemas con un único objetivo la solución óptima habitualmente está bien definida, no sucede lo mismo en los problemas de optimización con múltiples objetivos. En vez de un único óptimo, existe un conjunto de soluciones equiparables, que recibe el nombre de conjunto óptimo de Pareto. Sus principios se definen en el siguiente punto.

La mayoría de los problemas que se plantean en el mundo real presentan múltiples objetivos contrapuestos. En cualquier campo actualmente se investigan problemas con estas características. Valgan como muestra unos pocos ejemplos representativos para comprobarlo. En la industria, se ha abordado el diseño en ingeniería [Andersson01], la identificación de sistemas no lineales [Rodríguez99], el tratamiento de residuos [Rehnström00], o el control de procesos [Christofides01], [Silva02]. En los campos de la biología, la genética y la biología molecular [Morató99]. En medicina, como por ejemplo el control de la anestesia en operaciones quirúrgicas [Morari01], o el diagnóstico del cáncer de mama [Odusanya02]. En la mejora el tratamiento de datos y en la comprensión de los sistemas y procesos ecológicos [Porter02], en el control del transporte de información a través de Internet [Steven02], y en procesos químicos [Beek02].

Por tanto, uno de los objetivos que persigue la industria es desarrollar algoritmos de optimización multi-objetivo capaces de enfrentarse a este tipo de problemas.

En este sentido, las técnicas heurísticas están alcanzando cada vez mayor auge. Una comparación de la eficiencia de las diferentes heurísticas aparece en [Pham00]. La justificación de porqué estos algoritmos alcanzan la convergencia no está completamente desarrollada, pero se relaciona con la teoría de la optimización ordinal [Ho94], [Ho97], [Gong02]. De entre todas las técnicas heurísticas, los AEs han experimentado un gran desarrollo, por su capacidad para encontrar soluciones a problemas muy complejos en un tiempo razonable. Un compendio bibliográfico sobre el uso de los AEs en la resolución de problemas multi-objetivo se puede encontrar en [Coello07].

El problema que resuelve en esta tesis es multi-objetivo, porque no sólo implica la optimización de los parámetros de dos indicadores técnicos para conseguir maximizar los rendimientos monetarios obtenidos a través del empleo de esta estrategia, sino que esta búsqueda de los valores de los parámetros debe hacerse en sintonía con la optimización de otros objetivos como son la minimización del número de operaciones de compra/venta y la reducción del riesgo. Este

último objetivo, además, admitiría diferentes enfoques y configuraciones. En esta tesis se propone un nuevo procedimiento para el control del riesgo derivado de la operativa bursátil.

3.1.1 OPTIMIZACIÓN GLOBAL Y OPTIMIZACIÓN MULTI-OBJETIVO

Se van a presentar las definiciones fundamentales que son la base teórica de los problemas de optimización. Los conceptos y terminología empleados en el campo de la optimización multi-objetivo no están fijados de modo definitivo, y la terminología difiere en ocasiones ligeramente. Para una profundización en esta materia se puede recurrir a [Miettinen99].

La *optimización global* es el proceso que calcula el óptimo (mínimo o máximo) global en un espacio de búsqueda. [Bäck96] lo define como:

Definición 1: (*mínimo global de un problema de optimización simple, SOP*). Dada una función:

$$f(x): \Omega \subseteq \mathfrak{R}^K / \mathfrak{R}, \Omega \neq \mathbf{0}, \text{ donde } x \in \Omega, \quad (3.1)$$

El valor $f^* := f(x^*) > -\infty$ es llamado mínimo global si y sólo si:

$\forall x \in \Omega: f(x^*) \leq f(x)$ x^* es la solución global mínima, $f(x)$ es la función objetivo, y Ω es el conjunto del espacio objetivo. Todo el razonamiento es análogo en el caso de considerar un óptimo global en vez de un mínimo.

Se puede concluir que el SOP tiene una solución única en el espacio objetivo.

Cuando la formulación matemática de un problema se plantea como la optimización de varios objetivos simultáneamente, el problema es llamado *optimización multi-objetivo*. Los objetivos a optimizar son habitualmente contradictorios, ya que si no serían redundantes. La solución de este problema no es un único punto del espacio de búsqueda como sucede en la optimización global (con un solo objetivo), sino que es un conjunto de puntos denominado conjunto óptimo de Pareto. Estas soluciones son óptimas en un amplio sentido, pues son aquellas que no son mejoradas por ninguna otra solución del espacio de búsqueda, cuando han sido considerados todos los objetivos.

Los problemas de optimización multi-objetivo (MOP), dependiendo de la aplicación, pueden ser definidos como criterios de optimización separados, o formulados como restricciones que debe cumplir el sistema a optimizar.

Definición 2: (*problema de optimización multi-objetivo, MOP*): *En general incluye un conjunto de parámetros (variables de decisión), un conjunto de k funciones objetivo, y un conjunto de m restricciones. Las funciones objetivo y las restricciones*

están dadas en función de las variables de decisión. El objetivo de optimización consiste en:

$$\text{maximizar } \mathbf{y} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)) \tag{3.2}$$

$$\text{con las restricciones } \mathbf{e}(\mathbf{x}) = (e_1(x), e_2(x), \dots, e_m(x)) \leq 0 \tag{3.3}$$

donde

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= (x_1, x_2, \dots, x_n) \in \mathbf{X} \\ \mathbf{y} &= (y_1, y_2, \dots, y_n) \in \mathbf{Y} \end{aligned} \tag{3.4}$$

\mathbf{x} es el vector de decisión, \mathbf{y} es el vector objetivo, \mathbf{X} es el espacio de decisión, e \mathbf{Y} es el espacio objetivo.

Las restricciones $\mathbf{e}(\mathbf{x}) \leq 0$ determinan el conjunto de soluciones posibles.

Definición 3: (Conjunto factible (“feasible set”)). El conjunto factible se define como el conjunto de vectores de decisión, \mathbf{x} que satisface las restricciones $\mathbf{e}(\mathbf{x})$:

$$\mathbf{X}_f = \{x \in \mathbf{X} / \mathbf{e}(x) \leq 0\} \tag{3.5}$$

La imagen de \mathbf{X}_f , esto es, la región factible en el espacio objetivo, está indicada como $\mathbf{Y}_f = f(\mathbf{X}_f) = \bigcup_{x \in \mathbf{X}_f} \{f(x)\}$. Esto es, la región factible es un subconjunto del espacio objetivo.

Aquí se supone un problema de maximización, pero en general, para problemas de minimización o con combinaciones de maximizaciones y minimizaciones, las definiciones son similares.

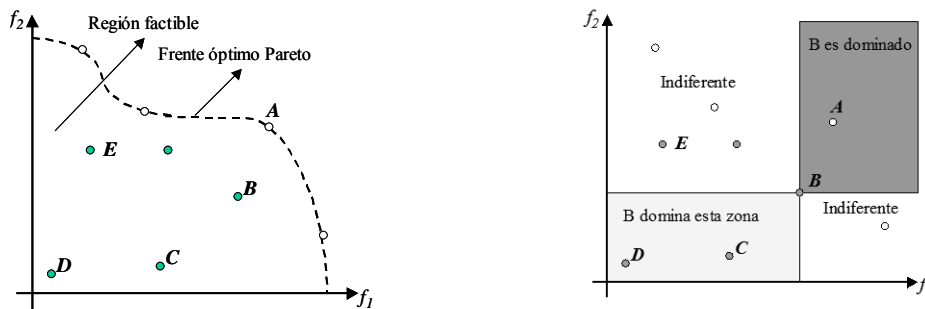


Figura 3.1. Ejemplo de optimalidad en el espacio objetivo (izquierda) y una posible relación de las soluciones en el espacio objetivo (derecha).

En un problema con un objetivo único el conjunto factible está completamente ordenado de acuerdo con la función objetivo, f : para dos soluciones $\mathbf{a}, \mathbf{b} \in \mathbf{X}_f$, o $f(\mathbf{a}) \geq f(\mathbf{b})$ ó $f(\mathbf{b}) \geq f(\mathbf{a})$. El

objetivo es encontrar la solución (o soluciones) que proporcionan e valor máximo de f [Cohon85]. Sin embargo, la solución de un MOP no es única, ya que los distintos objetivos pueden estar en conflicto (la minimización de uno puede llevar a la maximización de otro). Cuando se tienen diferentes objetivos en cuenta, la situación cambia: X_f , en general, ya no está ordenado, sino sólo parcialmente ordenado [Pareto96]. Los MOP requieren una nueva definición de optimalidad. Esto puede observarse en la figura 1 a la izquierda. Si se trata de maximizar f_1 y f_2 , la solución representada por el punto B es mejor que la solución representada por el punto C , y C es una solución mejor que la representada por el punto D , pero no puede afirmarse que B sea mejor que E o a la inversa. Para expresar matemáticamente esta situación se extiende el uso de las relaciones matemáticas $=, \geq, >$ a vectores objetivo, por analogía con el caso de único objetivo.

Definición 4: Para dos vectores objetivo cualquiera u y v ,

$$u = v \text{ si y solo si } \forall i \in \{1,2,\dots,k\} : u_i = v_i$$

$$u \geq v \text{ si y solo si } \forall i \in \{1,2,\dots,k\} : u_i \geq v_i$$

$$u > v \text{ si y solo si } u \geq v \wedge u \neq v$$

Las relaciones \leq y $<$ se definen de modo análogo.

Empleando esta notación, $B > C$, $C > D$, y en consecuencia, $B > D$. Sin embargo, cuando se comparan B y E , no se puede afirmar que uno sea mejor que el otro, ya que $B \not> E$ y $E \not> B$.

Por tanto, hay tres posibilidades cuando se comparan dos vectores objetivo a y b con la desigualdad \geq en un MOP (en contraste con las dos posibilidades que únicamente existen en un SOP):

$$f(a) \geq f(b), f(b) \geq f(a) \text{ y } f(a) \not\geq f(b) \wedge f(a) \not\geq f(b) \quad (3.6)$$

Las siguientes definiciones [Miettinen99], [Veldhuizen99], que tratan sobre la optimización de Pareto, se emplean para clasificar las diferentes situaciones.

Definición 5: (Dominancia Pareto) Para dos vectores de decisión cualquiera, a y b

$$a \succ b \text{ (} a \text{ domina } b\text{)} \quad \text{si y sólo si } \forall i \in \{1,2,\dots,k\} f(a) \geq f(b) \text{ y además si como mínimo para uno de los índices } f(a) > f(b)$$

$$a \succcurlyeq b \text{ (} a \text{ domina débilmente } b\text{)} \quad \text{si y sólo si } \forall i \in \{1,2,\dots,k\} f(a) \geq f(b)$$

$$a \sim b \text{ (} a \text{ es indiferente respecto a } b\text{)} \quad \text{si y sólo si } f(a) \not\geq f(b) \wedge f(b) \not\geq f(a)$$

Las definiciones para un problema de minimización (\prec , \preceq , \sim) son análogas.

En la figura 3.1 (derecha), el rectángulo azul claro envuelve la región del espacio objetivo que es dominada por el vector de decisión representado por B . El rectángulo azul oscuro contiene los vectores objetivo cuyos vectores de decisión dominan la solución asociada a B . Todas las soluciones que no se encuentran en ninguno de los dos rectángulos son indiferentes con la solución representada por el vector B .

El criterio de optimalidad puede introducirse basándose en el concepto de dominancia Pareto. Koopmans fue uno de los primeros en emplearlo en 1951 (una reedición del trabajo se puede consultar en [Koopmans71]). Observando de nuevo la figura 1 (derecha), A es único entre B , C , D y E : su vector de decisión correspondiente, a , no está dominado por ningún otro vector de decisión, lo que significa que a es óptimo en el sentido de que no puede ser mejorado en ninguno de los objetivos sin que se produzca el empeoramiento en alguno de los objetivos restantes. Estas soluciones son denominadas Óptimo de Pareto, aunque también se emplea el término no-inferior [Cohon78].

Definición 6: (Optimalidad Pareto) En un conjunto $A \subseteq X_f$ Un vector de decisión

$x \in X_f$ no está dominado si y sólo si $\nexists a \in A : a \succ x$.

Definición 7: x es denominado Pareto óptimo si y sólo si x no está dominado dentro de X_f .

En la figura 3.1 los puntos blancos representan las soluciones Pareto óptimas. Cada una es indiferente frente al resto, lo que origina la principal diferencia con los problemas mono-objetivo. No existe un único óptimo, sino un conjunto de óptimos equivalentes. Ninguno puede ser identificado como mejor que el resto a no ser que se añada información sobre las preferencias, es decir, que se ordenen los objetivos mediante categorías (“*ranking*”).

El conjunto de soluciones óptimas de Pareto se denomina conjunto de óptimos de Pareto, y a los vectores objetivo correspondientes se les denomina superficie o *frente de Pareto*.

Definición 8: (Conjuntos y frentes no dominados) Si se tiene $A \subseteq X_f$, la función $p(A)$ proporciona el conjunto de vectores de decisión no dominados en A :

$$p(A) = \{a \in A \mid a \text{ no está dominado en } A\}$$

El conjunto $p(A)$ es el conjunto no dominado de A , y el correspondiente conjunto de vectores objetivo $f(p(A))$ es el frente no dominado de A . El conjunto $X_p = p(X_f)$ es el conjunto de óptimos de Pareto y el conjunto $Y_p = f(X_p)$ es el frente óptimo de Pareto.

El frente de Pareto incluye las soluciones globalmente óptimas. Sin embargo, de modo similar al SOP, pueden existir también óptimos locales, los cuales constituyen un conjunto no dominado dentro de una cierta vecindad. Esto corresponde a los conceptos de conjunto de óptimos de Pareto local y global [Deb98].

Definición 9: Considerado un conjunto de vectores de decisión $A \subseteq X_f$ el conjunto A se denomina conjunto de óptimos de Pareto local si y sólo si: $\forall a \in A : \nexists x \in X_f : x \succ a \wedge \|x - a\| < \varepsilon \wedge \|f(x) - f(a)\| < \delta$

donde $\| \cdot \|$ es una distancia métrica y $\varepsilon > 0, \delta > 0$.

Definición 10: El conjunto A se denomina conjunto de óptimos de Pareto global si y sólo si: $\forall a \in A : \nexists x \in X_f : x \succ a$

La diferencia entre óptimos locales y óptimos globales se visualiza en la figura 3.2. La línea discontinua constituye un frente de Pareto global, mientras que la línea sólida corresponde a un frente de Pareto local.

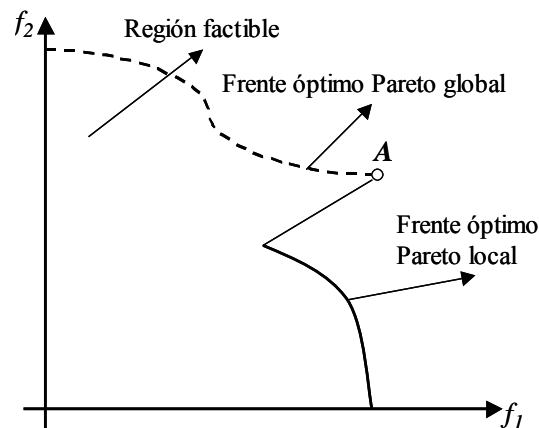


Figura 3.2. Ejemplo de conjunto de soluciones localmente óptimas y conjunto de soluciones globalmente óptimas sobre un espacio objetivo.

Los vectores de decisión asociados con el último son localmente no dominados aunque no son óptimos de Pareto, porque la solución asociada con el punto A domina a cualquiera de ellas. Finalmente, destacar que un conjunto de óptimos de Pareto global no contiene necesariamente todas las soluciones óptimas de Pareto y por otro lado, cada conjunto de óptimos de Pareto global es también un conjunto de óptimos de Pareto local [Miettinen99].

En esta tesis se abordan métodos de optimización multi-objetivo que son capaces de realizar un muestreo de espacios de búsqueda muy grandes y complejos y además de generar aproximadamente el conjunto de óptimos de Pareto.

3.1.2 COMPLEJIDAD COMPUTACIONAL

El campo de la complejidad computacional, desarrollado en paralelo a la Algoritmia, considera todos los posibles algoritmos, incluso los que aún no existen (porque no se hayan pensado) para resolver un determinado problema. Combinando ambas disciplinas, se intenta descubrir si para cada problema existe un algoritmo que sea capaz de resolverlo en un tiempo inferior a un límite impuesto.

Así, se pueden clasificar los problemas por su complejidad. El tiempo de cálculo permite distinguir diferentes tipos de problemas. Por ejemplo, están aquéllos que pueden resolverse en un tiempo de cálculo polinómico o de tipo P y los que no, a los que se denomina problemas **NP-completos**; pero no son los únicos. Los algoritmos de Monte Carlo dan lugar a la clase BPP (tiempo polinómico probabilístico con error acotado), los algoritmos de las Vegas originan la clase ZPP (tiempo polinómico probabilístico de error nulo), entre ambas clases está la RP (tiempo polinómico aleatorio), y hay además una nueva colección de clases de complejidad basadas en la idea de las computadoras cuánticas. A continuación se describen brevemente los dos primeros tipos, el P y el NP [Brassard97].

Problemas de tipo P: algunos problemas pueden resolverse mediante algoritmos de tiempo polinómico, es decir, algoritmos que requieren un esfuerzo computacional que es proporcional a un polinomio del tamaño del problema. Esto quiere decir que aunque el problema crezca, el tiempo de cálculo no será demasiado elevado y en la mayoría de los casos será además de factible, razonable realizar una búsqueda exhaustiva para encontrar la solución.

Problemas NP-completos Hay otro tipo de problemas que se encuentran en la práctica, para los que no se conocen todavía algoritmos eficientes para hallar soluciones óptimas (como sí ocurre en el caso anterior), y para los cuales, los algoritmos conocidos hasta el momento requieren un esfuerzo computacional que crece exponencialmente con el tamaño del problema. A estos problemas se les llama NP-completos, y para su resolución se suelen utilizar algoritmos de aproximación, que no proporcionen el óptimo pero sí soluciones próximas al mismo. Formalmente, Un problema de decisión C es NP-completo si: C es un problema NP, y todo problema de NP se puede transformar polinómicamente en C [Cook71].

3.1.3 HEURÍSTICA

De la necesidad de encontrar soluciones suficientemente buenas a problemas NP-completos en un tiempo de cálculo razonable surgieron las *técnicas heurísticas*. La optimización global de un problema multi-objetivo es un problema NP-completo [Bäck96]. La posibilidad de tener una solución satisfactoria aunque no sea la óptima es muy rentable en muchos casos, y por ello comenzaron a surgir algoritmos denominados aproximados, que siempre pueden proporcionar

soluciones de interés práctico: soluciones factibles (que satisfacen las restricciones del problema) que aunque no optimicen la función objetivo, se supone que al menos se acercan al valor óptimo en un tiempo de cálculo razonable. A estos algoritmos aproximados se les conoce como *métodos heurísticos*: pueden obtener una solución incluso globalmente óptima si hay fortuna, pero también puede dar lugar a una bastante alejada de la misma. La heurística puede ser probabilística o determinista.

La palabra *'heuriskein'*, proviene del griego, y significa encontrar (Arquímedes empleó *'eureka'*, que es un tiempo pasado de este verbo). Ésa es la finalidad de los métodos heurísticos. Desde comienzos de los años 60 se emplea este término para definir “procedimientos simples, a menudo basados en el sentido común, que se supone ofrecerán una buena solución (aunque no necesariamente la óptima) a problemas difíciles, de un modo fácil y rápido” [Zanakis89].

La explicación de por qué tienen éxito las heurísticas no está concluida, pero se está intentando relacionar con los conceptos de optimización ordinal [Ho94], [Ho97], [Gong02]. Esta teoría es capaz de predecir cuántas soluciones razonablemente buenas hay en el subconjunto de soluciones que la técnica heurística esté manejando en un momento determinado. En general, el uso del orden relativo de las soluciones en vez del valor cardinal resulta ser un sistema robusto frente al ruido. Otra clave parece que es la introducción de conocimiento por mínimo que sea, para limitar el espacio de búsqueda.

Las dificultades que presentan los diferentes problemas que aparecen en el mundo real pueden describirse en función de las siguientes características: según el tipo de variables que tenga (discretas o continuas), según su dimensionalidad, multimodalidad, discontinuidades que presenta, epístasis (es decir, complejidad frente a los problemas que son separables linealmente), engaño (*'deceptiveness'*), y tipo de restricciones que soporta (lineales, no lineales o sin restricciones). Para una descripción detallada de todas estas características, puede acudir a [Knowles02].

El problema que se resuelve es NP-completo. En este caso, se resuelve el problema para dos indicadores y 4 objetivos por indicador, maximización del beneficio, minimización del número de operaciones (para reducir los gastos derivados de las comisiones por orden de compra/venta) y minimización del riesgo, desglosándose este último objetivo en dos, ya que se proponen dos métodos diferentes para el control del riesgo. De forma clara y demostrada la validez del procedimiento, la operativa empleada debe permitir la ampliación del problema a través, por ejemplo, de la incorporación de nuevos indicadores técnicos al cómputo.

3.1.3.1 *Cuándo se puede emplear algoritmos heurísticos*

a.- Cuando no existe un método exacto de resolución, o éste requiere mucho tiempo de cálculo y gran cantidad de memoria. Ofrecer entonces una solución, aunque sólo sea aceptablemente buena es de interés, frente a la alternativa de no tener ninguna solución en absoluto.

b.- Cuando no se necesita la solución global óptima. Si los valores que adquiere la función objetivo son relativamente cercanos unos a otros, puede no merecer la pena el esfuerzo, con relación al coste, de hallar la solución global óptima que, por otra parte, no representará un beneficio importante respecto a otra subóptima.

c.- Cuando los datos son poco fiables o el modelo es una simplificación de la realidad. En este caso puede carecer de interés buscar una solución exacta, pues ese grado de exactitud no se está teniendo con los datos iniciales y por tanto puede no ser tan óptima para el sistema real.

d.- Cuando las limitaciones de tiempo y espacio (para almacenamiento de datos), etc., obliguen al empleo de métodos de rápida respuesta, aún a costa de la pérdida de precisión.

e.- Como paso intermedio en la aplicación de otro algoritmo. A veces son usadas soluciones heurísticas como punto de partida de algoritmos exactos de tipo iterativo, que al partir de una solución cercana al óptimo llevan mucho menos tiempo de cálculo.

f.- Permiten una mayor flexibilidad para el manejo de las características del problema respecto a las técnicas que buscan soluciones exactas. No suele resultar complejo diseñar algoritmos heurísticos que en lugar de considerar funciones lineales utilicen no linealidades.

3.1.3.2 *Inconvenientes de los algoritmos heurísticos*

a.- Muchas heurísticas son válidas para un problema específico, no resultando útil para resolver cualquier otro. Por eso las técnicas de mayor interés son las que son fácilmente generalizables a un abanico amplio de problemas. Esa es una de las características de los AEs.

b.- Por lo general *no es posible conocer la calidad de la solución*, es decir, cuán cerca está del óptimo global la solución que nos ofrecen.

Por estos motivos se desarrollan procedimientos evaluadores de la calidad de la heurística: usualmente test de funciones a optimizar, las cuales pueden tener características muy diferentes (óptimos locales, etc. según la dificultad deseada).

3.1.4 APROXIMACIONES TRADICIONALES A LA OPTIMIZACIÓN MULTI-OBJETIVO

Los métodos clásicos para generar los óptimos de Pareto unen todos los objetivos en uno único, parametrizando la función objetivo, o en un conjunto de objetivos únicos mediante una función de escalado. Este proceso se denomina *escalado*, y permite el uso de la teoría y de los métodos de la optimización escalar, es decir, de la programación no lineal [Miettinen99]. Hay que tener presente que una función, para poder someterse a este proceso de escalado debe cumplir ciertas condiciones, lo que no siempre sucede [Sawaragi85] y, además, los algoritmos para resolver SOP únicamente hallarán conjuntos Pareto localmente óptimos, a no ser que las funciones objetivo sean convexas. Los parámetros de esta función no los establece el decisor humano, sino que son variados sistemáticamente por el optimizador. Se ejecutan diferentes optimizaciones con diferentes conjuntos de parámetros para lograr un conjunto de soluciones que se aproximen al conjunto de óptimos de Pareto. Este procedimiento es independiente del algoritmo de optimización empleado. Pero puede ocurrir que el SOP tenga solución únicamente para muy pocos de todos los posibles valores de los parámetros, o que no sea resoluble con dichos parámetros. Por tanto, todos los métodos que se presentan a continuación que simplifican el problema en objetivos únicos, tienen esta debilidad.

Las técnicas no heurísticas de optimización multi-objetivo pueden clasificarse de muchas maneras diferentes [Cohon85], [Miettinen99], pero ninguna clasificación es completa [Despoutin83]. Infinidad de métodos se han presentado hasta el momento, y continúan apareciendo. A continuación se va a presentar una clasificación en función del momento en que se produce la decisión de qué solución quedarse entre todas las posibles que existen en el conjunto de óptimos de Pareto. Clasificaciones más exhaustivas pueden encontrarse en los estudios exhaustivos sobre este tema, por ejemplo de [Hwang79], [Chankong83], [Cohon85], [Steuer86], [Vanderpooten90] y [Miettinen99].

3.1.5 PROCESO DE BÚSQUEDA Y PROCESO DE DECISIÓN

Cuando se ha obtenido el conjunto óptimo de Pareto se considera resuelto un MOP. Cuando se aborda un MOP, se pueden identificar dos problemas diferentes que hay que afrontar [Horn97]: el proceso de búsqueda y el proceso de decisión. El primer aspecto se refiere al proceso de optimización, en el que se hace un muestreo sobre el conjunto posible de soluciones buscando soluciones óptimas de Pareto. Como sucede con la optimización mono-objetivo, las búsquedas en espacios de búsqueda grandes y complejos se pueden complicar, impidiendo el empleo de métodos exactos de optimización como por ejemplo la programación lineal [Steuer86]. El segundo aspecto se refiere al problema de seleccionar una solución satisfactoria del conjunto de óptimos de Pareto. Es necesaria una decisión humana para decidir entre objetivos que a menudo están en conflicto entre sí.

Dependiendo del modo en que se combinan los procesos de optimización y de decisión, se pueden clasificar los métodos de optimización multi-objetivo en cuatro categorías [Hwang79] [Horn97] y [Miettinen99]:

1. **No se emplea ninguna información para decidir (métodos sin preferencia):** el MOP se resuelve empleando un método sencillo y el decisor decide si acepta o rechaza la solución.
2. **Proceso de decisión previo a la búsqueda (métodos a priori):** se unen los objetivos de un MOP en una única función objetivo, la cual incluye implícitamente la información sobre las prioridades proporcionada por el decisor humano, que en este caso introduce su conocimiento del problema antes de la ejecución del algoritmo.
3. **Búsqueda anterior al proceso de decisión (métodos a posteriori):** Se realiza la optimización sin ninguna información previa sobre prioridades de los objetivos. El resultado del proceso de búsqueda es un conjunto de soluciones candidatas (idealmente el conjunto de óptimos de Pareto). Entre todas ellas el decisor humano realiza la elección final. Dos de los algoritmos de este tipo que se mencionan más abajo se explican brevemente, dada su importancia puesto que son la base de muchos otros.
4. **Proceso de decisión realizado durante la búsqueda (métodos interactivos):** El decisor humano puede articular preferencias durante el proceso de optimización. Después de cada paso del proceso de optimización, el decisor humano selecciona entre un número de soluciones alternativas presentadas, guiando de este modo la búsqueda.

La clasificación anterior no es absoluta, y pueden aparecer métodos que combinen diferentes tipos. La unión de múltiples objetivos en un único criterio de optimización tiene la ventaja de que se pueden aplicar las estrategias de optimización clásicas de los problemas mono-objetivo sin grandes modificaciones. Sin embargo esto requiere un profundo conocimiento del problema, lo que no siempre sucede. Realizar la búsqueda antes del proceso de decisión supera este inconveniente, pero excluye la posibilidad de que el decisor humano incluya jerarquías en los objetivos (con lo que no se puede reducir la complejidad del espacio de búsqueda). Otro problema que comparten los algoritmos de segunda y de cuarta categoría son la visualización y la presentación de los conjuntos no dominados para MOPs de muchas dimensiones [Cohon85]. Por último, la integración de los procesos de búsqueda y optimización es un camino que aúna las ventajas de ambas aproximaciones. El algoritmo evolutivo multi-objetivo empleado en el presente trabajo (el MOEASI-II), aprovecha esta ventaja siempre que es posible.

Entre los algoritmos MOPs más destacados porque han sido base en posteriores desarrollos destacan el *método del sumatorio con pesos* [Cohon78] y [Boyd91], el *método de perturbación ε* o *método de restricciones* [Cohon78], la *aproximación minimax* [Koski84] y [Boyd91], y la

programación con objetivo [Steuer86]. En [Hwang79] y [Miettinen99] puede encontrarse un amplio y complementario compendio de algoritmos MOPs.

3.1.6 DISCUSIÓN DE LOS MÉTODOS CLÁSICOS

La razón por la que las aproximaciones tradicionales son atractivas y populares es porque se pueden emplear los algoritmos usados en la resolución de SOP, de cuyo buen funcionamiento se puede estar seguro. Una comparación de la utilización de todas ellas se puede encontrar en [Miettinen99].

Sin embargo las estrategias de optimización clásicas presentan algunas dificultades como ya se ha mencionado:

1. Algunas técnicas como el método de pesos pueden ser sensible a la forma del frente óptimo Pareto.
2. En ocasiones se puede requerir conocimiento del problema, el cual no siempre está disponible.
3. Se han presentado problemas donde el uso de estas aproximaciones está limitado [Deb99]. Los métodos clásicos tienen en común que requieren diferentes ejecuciones en la optimización para obtener una aproximación al conjunto óptimo de Pareto. Como estas ejecuciones se realizan independientemente del resto, las sinergias pueden no aprovecharse, lo que llevaría a un gasto computacional demasiado elevado. Y como en otras ocasiones, esto también depende de la aplicación.

Para problemas multi-objetivo de gran escala, no se dispone realmente de ninguna técnica no heurística de optimización [Horn97]. Recientemente los algoritmos evolutivos han establecido una alternativa a los métodos clásicos, debido a que realizan la búsqueda en espacios mucho mayores, y a que pueden generar diferentes soluciones alternativas en una única optimización. Además, pueden implementarse de modo que se evitan los inconvenientes antes descritos.

3.2 BÚSQUEDA DE PARÁMETROS PARA SISTEMAS DE TRADING, **COMPLEJIDAD INTRÍNSECA**

¿Es necesario un proceso de optimización para la localización de los parámetros adecuados a emplear por un sistema de trading o por un indicador técnico? Se intentará responder a esta pregunta a través del estudio de uno de los indicadores técnicos más sencillos, los cruces de medias móviles. El sistema de cruces de medias móviles es muy similar al ya estudiado MACD. En este caso se trabaja sólo con dos medias móviles, una corta y otra larga, cuando la línea de la media móvil corta se cruza con la línea de la media móvil larga se emite una señal de venta, si el cruce es en sentido contrario se emite una señal de venta.

Los sistemas de medias móviles han sido ampliamente estudiados a todos los niveles por diversos autores. Entre todos los estudios existentes, cabe destacar el análisis de Llinares [Llinares08], quien realiza un amplio estudio empírico sobre la cuestión.

El uso masivo de computadores personales ha hecho posible la proliferación del uso de estas formas de operar en las que el computador lo hace casi todo. Han tenido un gran auge debido a los siguientes motivos:

- a) A la mayoría de los seres humanos les resulta muy desagradable tomar decisiones, ello es debido a la **certeza de saber que se van a equivocar** unida a su **mala predisposición para afrontar sus errores**. Como consecuencia de esto, cualquier sistema en el que la decisión la toma el computador es aceptada con complacencia por la multitud.
- b) Piensan que la **pedra filosofal** puede hallarse en una fórmula estática y cerrada, capaz de batir al mercado en cualquier circunstancia. Sin embargo, el mismo inventor de esa fórmula milagrosa tampoco podría ganar nada, pues el mismo mercado la **inutilizaría en muy poco tiempo**.
- c) A un gran número de operadores, conscientes de sus pocos conocimientos sobre los mercados les gusta apoyarse en indicadores que escruten el gráfico por ellos y les digan lo que deberían hacer en cada momento. Desgraciadamente, la poca utilidad de alguno de estos osciladores se **reduce a momentos concretos de volatilidad, tendencia, etc.**, y lo más grave es que, debido al desconocimiento de los resortes más profundos que mueven a esos indicadores, el individuo nunca sabe el momento concreto en el que son medianamente fiables, lo cual reduce los aciertos que se obtienen utilizando estas técnicas a un nivel similar a los que se hubieran logrado utilizando **un dado o una moneda** y dejando la operativa en manos del puro azar.

d) Respecto a los **cruces de medias**, hay que tener en cuenta que esa forma de operar equivale a **comprar volatilidad** y, que la mayor parte del tiempo, **la compra de volatilidad es un negocio ruinoso**, pues las tendencias fuertes y verticales, que son las que se ven beneficiadas por la compra de volatilidad no suelen ocurrir más de 2 o 3 meses al año de promedio.

En la tesis que se expone, no se pretende encontrar la “fórmula milagrosa”, porque se asume, como hace Llinares, que dicha fórmula no existe. Sin embargo, lo que se proporciona no es algo banal, sino que se proporcionan los mecanismos para encontrar una estrategia ganadora con una operativa a largo plazo, estrategia que tenga en cuenta las preferencias de riesgo del inversor y, todo ello, empleando los AEs.

En línea con lo anterior, se ha asumido que una estrategia a largo plazo basada en indicadores y osciladores técnicos, no es la mejor estrategia si día a día (e incluso a intervalos de tiempo menor), no se actualizan los parámetros teniendo en cuenta el valor en cuestión sobre el que se trabaja. Esta cuestión ya ha sido extensamente comentada en el capítulo anterior.

En la literatura económica, hay diversos ejemplos que concluyen que la elección de los parámetros para indicadores y osciladores técnicos se asemeja más a un arte que a otra cosa, ya que, a día de hoy, dependen en gran parte de la experiencia personal del profesional de trading y, probablemente, del factor suerte. Como justificación, se plantean diversas situaciones en las que los indicadores y osciladores con parámetros típicos, no parecen adecuados para una estrategia de inversión a largo plazo. Como ejemplo ilustrativo de lo que se escribe, se resumen la experimentación realizada en [Llinares08], seleccionada de entre el resto por su sencillez, replicabilidad y contenido práctico.

En este experimento se toman siete valores, entre los que hay dos índices (el Ibex35 y el DJIA), un valor de gran volumen de contratación (Telefónica), un valor pequeño y especulativo (Telepizza), un valor pequeño no especulativo (Zardoya), un tipo de interés (el Bund alemán) y un tipo de cambio (el del euro con el dólar). Se calculan los resultados para un inversor que hubiese operado diariamente con un sistema de cruce de medias móviles en cada uno de estos valores, entre el 1 de septiembre de 1997 y el 3 de octubre de 2005, es decir, más de ocho años. Las medias utilizadas son aritméticas, calculadas con precios de cierre, y, para darle cierto realismo, la forma de operar considerada ha sido la siguiente:

- Si, al cierre de una sesión, la media corta supera a la larga, el operador compra, pero al precio de apertura de la sesión siguiente. La posición se mantiene abierta hasta que la media corta vuelve a ser inferior a la larga, momento en el que el operador da la orden de venta, que se ejecuta en la subasta de apertura de la sesión siguiente.

- Se ha supuesto que, con cada operación, el intermediario le cobra al operador una comisión de compraventa del 0,15% y el mercado otra del 0,05%, con lo que se ha descontado, de cada compra y de cada venta, un 0,20% por gastos.
- Todas las posiciones abiertas son de compra. No se ha considerado la posibilidad de operar con posiciones cortas, para hacernos una idea clara de hasta que punto es mejor comprar y mantener con medias móviles.

Los supuestos anteriores, parecen supuestos bastante realistas para un inversor no profesional que, cada día, cuando regresa a su casa, mira las cotizaciones y, en caso de que toque comprar o vender, da la orden a su *broker*, ejecutándose ésta al precio de apertura de la sesión siguiente.

La cuestión clave es ¿qué periodos elegir para las dos medias móviles? Es este estudio, se calculan los resultados obtenidos a lo largo de ese periodo para multitud de cruces de medias móviles diferentes. Con estos resultados, para cada uno de los siete activos elegidos, se exponen los resultados en una matriz en la que la fila indica el periodo de cálculo, en días, para la media móvil corta y la columna el periodo para la larga. Para una interpretación rápida, *las combinaciones que superan a la opción “comprar y mantener” están en verde, y las que no la superan, en rojo.* Comenzaremos con el IBEX35 en la figura 3.3.

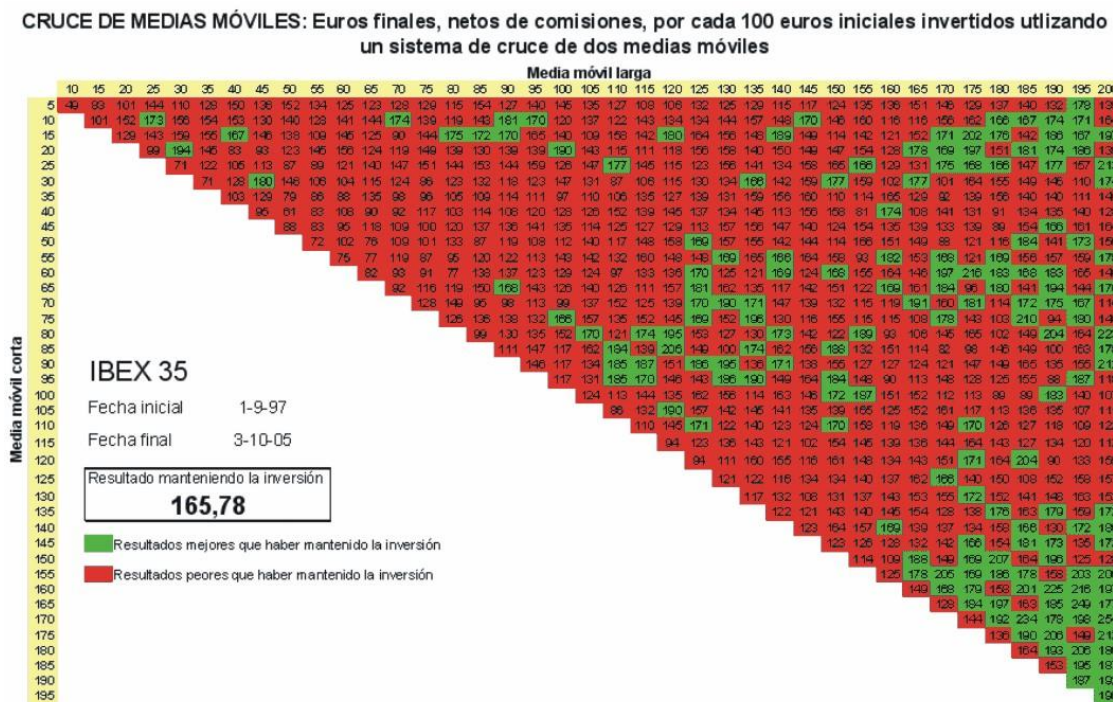


Figura 3.3. Beneficios con un sistema de cruce de medias móviles sobre el Ibex 35.

[Llinares08]

Vemos como en una mayoría de las combinaciones, el resultado es peor que haber mantenido la inversión. Existen algunos pares de valores para los que el resultado es mejor, pero rodeados

siempre de resultados inferiores a haber mantenido la inversión. Hay cuatro agrupaciones de combinaciones que podrían haber superado al índice, son las siguientes:

- 1) Media móvil larga de entre 110 y 140 sesiones y media móvil corta de entre 70 y 95 sesiones.
- 2) Media móvil larga de entre 170 y 200 sesiones y media móvil corta de entre 10 y 25 sesiones.
- 3) Media móvil larga de entre 170 y 200 sesiones y media móvil corta de entre 50 y 45 sesiones.
- 4) Media móvil larga de entre 170 y 200 sesiones y media móvil corta de entre 150 y 200 sesiones.

Veamos ahora los resultados para el DJIA en la figura 3.4:

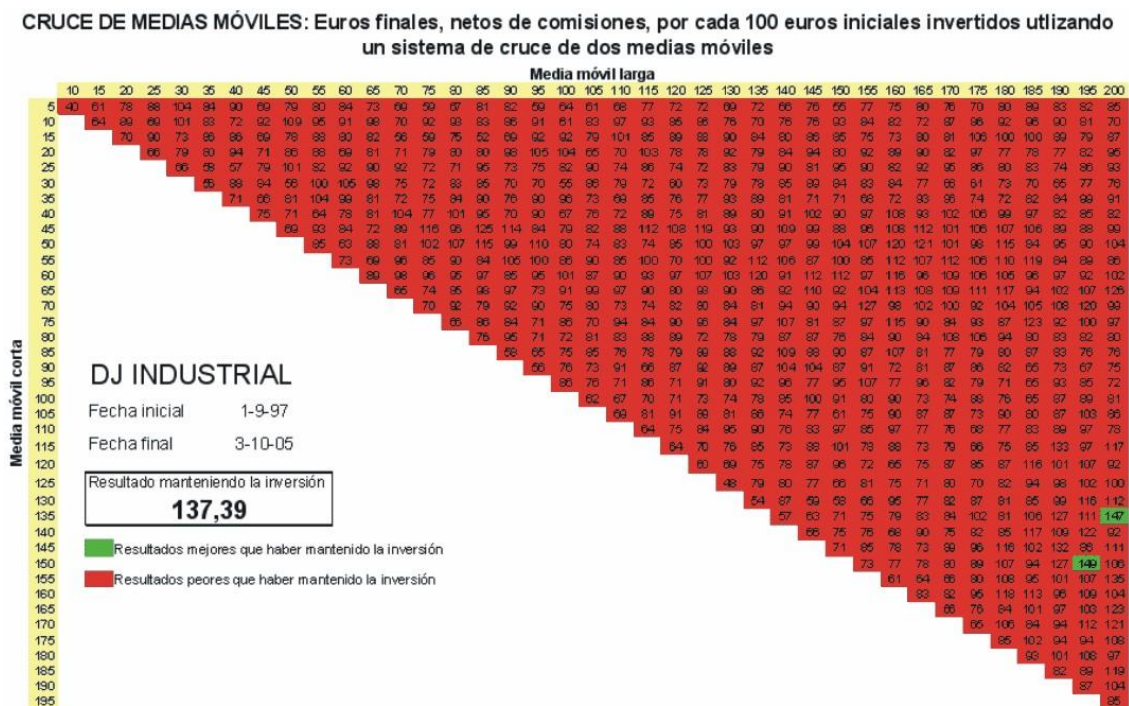


Figura 3.4. Beneficios con un sistema de cruce de medias móviles sobre DJIA. [Llinares08]

Aquí no hay ninguna duda: en el índice más seguido del mundo, mantener la inversión es superior a operar siguiendo un sistema de cruce de medias móviles con parámetros fijos durante todo el periodo.

En el caso de Telefónica (figura 3.5):

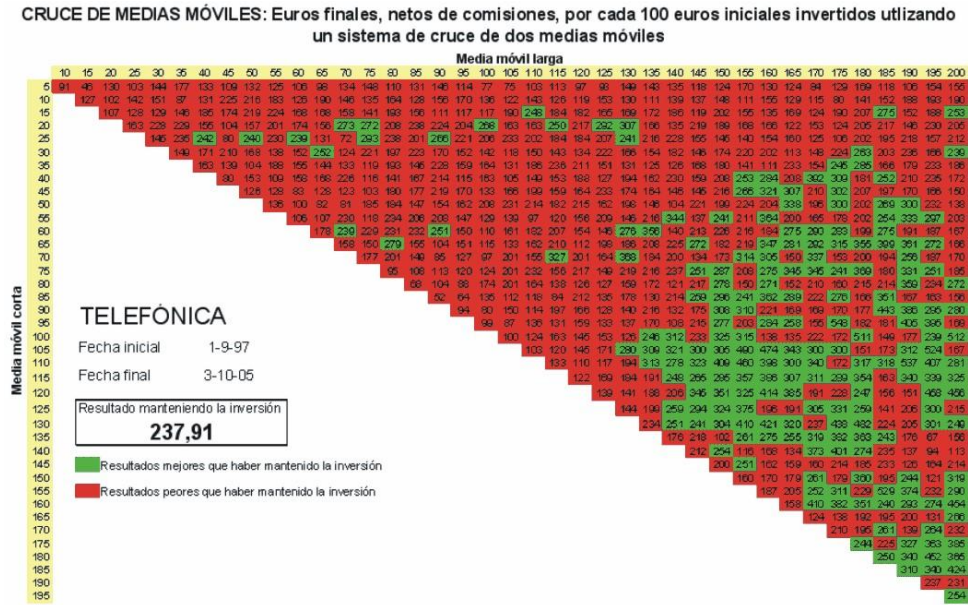


Figura 3.5. Beneficios con un sistema de cruce de medias móviles operando con acciones de Telefónica. [Linares08]

En esta ocasión vemos como, a corto plazo, las oportunidades son pequeñas, ya que, en la mayoría de los casos, el resultado hubiera sido notablemente inferior a haber mantenido la inversión. Los mejores resultados se dan utilizando medias largas de entre 135 y 180 sesiones y medias cortas de entre 105 y 130. Desde el punto de vista del análisis técnico, esas combinaciones de medias no tienen mucho sentido, ya que el periodo de cálculo de la corta se acerca demasiado al de la larga.

Para Telepizza (figura 3.6):

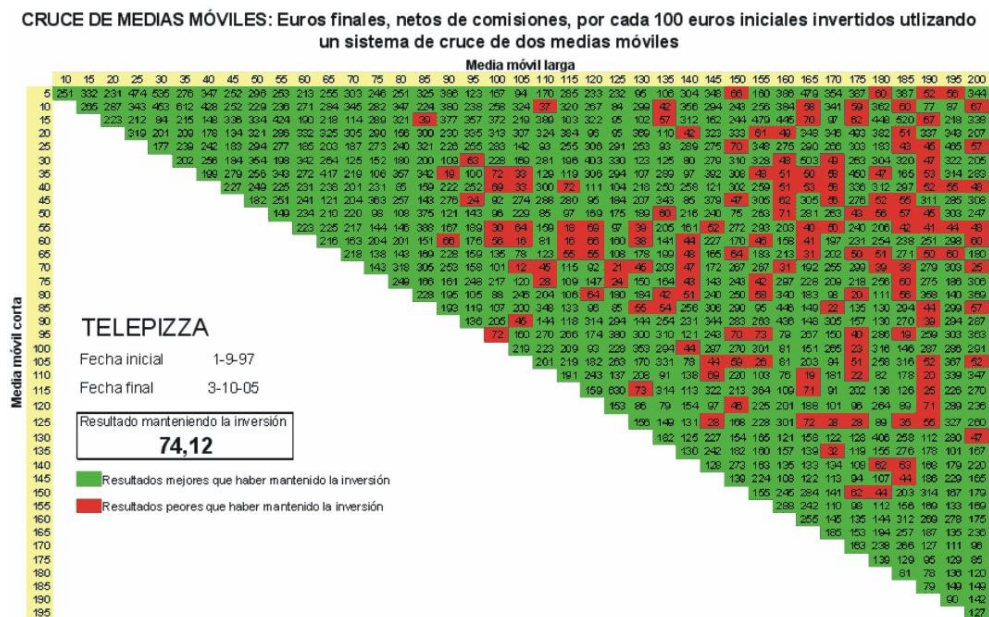


Figura 3.6. Beneficios con un sistema de cruce de medias móviles operando con acciones de Telepizza. [Linares08]

En este caso, los resultados hubieran sido notablemente mejores para el operador que hubiese utilizado un sistema que para el que hubiera mantenido la inversión. Se debe notar que el resultado obtenido manteniendo la acción es de 74 euros por cada 100 iniciales, por lo que la pérdida para el que hubiera mantenido la inversión hubiese sido de un 26% de su capital inicial.

Veamos ahora Zardoya-Otis (figura 3.7):

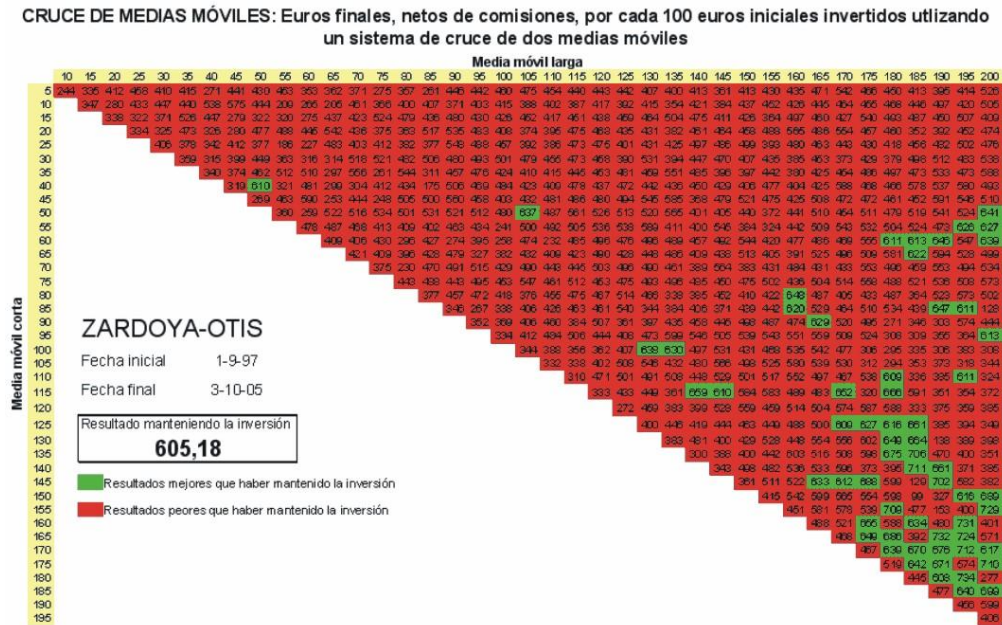


Figura 3.7. Beneficios con un sistema de cruce de medias móviles operando con acciones de Zardoya-Otis. [Llinares08]

En este caso, los únicos resultados que se acercan a haber mantenido la inversión son cruces en los que la media corta es casi similar a la larga, es decir, combinaciones en las que el número de operaciones hubiera sido mínimo y no tienen ningún sentido desde el punto de vista del empleo de estas medias que marca el análisis técnico.

Para el bono alemán (figura 3.8):

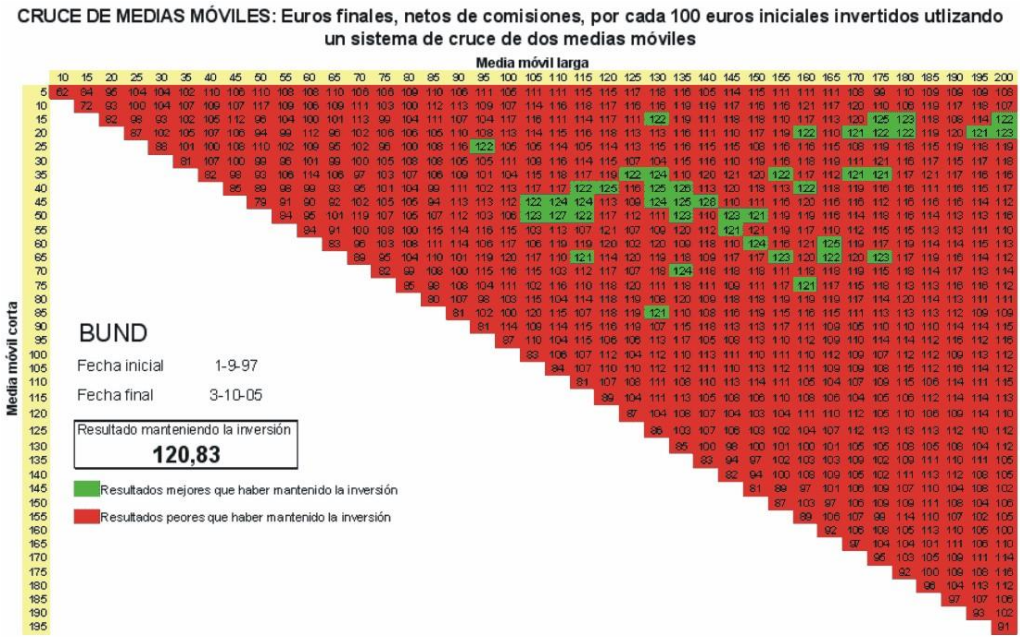


Figura 3.8. Beneficios con un sistema de cruce de medias móviles operando con el bono alemán (Bund). [Llinares08]

Aquí, las posibilidades de batir al inversor que mantiene la inversión son realmente pequeñas, a pesar de ser un tipo de interés, en el que, a largo plazo, el valor va a tender a oscilar en torno a un punto y las subidas sostenidas tenderán a ser mínimas.

Para el tipo de cambio euro-dólar (figura 3.9):

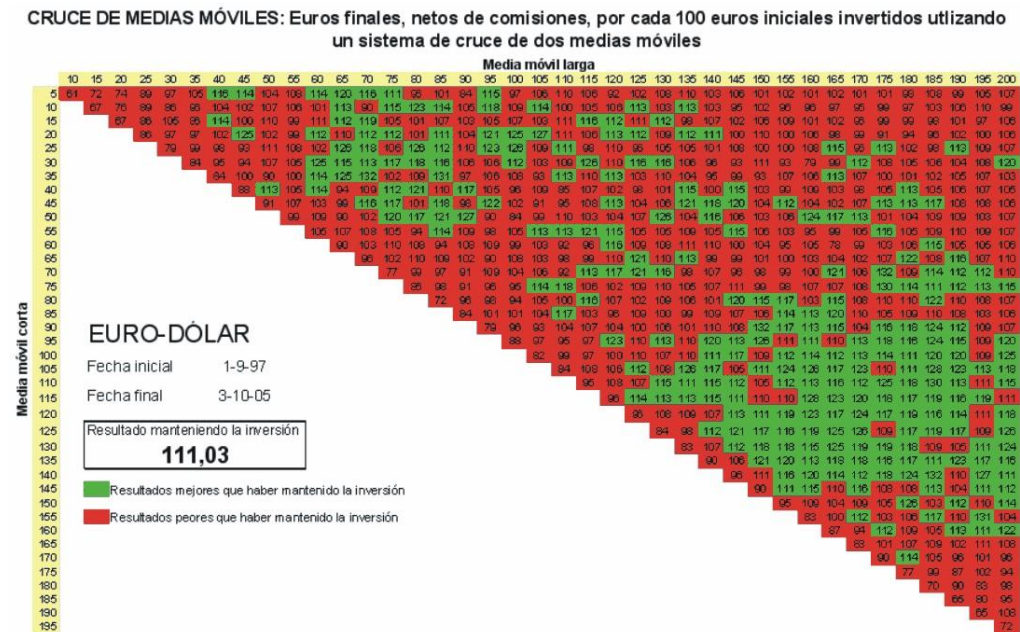


Figura 3.9. Beneficios con un sistema de cruce de medias móviles operando con el tipo de cambio euro-dólar. [Llinares08]

Aquí, hay un grupo de combinaciones que superan el resultado de haber mantenido en cartera todo el tiempo y que sí tienen sentido desde el punto de vista del análisis técnico, y son las combinaciones de entre 60 y 85 sesiones para la media móvil larga y entre 10 y 30 para la corta. Podemos ver, sin embargo, que el resultado obtenido, aunque superior, no lo es mucho.

En definitiva, las conclusiones del estudio podrían ser éstas:

1. En general, parece ser que es una casualidad obtener con este sistema resultados mejores que manteniendo la inversión a largo plazo.
2. Con los valores analizados. Es casi imposible obtener buenos resultados en valores muy seguidos mundialmente, como el DJIA o el Bund alemán.
3. También es casi imposible superar los resultados del inversor que mantiene el valor para valores con buen comportamiento a largo plazo, como Zardoya Otis.
4. Parece un sistema adecuado para valores pequeños con tendencia bajista o lateral a largo plazo, como ha sido el caso de Telepizza.
5. En el caso de valores especulativos, como el Ibex o Telefónica, si se emplea un sistema de este tipo para invertir a corto plazo, los resultados serán malos y si se hace a largo plazo los resultados podrían ser similares (un poco superiores o un poco inferiores) a los obtenidos manteniendo el valor.

Estas conclusiones, son la justificación de algo fundamental en este trabajo:

El procedimiento de optimización de los parámetros basados en AEs debe ejecutarse día a día (o incluso minuto a minuto), ya que cada nuevo valor del que se disponga en el histórico puede sugerir valores más ventajosos en la inversión analizada.

El mecanismo que proporcionamos, permite esta forma de trabajo. Justificaremos, además, la obtención de beneficios incluso en índices, como el DJIA, donde parece más complicado diseñar estrategias ganadoras.

3.3 OBJETIVOS PLANTEADOS PARA EL PROBLEMA DE OPTIMIZACIÓN

MULTI-OBJETIVO OBJETO DE ESTUDIO DE LA TESIS

Como ya se ha anunciado, el objetivo principal de la presente tesis es proponer un método de trabajo que permita determinar los parámetros óptimos de configuración para dos indicadores técnicos como son el MACD y el RSI. Posteriormente y aceptado el método, se podrían introducir tantos indicadores como se quiera reforzando las señales de compra/venta (cuantos más indicadores confirmen una señal mayor es la fortaleza de la misma).

En un inicio y tal como desarrollan otros trabajos como los mencionados en el capítulo anterior o como se hace en [Papadamou06], se puede pensar que los parámetros óptimos para un sistema de trading son, simplemente, aquellos que permiten maximizar el beneficio, entendiéndose como maximización del beneficio la obtención de los máximos retornos posibles (intentar vender al precio más alto y comprar al precio más bajo).

En el enfoque que aquí se propone, se considerarán varios objetivos. Por un lado tendremos el objetivo base que consistirá en la maximización de los rendimientos económicos obtenidos por las actividades de compra/venta. Por otro lado se contemplan objetivos en dos vertientes, en primer lugar se pretende la minimización de los costes de transacción asociados al cobro de comisiones por la emisión de órdenes de compra/venta. Determinar la cuantía exacta de las comisiones es una labor harto complicada cuando no imposible debido a la variedad de operadores en el mercado con sus distintas tarifas y rangos de aplicación en función del mercado, importes de compra o venta y número de órdenes (por citar sólo algunos de los componentes en los que se suelen basar las tarifas comunes de estas agencias), por tanto, el segundo objetivo que se plantea es la minimización del número de operaciones, porque según esta perspectiva y sean cuales sean las tarifas a menos operaciones menos coste. La segunda vertiente analizada, es la minimización del riesgo, este objetivo se desglosará a su vez en dos y precisa de explicación más extensa que se proporcionará en apartados siguientes.

3.3.1 OBJETIVO 1: MAXIMIZACIÓN DEL BENEFICIO

El objetivo de los indicadores técnicos es proporcionar unas señales de compra/venta (entrada y salida del mercado) fiables que permitan obtener un beneficio económico siguiéndolas. La implementación de este objetivo pasa por desarrollar la gráfica de los indicadores técnicos MACD y/o RSI para unos parámetros dados, obteniendo las señales que emiten. Se procede anotando los precios de compra (en negativo porque implica gasto) o venta (en positivo) y se analiza el resultado final después de analizar todas las señales. Según lo anterior, se puede realizar la siguiente definición:

- BENEFICIO DE LA ESTRATEGIA MARCADA POR EL INDICADOR X EN EL INTERVALO $[a,b]$ ($B_x(a,b)$): Dada una estrategia de inversión, consistente en operar sobre un valor o índice, entre los instantes temporales a y b , según las recomendaciones de compra – venta sugeridas por un indicador X con un conjunto de parámetros fijados, se denomina beneficio de la estrategia marcada por el indicador X en el intervalo $[a,b]$ a la diferencia entre el importe total de las compras en el intervalo temporal $[a, b]$ y el importe total de las ventas en el mismo intervalo.

No obstante, y para poder comparar distintos indicadores técnicos de forma más realista, se han realizado ciertas consideraciones. Dos conjuntos de parámetros distintos para el MACD, por ejemplo, no pueden limitarse simplemente a evaluar el beneficio económico porque puede suceder que siendo un indicador mejor que el otro parezca lo contrario debido a que se calculan sobre intervalos distintos, de distinta longitud y con diferente evolución y complejidad de la curva de precios en cada intervalo. Por tanto y para tratar de tener una forma más correcta de comparar dos indicadores con su conjunto de parámetros, se considerará el beneficio total obtenido sobre el beneficio máximo que se podría haber obtenido en el periodo analizado, expresado todo ello en tanto por ciento.

Así pues,

- BENEFICIO MÁXIMO POSIBLE EN EL INTERVALO $[a, b]$ ($B_{\max}(a,b)$): El beneficio máximo posible que se puede obtener a la hora de operar con un determinado valor o índice en bolsa y, en el intervalo $[a, b]$ (donde a y b marcan un instante temporal), equivale a una operativa que vende en cada máximo local y compra en cada mínimo local, no se tienen en cuentas los costes de participación en el mercado. Consecuentemente, es un beneficio “imposible” de conseguir dadas sus características. No obstante, es una buena cota superior para los beneficios posibles en una ventana temporal.

En resumen:

- Objetivo 1: Maximización de los rendimientos (*'Profit'*): Se calcula en porcentaje y viene dado por la expresión:

$$\text{MAX (Profit)} = (B_x(a,b) \times 100) / B_{\max}(a,b) \quad (3.7)$$

3.3.2 OBJETIVO 2: MINIMIZACIÓN DE LOS COSTES DE TRANSACCIÓN

El concepto de coste de transacción se ha convertido en una pieza clave de la teoría económica moderna.

Fue Ronald Coase el primero que llamó la atención sobre este tipo de costes, su trabajo sobre los costes de transacción le llevó a ganar el premio Nobel de Economía. El llamado Teorema de

Coase [Coase60] establece que si no existieran los costes de transacción, la asignación de recursos sería siempre la más eficaz cualquiera que fuese la distribución de derechos de propiedad.

En la teoría económica se entiende por derecho de propiedad la libertad de elegir o capacidad de adoptar una decisión referente a un bien o servicio. Los costes de transacción pueden definirse como "los costes de transferir derechos de propiedad" o, más sutilmente, como "los costes de establecer y mantener los derechos de propiedad". Los derechos de propiedad nunca son perfectos ya que nuestra libertad para disponer de una cosa nunca es completa. Siempre que sea posible que alguien robe algo, el derecho de propiedad sobre esa cosa será imperfecto ya que el propietario deberá protegerlo del robo, perdiendo así cierto grado de libertad en su disposición.

Las transacciones económicas son transferencias de derechos de propiedad. Cualquier transacción requiere una serie de mecanismos que protejan a los agentes que intervienen de los riesgos relacionados con el intercambio. El objetivo de los contratos es prever acontecimientos futuros que pueden afectar al objeto de la transacción. Incluso las transacciones aparentemente más sencillas, implican la existencia de un contrato previo que puede ser explícito y formal o implícito e informal.

El enfoque institucionalista considera la existencia de costes de transacción no solo en los intercambios que se producen en el mercado, sino también en los intercambios en el interior de las empresas y organizaciones. El enfoque neoclásico, en cambio, considera a los costes de transacción como la suma de los costes necesarios para realizarla, incluyendo la búsqueda de información sobre los precios y alternativas existentes en el mercado, la inspección y medida de lo intercambiado, la comunicación entre las partes y los costes de asesoramiento legal. En última instancia todos los costes de transacción son costes de información. Pero lo contrario no es cierto: no todos los costes de información son costes de transacción. Robinson Crusoe tiene costes de información, pero sólo se enfrenta a costes de transacción cuando se encuentra con Viernes.

Como se puede intuir, la concepción purista y teórica de los costes de transacción ha dado lugar a numerosos artículos y trabajos en el ámbito económico y jurídico. No obstante, en lo que a esta tesis se refiere, la concepción de costes de transacción que aquí se emplea es mucho más sencilla, considerando como costes de transacción a aquellos costes necesarios para operar en el mercado de valores. Entre los costes de transacción podemos encontrar:

- Comisiones por compra/venta de acciones.
- Comisiones de custodia
- Comisiones de alta

- ...

El acceso directo de forma física o virtual al mercado de acciones es imposible para la gran mayoría de los inversores, debiendo contratar los servicios de agencias de valores con la facultad contractual de operar en el mercado que al inversor le interese. Estas agencias cobran una cuantía por los servicios ofertados que debe satisfacer el cliente (estas agencias también tienen sus costes de transacción derivados de invertir sus propios fondos en el mercado). Entre las distintas comisiones a las que se debe hacer frente, destacan las comisiones por compra y venta de acciones, comisiones que, dependiendo de su valor, pueden hacer que una operación concreta no alcance el umbral de rentabilidad esperado.

Consecuentemente con todo lo anterior, es razonable plantearse la minimización de los costes de transacción a través de la minimización de las comisiones de compra y venta aplicadas al inversor, o, lo que es lo mismo, la inserción en el esquema ya explicado de los AEs de un nuevo objetivo que tiene como misión minimizar el número de operaciones (compra y venta) que se ejecutan en el mercado manteniendo el primer objetivo de maximización de los beneficios obtenidos.

En resumen:

- Objetivo 2:

$$\text{MIN } \{C_t = \#op \times K\} \quad (3.8)$$

Donde

- o C_t representa los costes de transacción según el modelo simplificado que proponemos en este trabajo.
- o K es una constante que se ha establecido a 1 en la ejecución del algoritmo. El sentido de esta constante es introducir en el sistema el coste en el que se incurre por la realización de una operación, el sistema que se ha desarrollado para esta tesis permite personalizar este valor que se ha establecido inicialmente a 1 considerando que todas las operaciones tienen el mismo coste asociado. En una operativa “real” se debe considerar el coste por operación que establezca el bróker.
- o $\#op$ denota al número de operaciones (número de órdenes de compra sugeridas por el indicador más número de órdenes de venta).

3.3.3 OBJETIVOS ASOCIADOS A LA GESTIÓN DEL RIESGO

En capítulos anteriores, ya se ha hecho referencia al concepto de riesgo, su importancia, características y dificultades de gestión. En este apartado, se detallarán las herramientas de gestión del riesgo creadas para el problema analizado en la presente tesis.

Como ya se ha comentado en este trabajo, en economía, riesgo e incertidumbre son, generalmente, conceptos distintos. Hablamos de riesgo cuando se puede dar una medida a la probabilidad de aparición de un hecho favorable o desfavorable. Mientras que, se habla de incertidumbre, si se es incapaz de proporcionar dicha cifra. No obstante, en el caso concreto de los mercados bursátiles, muchas veces es complicado distinguir de forma tan purista entre riesgo e incertidumbre, permitiéndose, por ello, el empleo de la palabra riesgo para referirse a ambos conceptos. Esta es la utilización que se hace de la palabra riesgo en el presente trabajo.

Se proponen dos medidas del riesgo para la gestión de la operativa bursátil basada en optimización de parámetros con AEs: El riesgo de tendencia, y el riesgo asociado al VIX.

3.3.3.1 Objetivo 3: Minimización del Riesgo de Tendencia (R_T)

Supóngase que se tiene un par de órdenes de intervención en bolsa, por ejemplo, el par Compra – Venta (C, V). Según este par de órdenes se supone que se debe ejecutar una compra en el instante (días, minutos, horas... según la periodicidad de la operativa considerada) i y vender t instantes temporales después, por tanto, vender en el momento $i + t$. En el caso del par (C, V), es deseable que exista una tendencia alcista clara de la gráfica de precios del valor analizado entre los instantes i e $i + t$, de esta forma, el operador puede estar seguro de que venderá a mejor precio del que compró. Si la gráfica de precios oscilase sin una tendencia clara, el operador no obtendría un beneficio destacable por la operación, cuando no incurriese en pérdidas, bien porque venda más barato que compró, bien porque el sobreprecio conseguido no sea suficiente para compensar los costes de transacción que exige la ejecución de la operación.

De forma similar, si el par de operaciones fuese Venta – Compra (V, C), el operador estaría muy interesado en que entre los periodos i e $i + t$ hubiese reflejada una clara tendencia bajista.

En este trabajo se ha denominado RIESGO DE TENDENCIA (R_T) al riesgo existente por la posible ruptura de la tendencia necesaria para obtener una rentabilidad positiva ante un par de operaciones de compra – venta o venta – compra. Se considera que se rompe la tendencia si la compra se hace a un precio más elevado que la venta.

Supóngase ahora que se buscan los mejores parámetros para el indicador MACD en el periodo $[i - t, i]$. El indicador MACD con los parámetros encontrados se aplicará para tener una orden de compra, venta o mantener en el instante $i + 1$. Supongamos que en el periodo $[i - t, i]$ el indicador “ordena” seis operaciones en la siguiente secuencia (C, V), (C, V), (C, V) y en diferentes momentos. Un indicador óptimo, habría conseguido que la grafica de precios del valor analizado para el periodo temporal comprendido entre cualquier par de operaciones (C, V) refleje una clara tendencia alcista, con ello, proporcionaría un beneficio al usuario. Un indicador menos óptimo, podría haber perdido la tendencia en un par de operaciones (C, V), pero haber

mantenido la tendencia alcista en los otros dos pares de operaciones. Con ello, presumiblemente la pérdida potencial de beneficio por el error puntual se pueda compensar por las acciones ejecutadas correctamente. Por supuesto, ningún ‘trader’ con sentido común se atrevería a emplear para el indicador técnico los parámetros que hacen que los tres pares de operaciones (C, V) se ejecuten sin una tendencia alcista clara, ya que no hay razones para pensar que si esos parámetros no han detectado bien las tendencias en el pasado lo vayan a hacer en el futuro.

Por tanto, el cálculo de esta medida de riesgo se basa en el supuesto siguiente:

- *El riesgo de tendencia en el que incurre un indicador técnico para unos parámetros dados en el intervalo $[i - t, i]$ será similar al riesgo de tendencia asumido por dicho parámetro en el instante $i + 1$.*

El supuesto es lógico, en cuanto que emplea una evidencia típica de las series temporales bursátiles no periódicas en la gran mayoría de las ocasiones: las características del próximo movimiento no serán muy diferentes de lo que han venido siendo los movimientos antiguos. Dicho de otra forma, los hechos excepcionales sólo ocurren en bolsa muy de vez en cuando, y, hay que tener en cuenta, que se intenta plantear una herramienta metodológica basada en AEs que sirva para una operativa diaria.

Para proceder y conseguir el objetivo marcado, se necesita proporcionar una definición formal de riesgo tendencia, porque la concepción de tendencia alcista o bajista no es clara ni universal, siendo posible detectar una tendencia observando la imagen de la gráfica, pero no tan sencillo especificarlo de modo correcto para que una computadora la pueda interpretar de forma automática. Se busca, además, una definición que permita al usuario final cierto grado de personalización, pudiendo exigir tendencias más o menos claras en el pasado según el perfil de riesgo del inversor e, incluso, según los costes de transacción del mercado en el que se opera.

Definición (k - Tendencia Alcista): sea p_{max} el máximo precio encontrado hasta el momento en el intervalo $[N_1, N_i]$, entonces, la gráfica continúa en k - Tendencia Alcista en $(i+1)$ si y sólo si $p_{i+1} \geq p_{max}$ o $p_{i+1} \geq (p_{max} - k * p_{max})$. Si se da el primer caso se hace el cambio $p_{max} = p_{i+1}$.

Definición (k - Tendencia Bajista): sea p_{min} el mínimo precio encontrado hasta el momento en el intervalo $[N_1, N_i]$, entonces, la gráfica continúa en k - Tendencia Bajista en $(i+1)$ si y sólo si $p_{i+1} \leq p_{min}$ o $p_{i+1} \leq (p_{min} + k * p_{min})$. Si se da el primer caso se hace el cambio $p_{min} = p_{i+1}$.

Según estas definiciones, la función que se encarga de evaluar el riesgo de tendencia tiene que limitarse a analizar las decisiones sugeridas por el indicador y sus parámetros para el intervalo histórico empleado, detectando pares de operaciones y analizando, según el par detectado, si

existe una k-Tendencia Bajista, tal y como acabamos de definir, (caso Venta - Compra) o una k-Tendencia Alcista (Compra – Venta) para el periodo temporal afectado. La herramienta empleada permite al usuario incluir su propio parámetro de penalización para cada bloque que encuentre fuera de la tendencia deseada. Además, a través de la asignación del parámetro k, el usuario puede personalizar su concepto de tendencia alcista o bajista. En la experimentación que origina este trabajo se ha empleado para k un valor de 10%, mientras que se penaliza con la unidad cada error detectado. La herramienta multi-objetivo, incorpora como nuevo objetivo la minimización de las penalizaciones incurridas por no cumplir la k-Tendencia Alcista o Bajista. Consecuentemente, se añaden mecanismos de control del riesgo independientemente del beneficio obtenido sobre un periodo histórico.

3.3.3.2 Objetivo 4: Minimización del Riesgo VIX (R_{VIX})

En el capítulo correspondiente ya se habló del riesgo asociado a la volatilidad como factor de destacada influencia en la medida global del riesgo. Además, se presentó el índice VIX (*Chicago Board Options Exchange Volatility Index*) como una nueva fuente de medida primaria fiable del riesgo.

En este trabajo, se ha querido estudiar la relación existente entre la evolución del índice VIX y la operativa y evolución de la gráfica de precios de cierre del índice DJIA. Para ello, se ha realizado un test de correlación enfrentando, por un lado, los datos del VIX (variable *CloseVIX*) comprendidos entre el 1 de enero de 2000 y el 31 de diciembre de 2005 y, por otro lado, los precios de cierre del DJIA (variable *Close*) para el mismo periodo. Además, se ha realizado un contraste de hipótesis de tipo bilateral (dos colas). Los resultados indican una correlación no perfecta pero significativa entre los precios de cierre de ambos índices mientras que no hay correlación alguna entre el volumen de cotización del DJIA y la evolución del VIX. Resultados similares se han obtenido en el estudio de la relación entre el índice S&P 500 el índice VIX.

Interpretando los resultados obtenidos, y teniendo en cuenta que correlación no es sinónimo de causalidad, se pueden establecer las siguientes deducciones:

- El valor indica una correlación fuerte, los aumentos en la variable *Close* se asocia a disminuciones en la variable *CloseVix*.
- De forma lógica se puede interpretar que incrementos elevados de la volatilidad no producen, en general, un incremento en el índice DJIA.
- Es decir, la inestabilidad o incertidumbre manifestada en valores altos de la volatilidad no beneficia la tendencia al alza del índice
- Consecuentemente, parece lógico evitar compras con volatilidad alta (interpretada aquí como tendencias alcistas del VIX).

- Paralelamente, no parece lo más adecuado realizar ventas con volatilidad baja (interpretada aquí como tendencias bajistas del VIX).

Teniendo en cuenta el razonamiento que concluye el análisis estadístico, se plantea mejorar la gestión del riesgo incorporando mecanismos que, de alguna forma, penalicen a los parámetros sugeridos por el algoritmo evolutivo para un indicador técnico dado y que lleven a este indicador a realizar compras con volatilidad alta y ventas con volatilidad baja. A este factor de riesgo (realizar compras con volatilidad alta y ventas con volatilidad baja) se le ha denominado Riesgo VIX.

El procedimiento a seguir se basa en el siguiente supuesto lógico:

- ***El riesgo VIX en el que incurre un indicador técnico para unos parámetros dados en el intervalo $[i - t, i]$ será similar al riesgo VIX asumido por dicho parámetro en el instante $i + 1$***

Para calcular correctamente el riesgo VIX, precisamos de las siguientes definiciones:

Definición (Tendencia tangencial sobre el VIX en el día i de parámetros (a, b)):

Definimos "Tendencia tangencial sobre el VIX en el día (observación) i de parámetros (a, b) " y se denota como $T_i^{VIX}(a, b)$, al número que resulta de aplicar el siguiente procedimiento:

1. Realizar una media móvil de largo alcance sobre el VIX con parámetro a .
2. Trazar la recta que une el punto correspondiente al día (observación) i en la gráfica de la media móvil anterior, con el punto b días atrás, en la misma gráfica.
3. Devolver la pendiente de la recta anterior.

Definición (Riesgo puntual c de tendencia tangencial (a, b) sobre el VIX en el día i):

Decimos que existe Riesgo puntual c de tendencia tangencial (a, b) sobre el VIX en el día i , si:

1. Si en el día i hay operación de compra y $T_i^{VIX}(a, b) > \text{tg}(c)$. Es decir, se penalizan compras con volatilidad alta, entendiendo como volatilidad alta un incremento destacado de la curva suavizada del VIX (media móvil) desde b días atrás hasta el instante presente.
2. Si en el día i hay operación de venta y $T_i^{VIX}(a, b) < \text{tg}(c)$. Es decir, se penalizan ventas con volatilidad baja, entendiendo como volatilidad baja un decremento destacado de la curva suavizada del VIX (media móvil) desde b días atrás hasta el instante presente.

3.3 Objetivos planteados para el problema de optimización multi-objetivo objeto de estudio de la tesis123

En las implementaciones realizadas en la fase experimental de la presente tesis se ha empleado $T_i^{VIX}(50,5)$, y un valor de 20° para el riesgo puntual.

En lo que se refiere al cálculo de esta medida, destacar que es preciso analizar el riesgo VIX sobre cada orden de operación de compra o venta. Esto nos lleva a calcular el riesgo VIX para cada orden de compra o venta sugerida por el indicador MACD y para cada orden de compra o venta sugerida por el oscilador RSI. Por tanto, cada cromosoma tendrá implícita una medida de riesgo VIX que procede de penalizar cada compra incorrecta (con volatilidad alta) y cada venta incorrecta (con volatilidad baja). De forma estándar, se penaliza cada operación que corresponda con +1.

Así pues, se está en condiciones de insertar un nuevo objetivo en el sistema, la minimización del riesgo VIX. Calculado según el procedimiento expuesto en este apartado y que actúa junto a los demás objetivos ya explicados.

3.4 CONCLUSIONES

La elección de los parámetros de indicadores técnicos bursátiles es un problema de gran complejidad. Los AEs se posicionan como una posible solución para abordar el problema.

Los siguientes objetivos se han estipulado para el problema que se plantea en esta tesis:

Objetivo 1: $MAX (Profit) = (B_x(a,b) \times 100) / B_{max}(a,b)$

Objetivo 2: $MIN \{Ct = \#op \times K\}$

Objetivo 3: Minimización del Riesgo de Tendencia.

Objetivo 4: Minimización del Riesgo VIX.

En la fase de experimentación, realmente se trabajará con 8 objetivos para la optimización multi-objetivo. Ello se debe a que a la hora de realizar los cálculos, por ejemplo del beneficio conseguido por el indicador correspondiente, las reglas del indicador MACD son distintas de las reglas del indicador RSI, por ello nos ha sido más sencillo separarlo y tratarlo como objetivos independientes. Es decir, en el caso MACD los hemos llamado objetivos 1, 2, 3 y 4. En el caso RSI los hemos llamado objetivos 5, 6, 7 y 8 a pesar de que, conceptualmente, son los mismos objetivos.

4

4. MULTI-OBJECTIVE TECHNICAL INDICATOR OPTIMIZATION INITIATIVE I (*MOTION I*)

4.1	Introducción	127
4.2	Técnica para la optimización de los parámetros de Indicadores Técnicos Bursátiles (<i>MOTION I</i>)	127
4.3	Revisión de los Algoritmos Evolutivos	131
4.4	Robustez de la solución	135
4.5	Algoritmos Evolutivos Multi-objetivo (MOEAs)	137
4.6	Paralelización de los Algoritmos Evolutivos	138
4.7	AE diseñado en la presente tesis: Moeasi-II	144
4.8	Codificación con Algoritmos Evolutivos	153
4.9	Conclusiones	158

En este capítulo y en primer lugar se presenta la técnica Multi-Objective Technical Indicator Optimization iNitiative I (*MOTION I*) que ha sido íntegramente desarrollada en la presente tesis. Posteriormente y dado que *MOTION I* emplea AEs para el proceso de optimización, se repasa brevemente la historia del desarrollo de los AEs y se analizan los conceptos teóricos básicos, profundizando en los algoritmos meméticos o híbridos. A continuación se presenta el AE que ha sido desarrollado para la presente tesis. Este algoritmo que se ha llamado MOEASI-II y tiene su origen en el algoritmo MOEASI [Fernández04], tanto el MOEASI original como el MOEASI-II empleado en esta tesis son algoritmos meméticos en los que se incluye un operador de búsqueda local y que ha sido llamado operador Superindividuo, este Superindividuo se ha desarrollado a partir de los trabajos [Andrés99], [Andrés00].

4.1 INTRODUCCIÓN

El ajuste del indicador técnico sobre un histórico de precios de una acción es algo que debe ser dinámico, que se modifica a lo largo del tiempo a medida que la serie histórica va creciendo. Las acciones muestran diferentes tendencias en momentos diferentes. Por tanto un indicador puede funcionar bien en un escenario y fallar en el siguiente. Para lograr la adaptación del indicador, el algoritmo debe recalcular los parámetros del mismo continuamente, a medida que se incorpora un nuevo dato a la serie histórica. Si se desean utilizar ventanas de minutos, el volumen de datos es tan enorme que surge la necesidad de reducir al máximo el tiempo de computación. Es en este contexto donde los AEs son competitivos frente a otras técnicas.

Si a esto se añade que cualquier herramienta financiera proporciona actualmente más de 20 indicadores para trabajar, se puede considerar la posibilidad de usar esta técnica para el cálculo en tiempo real de los 20 indicadores simultáneamente.

Además, el esquema proporcionado por AEs es el adecuado para trabajar en entornos multi-objetivos, tal y como nos encontramos en este caso. Son varios los objetivos a los que tenemos que hacer frente incluyendo la maximización de los beneficios, minimización del número de operaciones para minimizar los costes de transacción y minimización del riesgo a través de dos funciones de cálculo desarrolladas íntegramente en la presente tesis. Por último, se deben contemplar todos estos objetivos para cada indicador empleado.

4.2 TÉCNICA PARA LA OPTIMIZACIÓN DE LOS PARÁMETROS DE INDICADORES TÉCNICOS BURSÁTILES (MOTION I)

La predicción de los movimientos del mercado es siempre costosa e incierta. Como se ha visto hasta ahora, los indicadores y osciladores técnicos constituyen un intento, estadísticamente validado, de análisis de tendencia sobre los movimientos futuros de un índice o valor bursátil. Estos instrumentos, por tanto, se presentan como imprescindibles para fijar una estrategia de inversión.

La principal dificultad del uso de un indicador u oscilador técnico, la constituye la elección de los parámetros a emplear. Cuando esta elección abandona el estatus de arte, donde la experiencia, intuición y sexto sentido del profesional son las principales bazas, se toman parámetros típicos o aleatorios con resultados inciertos. Como se demostrará, cada índice bursátil o valor analizado es muy diferente del resto, precisando parámetros distintos. Todo esto justifica la necesidad de diseñar un proceso científico de búsqueda de parámetros de ITs para su aplicación a la operativa bursátil.

En la literatura especializada diversos trabajos han sido propuestos para buscar o desarrollar nuevos indicadores [Allen99] [Arifovic00]. Por ejemplo, Cheng y Khai presentaron una optimización de ITs para el mercado del Forex basado en programación genética [Cheng12]. En [Lohpetch11] se

expone un breve estado del arte de la relación entre ITs y la programación genética. Además, en este mismo trabajo se demuestra que la programación multi-objetivo con AEs (en este trabajo se usa concretamente el algoritmo NSGA-II) es útil para detectar nuevos ITs para operar en escalas mensuales, semanales o diarias. Tanto en este artículo como en los trabajos previos de Lohpetch y Corne [Lohpetch09] [Lohpetch10] se concluye que el esquema de experimentación basado en intervalos de entrenamiento, validación y evaluación es más robusto que el clásico esquema de entrenamiento y evaluación, esquema clásico en la resolución de problemas multi-objetivo con AEs. En este nuevo esquema de experimentación, validación y evaluación, el algoritmo evolutivo busca las mejores soluciones dejándose guiar por los valores obtenidos por las funciones objetivo en el intervalo de entrenamiento, al mismo tiempo, se almacena (pero no se usa) el valor que obtienen las mismas soluciones con los mismos objetivos en el intervalo de validación. La diferencia fundamental frente a otros esquemas es que, en la propuesta de Lohpetch y Corne es la solución que mejores resultados acumula en el intervalo de validación la que pasa a evaluación. En un esquema clásico de entrenamiento / evaluación es la solución que mejor resulta en el periodo de entrenamiento la que pasa a evaluarse.

En los trabajos de [Fernández08], [Bodas-Sagi09] y [Bodas-Sagi12] se propone una técnica diferente. Esta técnica se describe a continuación y se ha desarrollado íntegramente para la presente tesis, recibe el nombre de Multi-Objective Technical Indicator Optimization iNitiative I (*MOTION I*). En el apartado de resultados se contrastarán los resultados que esta técnica produce en los mismos experimentos a los que se enfrentaron Lohpetch y Corne en [Lohpetch11], concluyéndose la superioridad de los resultados de la técnica desarrollada para esta investigación.

4.2.1 DETALLE DE LA TÉCNICA PARA LA OPTIMIZACIÓN DE PARÁMETROS DE ITs

La técnica para la optimización de los parámetros de indicadores técnicos que se presenta en este trabajo, se basa en tres ejes fundamentales:

- Se pueden elegir cualquier número de indicadores técnicos.
- La optimización se debe ejecutar en un entorno multi-objetivo. De esta forma, se pueden incorporar distintas medidas para la evaluación de los rendimientos obtenidos y de los riesgos que implica la actividad bursátil.
- Se puede incorporar cualquier AE multi-objetivo.
- Se debe repetir la optimización ante la llegada de un dato nuevo. Así el procedimiento se ajusta mejor al dinamismo del mercado al estar el sistema retroalimentándose continuamente.

El esquema general de la técnica que se presenta se puede comprender mejor en la figura 4.1.

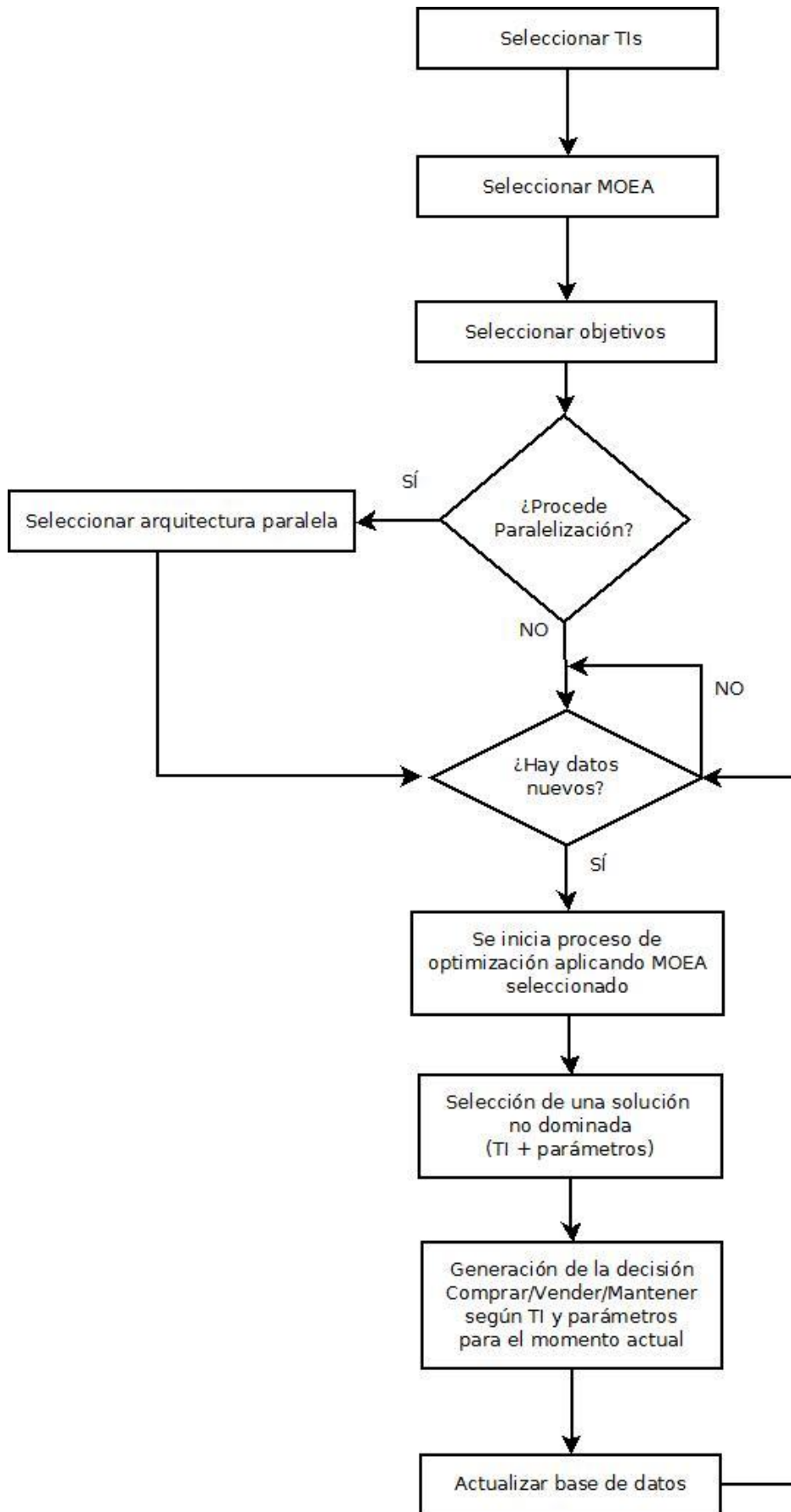


Figura 4.1. Esquema general de la técnica para la optimización de parámetros de ITs desarrollada en la presente tesis

En esta nueva técnica es que desaparece del clásico concepto de periodos de entrenamiento, validación y evaluación. En nuestro caso y cada vez que un dato nuevo entra en el sistema se genera un nuevo conjunto de entrenamiento que produce un resultado que debe evaluarse de forma inmediata y única para tomar una decisión de acción (comprar / vender /mantener) en el momento actual y antes de la llegada del nuevo precio o dato.

Una serie de elementos deben clarificarse a la hora de aplicar esta técnica. Inicialmente se deben seleccionar los indicadores con los que se desea trabajar. Es el usuario quién decide qué indicadores le procuran mayor confianza. Para este trabajo se ha escogido el MACD y el RSI. Además, se debe proveer al sistema de los todos los datos necesarios, destacando la serie temporal de precios del valor con el que se trabaja.

En lo que se refiere al proceso de configuración, es preciso elegir el MOEA que se desea ejecutar en el proceso de optimización. Esta técnica se ha validado empleando el NSGA-II con el fin de contrastar los resultados obtenidos frente a los expuestos en [Lohpetch11], y también se ha validado con un algoritmo llamado MOEASI-II que se explicará más adelante y que es otro aporte del presente trabajo. También es preciso seleccionar los objetivos con los que se desea trabajar, en el capítulo anterior se han propuesto 4 objetivos, uno asociado a la maximización de rendimientos del indicador, otro asociado a la minimización de las operaciones realizadas con el fin de disminuir los costes de transacción y dos objetivos asociados a la gestión del riesgo. El diseño de estos objetivos también es un aporte de esta tesis. No obstante, la técnica *MOTION I* admite la selección de objetivos distintos a los aquí explicados, permitiendo al usuario, por ejemplo, introducir sus propias medidas de beneficio o riesgo. Como parte de la configuración se debe indicar si se desea realizar una ejecución paralelizada del proceso de optimización o serial. Esto afecta a la escalabilidad del sistema. Si se está trabajando con un número considerable de indicadores y además se reciben datos nuevos a intervalos muy cortos de tiempo (por ejemplo, se podría estar trabajando en un sistema en tiempo real de cotización euro/dólar donde se reciben datos de cotizaciones *tick a tick*) la paralelización es un método útil para reducir el tiempo de ejecución. Sobre este tema se insistirá con más detalle en próximos apartados.

Una vez que se tienen todos los datos de configuración se pasa a la ejecución del proceso de optimización y se obtiene un conjunto de soluciones no dominadas compuesta cada una de los indicadores técnicos con sus parámetros optimizados. De esta forma, si el conjunto de soluciones no dominadas se compusiese de 10 individuos y se hubiesen seleccionado 2 ITs para trabajar, se dispondría de un conjunto de 20 ITs con sus respectivos parámetros de configuración, en esta tesis se propone seleccionar para su aplicación aquél que presente un **valor mayor en el objetivo 1** (% de beneficio conseguido en función del beneficio máximo posible en el intervalo analizado) y los resultados detallados de este esquema se pueden consultar en el capítulo siguiente.

La interpretación del indicador seleccionado sobre la serie temporal de precios, proporciona según esta técnica la mejor predicción para la tendencia que seguirá el próximo dato que genere el mercado. Esta interpretación se traducirá en una orden de acción (compra, venta o mantener).

Finalmente, el mercado generará un nuevo precio que constituirá un nuevo dato de la serie temporal discreta sobre la que se trabaja. Ese nuevo dato debe incorporarse al sistema para recalcular los mejores parámetros para los indicadores escogidos previamente y, así, asegurar que se toman las mejores decisiones sobre qué operación realizar sobre el índice o valor escogido de cara al próximo instante temporal.

Los resultados obtenidos en la validación de *MOTION I*, se exponen en el próximo capítulo.

Un factor importante que se debe tener en cuenta, es que lo que aquí se pretende predecir con el uso de indicadores y osciladores técnicos con parámetros optimizados, no es tanto el valor futuro y exacto del índice como las tendencias positivas (incrementos de precios al alza) y negativas (incrementos de precios a la baja) que pudieran producirse. Se asume la inutilidad de intentar predecir el valor exacto de la evolución de precios (en su momento se expusieron las razones), de hecho y de cara a fijar una estrategia de inversión, no interesa esto tanto como saber si estamos en tendencia y de qué tipo es la tendencia. Porque esa es la información necesaria para tomar una decisión de inversión (vender, comprar o mantener).

Puesto que en la técnica desarrollada para la presente tesis se emplean AEs y se sugiere una arquitectura paralelizada para ciertos casos, se expone a continuación una breve revisión sobre el estado del arte de los AEs incluyendo una descripción genérica de las arquitecturas de paralelización sobre AEs. En este trabajo se ha desarrollado un nuevo AE llamado MOEASI-II que es fruto evolucionar un algoritmo previamente desarrollado, el motivo de este desarrollo y el detalle del mismo también se expone en los próximos apartados.

4.3 REVISIÓN DE LOS ALGORITMOS EVOLUTIVOS

El término algoritmo evolutivo (AE), se emplea para englobar aquellos métodos de optimización heurística que basan su funcionamiento en la simulación de los procesos evolutivos de la naturaleza enunciados por Darwin [Bäck96]. En las últimas tres décadas los AEs se han impuesto como una alternativa a los métodos clásicos de optimización, debido fundamentalmente a cuatro motivos:

- 1.- Pueden manejar *espacios de búsqueda muy grandes*.
- 2.- Pueden generar *múltiples soluciones alternativas* en una única ejecución del algoritmo.
- 3.- Si es necesario *permiten la incorporación de conocimiento del problema*, lo que suele facilitar su resolución.
- 4.- Son capaces de *evitar los óptimos locales*.

A pesar de que sus principios fundamentales son muy simples, estos algoritmos han demostrado ser un mecanismo de búsqueda general, robusto y potente. Bäck, Hammel y Schwefel [Bäck97] argumentan:

“... la mayor ventaja de una búsqueda evolutiva es su mayor flexibilidad y adaptabilidad a cada problema, combinada con su robustez (aunque esto dependa del tipo de problema) y con sus características de búsqueda global.”

Además, los AEs parecen ser especialmente apropiados para la optimización multi-objetivo porque son capaces de obtener múltiples soluciones del conjunto óptimo de Pareto en una única ejecución del algoritmo, y de explotar las similitudes de dichas soluciones mediante la recombinación.

4.3.1 BREVE HISTORIA DE LOS AEs

Los orígenes de los AEs se remontan a los últimos años de la década de 1950 [Friedman56], [Fraser57], [Box57], pero no se proponen diferentes metodologías hasta la década de los 70. Las tres metodologías de investigación dominantes han sido la *programación evolutiva (EP)*, presentada por Fogel, Owens y Walsh [Fogel66], la *estrategia evolutiva (ES)* [Rechenberg73] y [Schwefel81], y los *algoritmos genéticos (GAs)*, introducidos por Holland en 1975 [Holland92]. Las diferencias entre las tres se están diluyendo para quedar englobadas en el término más general de *AEs*.

Los AEs se desarrollaron en los años 60. Distintos científicos estudiaron de modo independiente la idea de cómo el concepto de la evolución natural podría ser empleado como método de optimización para problemas de ingeniería.

Rechenberg introdujo el concepto de ES (*Evolutionstrategie*) [Rechenberg73], que fue concebido como un método optimizador de parámetros con valores reales. En esta misma área trabajó Schwefel [Schwefel81].

Al mismo tiempo en Estados Unidos, Fogel, Owens y Walsh [Fogel66] desarrollaron la EP para hacer evolucionar una población de una máquina de estados finita, mediante una mutación aleatoria de sus diagramas de transición de estado y seleccionando el mejor. A esta técnica se la bautizó como Programación Evolutiva.

La tercera y más popular de las técnicas, los GAs, fue ideada por John Holland y sus colaboradores en la Universidad de Michigan. En contraste con la ES y la EP, el objetivo original de Holland no era diseñar un algoritmo para resolver un problema particular, sino estudiar el modo de incorporar el método de adaptación natural al campo de las computadoras.

El desarrollo de los AE no se ha detenido. La programación genética (GP), una rama de los GA es un ejemplo. Esta técnica fue creada por John Koza desde finales de los años 80 [Koza89],

culminando el proceso en 1992 [Koza92]. Introdujo un método extendido de GA de modo que las estructuras que evolucionan son más complejas, tales como programas completos de ordenador.

A finales de la década de los 80 se propuso la inclusión de operadores de búsqueda local en los AEs [Moscato89], lo que originó los algoritmos meméticos o híbridos. En los últimos años se ha profundizado en esta idea [Marchiorri99], [Sinha02].

También ha tenido un creciente interés las distintas posibilidades de paralelizar los AEs [Cantú99].

Aunque los métodos evolutivos han sido empleados para resolver optimizaciones multi-objetivo desde sus orígenes, en los últimos años ha surgido un renovado interés tanto práctico como teórico en los AEs como herramienta para tratar problemas multi-objetivo, lo que ha originado los AEs multi-objetivo (MOEAs).

4.3.2 ALGORITMOS HÍBRIDOS O MEMÉTICOS

Un algoritmo memético (MA) es un AE que aplica un proceso de búsqueda local para mejorar los individuos. Estos métodos están inspirados en los modelos adaptativos de los sistemas naturales que combinan la adaptación evolutiva de poblaciones de individuos con el aprendizaje que se produce a lo largo de la vida. Están inspirados en el concepto de un ‘*meme*’ de Richard Dawkin, el cual representa una unidad de evolución cultural que puede ser mejorada localmente. Bajo distintos contextos y situaciones, los MAs son conocidos como *algoritmos evolutivos híbridos*, *buscadores locales genéticos*, *algoritmos evolutivos de Baldwin*, *algoritmos evolutivos de Lamark*, etc.

A continuación se van a describir los algoritmos meméticos, y se van a introducir los operadores de búsqueda local que más frecuentemente emplean, para poder comprender su potencial y los motivos que nos llevaron a desarrollar un operador propio de búsqueda local, el Superindividuo que se explica en el siguiente apartado.

Los primeros en usar el término algoritmo memético fueron Moscato y Norman en 1989 [Moscato89]. Presentaron un GA que incluía SA como método de búsqueda local. Después se ha empleado a menudo, por ejemplo en [Whidborne96] y [Jeong96]. Combinaciones de GA con búsqueda por rejilla (‘*Grid Search*’) pueden estudiarse en [Cheung97] y [Kwong95]. La unión de los MOEAs junto con lógica borrosa se ha empleado para mejorar la seguridad en la transferencia de información a través de Internet [Kiem02].

En [Sinha02] se dispone de una revisión detallada sobre todos los temas relacionados con los algoritmos híbridos.

4.3.2.1 Descripción general

Los MAs incluyen un amplio tipo de metaheurísticas. Han demostrado ser varios órdenes de magnitud más rápidos que los GAs simples en algunos problemas [Sinha02], en particular en problemas de espacios de búsqueda muy complejos, problemas de optimización NP, como el que aquí se aborda. De modo que los MAs han sido reconocidos como un tipo de algoritmos muy potentes dentro de los AEs.

A diferencia de los AEs tradicionales, los MAs explotan todo el conocimiento disponible del problema que se está estudiando. En este caso no es un mecanismo opcional (como sucedía en los AEs donde se podía escoger entre incluir o no un operador mutación), sino que es una característica fundamental del algoritmo.

Desde el punto de vista de la optimización, los MAs no son más que AEs híbridos que combinan la búsqueda global con la búsqueda local, empleando un AE para explorar las soluciones existentes y un método de búsqueda local para explotarlas. Combinar ambas búsquedas es una estrategia que ha sido usada en muchas aproximaciones de optimización global, e incluyen un amplio tipo de metaheurísticas. Diversas referencias se pueden encontrar en [Fernández04].

La caracterización de un ‘*meme*’ sugiere que en los procesos de evolución culturales la información no se transmite entre individuos sin sufrir alteraciones. Por el contrario, es procesada y aumentada por las partes en comunicación. Esto se consigue en los MAs incorporando heurísticas, algoritmos de aproximación, técnicas de búsqueda local, operadores de recombinación especializados, métodos de truncamiento, etc. La mayoría de los MAs pueden considerarse como estrategias de búsqueda en las cuales una parte de la población al mismo tiempo coopera y compite con las demás.

4.3.2.2 Operadores de búsqueda local empleados en algoritmos meméticos

En vez de efectuar una búsqueda exhaustiva a lo largo de todo el espacio de búsqueda probando todas las soluciones posibles, un **algoritmo de búsqueda local** se centra en la vecindad de una solución particular obtenida previamente, ya sea de forma aleatoria o mediante otro algoritmo. El proceso se puede explicar en cuatro pasos [Michalewicz10]:

- 1.- Escoger una solución del espacio de búsqueda y evaluarla. Se denomina solución actual.
- 2.- Aplicar una transformación a la solución actual para generar una nueva solución y evaluar esta última.
- 3.- Si la nueva solución es mejor que la actual, se cambia por ésta. En caso contrario se descarta la nueva.

- 4.- Se repiten los pasos 2 y 3 hasta que ninguna transformación sobre el conjunto de soluciones mejore la solución actual.

La clave de todo el proceso está en la transformación a la que es sometida la solución actual. Para que resulte efectiva debe consistir en una búsqueda por la vecindad de la misma, de modo que se encuentre una solución mejor, pero sin perder información de la solución actual que puede ser valiosa.

Si el tamaño de la vecindad resulta demasiado pequeño, la búsqueda será muy rápida, pero se corre el riesgo de que el algoritmo quede atrapado en un óptimo local. Si por el contrario es demasiado amplio, se perderá eficiencia en la búsqueda. El tipo de transformación determinará el tamaño de la vecindad, de modo que hay que escogerla cuidadosamente, en función del conocimiento que se posee del problema, del sistema de representación empleado y de la función de evaluación.

4.4 ROBUSTEZ DE LA SOLUCIÓN

Los mercados financieros son altamente dinámicos e impredecibles. Si usamos Programación Genética para encontrar una solución a un problema de inversión o financiación, la solución debe ser robusta frente a las perturbaciones temporales presentes en los mercados [Yan07].

En lo que a un sistema biológico se refiere, la robustez es entendida como la propiedad que permite al sistema mantener su funcionalidad frente a perturbaciones internas y externas [Kitano01]. Sin embargo, existe un gran debate en cuanto a cómo definir el concepto de robustez para el caso particular de la aplicación de técnicas de Computación Evolutiva al campo de la predicción y optimización de problemas económicos. Algunos autores [Soule02] [Soule03] vienen a utilizar lo que se puede traducir como robustez genotípica y se refieren a la insensibilidad de la función de '*fitness*' de un individuo concreto frente a perturbaciones procedentes de los operadores genéticos. Ante escenarios muy dinámicos, donde incluso la propia función de '*fitness*' puede evolucionar con el tiempo, la búsqueda de este tipo de robustez puede implicar la penalización incorrecta a individuos que están ajustándose a la propia dinámica del sistema, al confundirlo con una variabilidad asociada a algún tipo de ruido, producido por alguno de los operadores genéticos. Otros autores consideran lo que en ocasiones viene a denominarse robustez fenotípica o generalizable [Branke98] [Tsutsui97], referida a la insensibilidad de la función de '*fitness*' frente a las fluctuaciones en los parámetros de los individuos y frente al ruido presente en la función de '*fitness*'. En el caso particular del dominio financiero, considerar esta definición de robustez es sumamente arriesgado, ya que se trabaja bajo el supuesto de que las fluctuaciones o ruido proceden de una distribución invariante en el tiempo, que es conocida y con valores pequeños. Sin embargo, la realidad del ámbito financiero nos habla de tremendas y bruscas fluctuaciones y, en ocasiones, ligadas a un espacio temporal [Yan07]. Existe otra dificultad, ésta radica en la dificultad de separar

en la práctica, el ruido de lo que no lo es, dentro, por ejemplo, del estudio y predicción de un índice bursátil concreto.

Concretando más y referenciando a [Yan07], las definiciones de robustez pueden ser divididas en dos categorías:

1. **Robustez frente a cambios internos** (robustez genotípica): la robustez es entendida como la resistencia del modelo frente a los cambios intrínsecos a los operadores de cruce y mutación.
2. **Robustez frente a cambios externos** (robustez fenotípica): en este caso existe un amplio abanico de conceptos sobre el uso de la palabra robustez.
 - a. Robustez, como la habilidad para generalizar (entendiendo generalizar como la posibilidad de realizar un aprendizaje simbólico o conexionista), que está presente en los programas que emplean Programación Genética.
 - b. Robustez, como la cualidad que permite mantener la calidad del modelo frente a perturbaciones en el entorno.
 - c. Robustez, como la habilidad de autorreparación del individuo cuando sufre daños en el fenotipo.

En [Yan07], *se considera la robustez como la cualidad que permite al modelo generar soluciones que obvian las perturbaciones que proporciona (que surgen del) el entorno*. La forma de medir la robustez es la siguiente: *el error que se produce en la predicción, tendrá que ser más o menos estable en todas las evaluaciones*; si el modelo generado comienza a producir soluciones muy precisas mezcladas con otras con un margen de error alto, el sistema no será robusto. En este caso, en el periodo de entrenamiento se trabaja con una gran variabilidad de escenarios, cada uno con una cualidad particular (mercado alcista, mercado bajista, mercado volátil). El objetivo es simular la evolución de un *'Hedge Fund'* (producto financiero con cualidades especiales que podría traducirse como *Fondo de Protección*). Los mejores individuos de cada ejemplo, son la pieza base para generar la predicción final. Por tanto y como conclusión, la creación de diversos escenarios de entrenamiento, junto con la variabilidad de varios escenarios de test, puede ayudar a elevar el grado de robustez del sistema. La consideración de la volatilidad presente en el modelo económico, se puede convertir en otra pieza clave para lograr soluciones robustas.

Trabajaremos el concepto de robustez para nuestro modelo en sintonía con las conclusiones del párrafo anterior. Sin embargo, precisaremos realizar un enfoque muy particular atendiendo a las características y necesidades del problema que nos hemos planteado como objetivo de estudio de esta investigación.

4.5 ALGORITMOS EVOLUTIVOS MULTI-OBJETIVO (MOEAS)

Después de los primeros estudios pioneros sobre MOEAs que aparecieron hacia mitad de la década de los 80 [Schaffer84], [Schaffer85], [Fourman85], se propusieron diferentes implementaciones de MOEAs entre los años 1991-1994 [Kursawe91], [Hajela92], [Fonseca93], [Horn94], [Srinivas95].

Algunos investigadores indican que la búsqueda y la optimización multi-objetivo son un tipo de problemas que los AEs son capaces de afrontar mejor que otras estrategias heurísticas de búsqueda [Fonseca95], [Valenzuela97]. Aunque esta afirmación debe ser calificada teniendo en cuenta los teoremas sobre optimización “*no free lunch*” [Wolpert97]

Para una profundización de las diferentes técnicas que existen de MOEAs se puede acudir a [Fonseca95], [Tamaki96], [Horn97], [Lis97], [Laumanns98], [Veldhuizen98b], [Deb99], [Coello99], [Coello00], [www-Coello]. Un estudio comparativo los primeros MOEAs aparece en [Zitzler99], [Zitzler00].

Los MOEAs han sido aplicados sucesivamente y con éxito a diferentes problemas multi-objetivo [Ishibuchi96], [Cunha97], [Valenzuela97], [Fonseca98b], [Parks98]. Algunos investigadores han profundizado en temas particulares de la búsqueda multi-objetivo evolutiva, como son la convergencia hacia el frente óptimo Pareto [Veldhuizen98a], [Rudolph98], los nichos [Obayashi98] y el elitismo [Parks98], [Obayashi98], [Everson02].

También se ha presentado un modelo unificado que intenta englobar todos los MOEAs [Laumanns00].

Algunos de los MOEAs más conocidos son:

- *Vector-Evaluated Genetic Algorithm* (VEGA): Propuesto en [Schaffer85] tiene su principal innovación en el procedimiento para realizar la selección. VEGA considera una población de N individuos con k objetivos, una selección por torneo de N/k individuos es realizada para cada función objetivo. De esta manera, k subpoblaciones son creadas, de forma que cada una de ellas contiene los N/k mejores individuos para una función objetivo k . A continuación, las subpoblaciones son mezcladas y se aplican los operadores de cruce y mutación.
- *Multi-Objective Genetic Algorithm* (MOGA): En 1993 Fonseca y Fleming [Fonseca93] propusieron el método MOGA. Éste utiliza la noción de dominancia para la evaluación del desempeño de los individuos basándose en el cálculo de rangos de Fonseca y Fleming.
- *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm* (NSGA – NSGA II): Creado en 1994 por Srinivas y Deb [Srinivas94] busca en toda la población los individuos no

dominados. En la segunda versión (NSGA – II) presentada en el año 2000 por Deb [Deb00] de conservan los mejores individuos de cada generación. Este método es elitista, sin embargo y en ocasiones, puede eliminar soluciones Pareto óptimas y dejar soluciones que si bien son soluciones no-dominadas en la población en curso, no son Pareto óptimas.

- *Strength Pareto Evolutionary Algorithm* (SPEA): Introducido por Zitzler y Thiele en [Zitzler00] usa el criterio de dominancia para el cálculo del fitness y la selección de los individuos. Emplea un archivo como almacén de soluciones no dominadas. Este algoritmo es mejorado en 2001 (SPEA2) introduciendo una técnica para la estimación de la densidad y un método para truncar el archivo que acumula las soluciones no dominadas.
- *Reference point based – NSGAI* (R-NSGAI): Propuesto por Deb et al. [Deb07], introduce preferencias del decisor reflejadas como uno o varios puntos de referencia.
- *Reference Direction based – NSGAI* (RD-NSGAI): Propuesto en 2007 por Deb y Kumar [Deb07], se inspira en el método interactivo dirección de referencia para optimización multi-criterio de Korhonen y Laakso [Korhonen96]. El método puede modificarse para considerar múltiples vectores dirección de referencia simultáneamente, de ésta forma, múltiples soluciones según cada dirección de referencia podrían ser encontradas.

4.6 PARALELIZACIÓN DE LOS ALGORITMOS EVOLUTIVOS

Como se ha explicado en el apartado 4.2, la técnica *MOTION I* sugiere una paralelización del proceso de optimización en ciertos casos. Por eso se describen en estos apartado a modo de información genérica, los dos métodos de paralelización más empleados: la paralelización en anillo de un algoritmo distribuido y la paralelización maestro-esclavo (*Master-Slave*) para un algoritmo paralelo. Una descripción más completa de ambos métodos aparece en [Cantú99].

Los AEs paralelos son implementaciones paralelas de AEs secuenciales sobre varios procesadores. Esto se hace para acelerar la ejecución del proceso. Al multiplicar el número de procesadores por p , el tiempo que emplean en encontrar una solución viene dividido por $k * p$ con $k > 1$ [Lanchares95].

Cuanto más individuos diferentes se seleccionen al azar inicialmente, mayor es la probabilidad de elegir un cromosoma cuyos genes sean próximos a la solución, y por tanto parece que se llegará a ésta antes. Pero el beneficio no crece indefinidamente con el tamaño de la población. Además, hay que tener en cuenta que manejar un volumen de datos mayor, incrementa en exceso el tiempo de cálculo [Bradwell99], [Cantú99].

La utilidad de este tipo de paralelización es que una vez conocida la estructura del programa, son pocos los cambios que hay que realizar para que el programa sea ejecutado por varios procesadores, y no como en un algoritmo distribuido en el que hay que establecer en primer lugar la estructura de comunicación más óptima y que por lo general implica introducir cambios sustanciales en el programa.

En la ejecución de un GA, la parte del mismo que más tiempo requiere es la que se encarga de evaluar los individuos y hallar el valor de la función objetivo para cada uno de ellos. También consume bastante tiempo la ordenación de los mismos, que se realiza por el método de la burbuja, pero nos centramos en la evaluación, que es mucho más importante.

La evaluación de los individuos es una operación que tiene lugar muchas veces a lo largo del desarrollo del AE. Aparte de la evaluación inicial, hay que tener en cuenta que si se sustituyen M individuos en cada generación, es necesario evaluarlos, luego se tienen tantos cálculos de la función objetivo como número de sustituciones por número de generaciones haya. Además, en caso de algoritmos meméticos con búsqueda local se realizan más evaluaciones.

Lo que sí se puede acelerar es cuando se quiere calcular la función objetivo de un conjunto de individuos, en cuyo caso puede hacerse que cada procesador evalúe un número n de individuos, de modo que al realizarse varias evaluaciones a la vez el tiempo consumido será mucho menor.

El método de paralelización puede entenderse como una organización tipo maestro-esclavo, ya que habrá un único procesador ejecutando el algoritmo al completo (maestro), y cuando llegue el momento de calcular la función objetivo para varios individuos, repartirá el trabajo entre un grupo de procesadores (esclavos) que se encargarán de realizar simultáneamente cada uno un conjunto de operaciones, cuyos resultados comunicarán al procesador central. La forma de esta comunicación es simple, debido al compartimiento de memoria, ya que se establece qué variables del tramo paralelizado son compartidas (y todos los procesadores pueden acceder a ellas) y cuáles son locales o privadas, para las que se reserva un espacio de memoria diferente para cada hebra.

Los AEs maestro-esclavo resultan importantes por varias razones [Cantú99]:

1. Exploran el espacio de búsqueda exactamente del mismo modo que lo hace el AE en serie, con lo cual las directrices de diseño para un AE en serie son aplicables directamente.
2. Esta topología resulta muy sencilla de implementar.
3. En muchos casos consiguen una mejora sustancial en la ejecución.

Sin embargo hay que tener en cuenta también el inconveniente que puede suponer el coste de las frecuentes comunicaciones que se requieren.

La topología es un factor fundamental en el rendimiento de un AE paralelizado ya que determina la velocidad con que una buena solución se propaga de una subpoblación al resto. Si la topología tiene muchas conexiones entre las subpoblaciones las buenas soluciones se transmiten rápidamente de una población a otra. Por el contrario, si las poblaciones tienen poca comunicación entre ellas las soluciones se extienden más lentamente, permitiendo la aparición de varias soluciones y una evolución más aislada de cada grupo. Estas distintas soluciones se pueden utilizar posteriormente para generar individuos que superen a los obtenidos con una convergencia más homogénea [Hidalgo01].

4.6.1 ALGORITMOS EVOLUTIVOS DISTRIBUIDOS

Los *AEs distribuidos* tienen un conjunto de subpoblaciones que interactúan entre sí. Cada una de ellas lleva a cabo una búsqueda independiente, y por lo tanto, se pueden implementar con un sólo procesador. La forma de actuar de un AE distribuido es aumentar la población, dividirla en varias subpoblaciones de pocos individuos y aplicar el AE sobre cada una de ellas. Los mejores individuos obtenidos en cada población se pasan a otra siguiendo algún tipo de orden.

La gran ventaja de los AEs distribuidos es que se pueden implementar sobre arquitecturas paralelas, como los sistemas MIMD (*Multiple Instruction, Multiple Data Stream*) [Stallings06].

La estructura de anillo permite comunicar las subpoblaciones (fig.4.1). Cada población envía el mejor de sus individuos a la población vecina. Puede hacerse en un único sentido de flujo, o en los dos sentidos (como representa la figura 4.2).

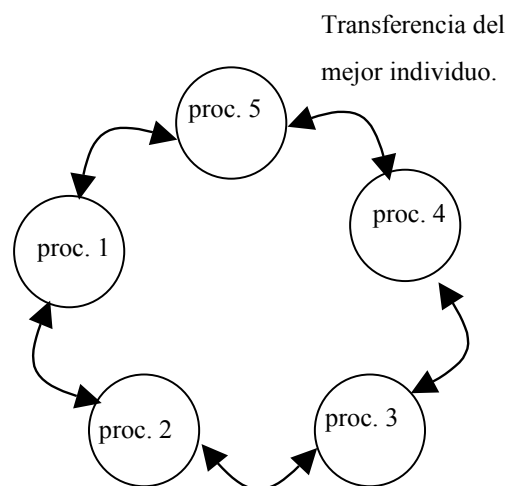


Figura 4.2. AE distribuido en anillo.

4.6.2 PARALELIZACIÓN EN ANILLO

Si lo importante es elegir muchos individuos diferentes, podría hacerse que cada procesador eligiera una población de tamaño N al azar y que ejecutara el algoritmo con ella. Si se emplean

M procesadores, el número de posibles soluciones que se probarían, sería M veces mayor que con un sólo procesador: $N * M$. La población efectiva es, por tanto, mucho mayor, aumentando de forma indirecta el número de individuos. Pero este aumento no se consigue a costa de un mayor tiempo de ejecución, ya que como todos los algoritmos se van a ejecutar a la vez, el tiempo total de cálculo va a ser igual que el que se tendría si sólo se ejecutará un algoritmo.

$$\text{Población efectiva} = \text{Número de individuos} * \text{Número de procesadores}$$

Debe existir una comunicación entre los procesadores, para que los beneficios encontrados por un proceso puedan transmitirse a los demás. Aunque no se esté considerando toda la población en su conjunto para aplicar los operadores de cruce y mutación, las mejores soluciones encontradas sí serán conocidas por todos los procesadores, añadiendo cada uno una pequeña variabilidad en ellas.

De nuevo puede hacerse una analogía con las poblaciones biológicas, considerando diferentes pueblos que viven en regiones separadas. Cada cierto tiempo se envía 'una copia' del mejor individuo de cada pueblo a los demás, permitiendo que todos los pueblos conozcan los mejores genes existentes en la actualidad, permitiendo que mejoren su raza. Al mezclarse los genes del mejor individuo con los genes de los habitantes de cada pueblo puede resultar un individuo aún mejor. Por lo que aunque no estrictamente, sí se está manejando una población mucho más grande que si sólo existiera un pueblo, aumentando la diversidad genética.

Consideraremos los procesadores dispuestos en un anillo lógico, en el que cada procesador está conectado a sus dos vecinos. Cada uno de ellos estará ejecutando el mismo algoritmo con distinta población, y cada cierto tiempo se transmitirán los genes de su mejor individuo a sus dos vecinos.

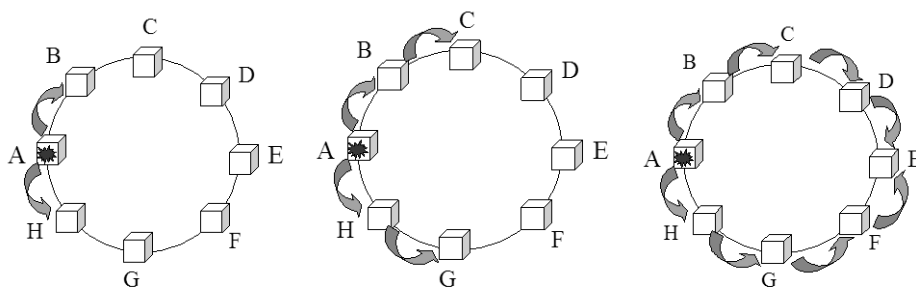


Figura 4.3. Secuencia de envío de una solución óptima hallada en el procesador A al resto de los procesadores del anillo.

Cada procesador recibe dos cromosomas cada vez, el mejor del procesador de su izquierda y el mejor de su derecha, y los incorpora en su lista de individuos, sustituyendo a los dos peores. A continuación los ordena, y si los recibidos son buenos pasarán a encabezar la lista, transmitiéndose la siguiente vez como mejores individuos.

En nuestro algoritmo la transmisión del mejor individuo se realiza una vez cada número determinado de generaciones G , y se tiene la garantía de que un óptimo se ha transmitido a los M procesadores utilizados en el siguiente número de generaciones:

$$\text{Número de generaciones en transmitir un óptimo} = G * M / 2$$

Supongamos un ejemplo con 8 procesadores (fig. 4.3), en el que el procesador A encuentra una solución muy buena y se la va transmitiendo a sus vecinos cada 100 generaciones. El último en percatarse de su existencia es el procesador E , que se entera a las 400 generaciones

Si en el ejemplo se considera que el algoritmo se ejecuta 10000 generaciones, da tiempo a que se transmitan las 25 mejores soluciones a lo largo de la vida del algoritmo.

4.6.3 CLASIFICACIÓN SEGÚN LA GRANULARIDAD DE LAS PARALELIZACIONES

Para paralelizar una aplicación es necesario contar con un lenguaje o biblioteca que brinde las herramientas necesarias para esto. Dependiendo de la herramienta con que se cuente, se particionará el código en piezas para que se ejecute en paralelo en varios procesadores. De aquí surge el término de granularidad.

Granularidad es el tamaño de las piezas en que se divide una aplicación. Dichas piezas puede ser una sentencia de código, una función o un proceso en sí que se ejecutarán en paralelo.

Granularidad es categorizada en paralelismo de grano fino y paralelismo de grano grueso.

De *grano fino* es cuando el código se divide en una gran cantidad de piezas pequeñas. Es a un nivel de sentencia donde un ciclo se divide en varios subciclos que se ejecutarán en paralelo. Se le conoce además como Paralelismo de Datos.

De *grano grueso* es a nivel de subrutinas o segmentos de código, donde las piezas son pocas y de cómputo más intensivo que las de grano fino. Se le conoce como Paralelismo de Tareas.

El paralelismo de grano grueso se presenta cuando en la aplicación se detectan tareas independientes y estas se ejecutan como procesos independientes en más de un procesador. Este esquema es común en las aplicaciones de Productor/Consumidor, Lector/Escritor, Maestro/Esclavo y Cliente /Servidor. En los modelos de Memoria Distribuida (paso de mensajes) solo se implementa paralelismo de grano grueso. En la paralelización realizada en esta tesis se emplea un paralelismo de grano grueso.

El paralelismo de grano fino y grueso se puede presentar en sistemas de memoria compartida sólo que el de grano grueso es más complicado de programar que el de grano fino.

4.6.4 MESSAGE PASSING INTERFACE (MPI)

MPI (*Message Passing Interface*) [Aoyama99] es un Interfaz estandarizado para la realización de aplicaciones paralelas basadas en paso de mensajes. El modelo de programación que subyace tras MPI es MIMD (*Multiple Instruction streams, Multiple Data streams*) aunque se dan especiales facilidades para la utilización del modelo SPMD (*Single Program Multiple Data*), un caso particular de MIMD en el que todos los procesos ejecutan el mismo programa, aunque no necesariamente la misma instrucción al mismo tiempo.

MPI es un Interfaz estandarizado para la realización de aplicaciones paralelas basadas en paso de mensajes. MPI es, como su nombre indica, un interfaz, lo que quiere decir que el estándar no exige una determinada implementación del mismo. Lo importante es dar al programador una colección de funciones para que éste diseñe su aplicación, sin que tenga necesariamente que conocer el hardware concreto sobre el que se va a ejecutar, ni la forma en la que se han implementado las funciones que emplea.

MPI ha sido desarrollado por el MPI Forum, un grupo formado por investigadores de universidades, laboratorios y empresas involucrados en la computación de altas prestaciones.

MPI está especialmente diseñado para desarrollar aplicaciones SPMD. Al arrancar una aplicación se lanzan en paralelo N copias del mismo programa (procesos). Estos procesos no avanzan sincronizados instrucción a instrucción sino que la sincronización, cuando sea necesaria, tiene que ser explícita. Los procesos tienen un espacio de memoria completamente separado. El intercambio de información, así como la sincronización, se hacen mediante paso de mensajes. Se dispone de funciones de comunicación punto a punto (que involucran sólo a dos procesos), y de funciones u operaciones colectivas (que involucran a múltiples procesos). Los procesos pueden agruparse y formar comunicadores, lo que permite una definición del ámbito de las operaciones colectivas, así como un diseño modular.

4.7 **AE DISEÑADO EN LA PRESENTE TESIS: MOEASI-II**

En el año 2002 se presenta la implementación de la utilidad para Matlab EVOCOM 2.0 [Besada2002]. Un ‘*toolbox*’ para la implementación de MOEAs en Matlab. El modelo teórico subyacente a esta herramienta se culmina en el año 2004 en la tesis doctoral [Fernández 2004] donde se introduce el algoritmo evolutivo *Multi-Objective Evolutionary Algorithm with SuperIndividual* (MOEASI).

El ‘*toolbox*’ EVOCOM 2.0 ha sido escogido como punto de partida (puesto que ha sido preciso modificar el código en algunos aspectos) para implementar el MOEA que pretende resolver el problema planteado en esta tesis por las siguientes razones:

1. Se pretende estudiar el alcance y recorrido de la presente herramienta ya que no ha sido masivamente empleada. De esta forma, se puede considerar si procede con el estudio y evolución posterior del software o, por el contrario, ha sido ampliamente superado por otros algoritmos más recientes como puede ser NSGA-II [Deb00].
2. EVOCOM 2.0 permite trabajar con el software de computación matemática MATLAB. Esto permite aprovechar la versatilidad y capacidad de cálculo de esta aplicación. Además, EVOCOM 2.0 está disponible sin coste.
3. La codificación de individuos es muy flexible, se permite que un cromosoma pueda estar compuesto por genes de diferentes tipos. Además, se puede trabajar con un número de genes variable para cada individuo, de tal forma que de una generación a otra pueda cambiar el número de genes del individuo. Así, el número de genes puede ser también un factor a optimizar.

A continuación, se expone el modelo teórico en el que se basa la herramienta así como las distintas modificaciones que se han realizado al esquema original con el fin de mejorar su rendimiento.

4.7.1 **EL ORIGEN: MULTIOBJECTIVE EVOLUTIONARY ALGORITHM WITH SUPERINDIVIDUAL (MOEASI)**

El problema resuelto en esta tesis presenta una gran complejidad, lo que requiere el empleo de un algoritmo evolutivo flexible y versátil, capaz de emplear diferentes estrategias. A este algoritmo se le ha bautizado como MOEASI-II haciendo referencia a su naturaleza multi-objetivo, a la inclusión del operador Superindividuo y a su versión precedente MOEASI. Se trata, por tanto, de un AE memético.

El MOEASI fue desarrollado a partir del MOEA ideado por Fonseca y Fleming [Fonseca98a], quienes propusieron un procedimiento por rangos (“ranking”) basado en los conceptos del

frente de Pareto [Fonseca93], en el cual el rango de un individuo es igual al número de soluciones que en la población dominan a dicho vector de decisión. Se añadió al algoritmo la posibilidad de emplear *elitismo*, es decir, que conserva los mejores individuos para la siguiente generación, aumentando o no el tamaño de la población de generación en generación.

El MOEASI original es *un algoritmo memético o híbrido*, puesto que incluye un operador que puede realizar una búsqueda local, o trabajar como operador reparación, el operador *Superindividuo*. La novedad de dicho operador es que no tiene como único fin el facilitar al algoritmo la salida de óptimos locales. Aplicándolo únicamente al final de un número determinado de generaciones al que se denomina *época*, permite la inclusión de conocimiento en el algoritmo, pero manteniendo la diversidad de la población, que es renovada de este modo al final de cada *época*.

El Superindividuo permite poder emplear tamaños de población pequeños, reduciendo así el tiempo de ejecución y evitar la convergencia prematura ya que el Superindividuo supone, en muchos casos, un salto notable en el valor de la función objetivo. Por todo ello se consigue una convergencia más rápida del AE hacia el óptimo global.

El MOEASI es un algoritmo evolutivo que permite elitismo y la inclusión de inmigrantes con la consecuencia lógica de la variación en el tamaño de la población. Las probabilidades aplicadas para el cruce y mutación se han obtenido de investigaciones previas. Sin embargo y dado que estos parámetros pueden depender del problema, se han ejecutado varios experimentos cambiando el valor de las probabilidades de cruce y mutación con el fin de comprobar la idoneidad de los valores iniciales.

El operador de selección emplea el método de la ruleta. Se provee un operador de búsqueda local que se ejecuta cíclicamente con el fin de mejorar las soluciones obtenidas, evitando los óptimos locales e introduciendo diversidad en la población [Fernández04]. A pesar de que el tamaño de la población puede ser variable si se admiten inmigrantes, se fija este tamaño en 10 en base a trabajos previos [Harik99] [Fernández04].

El algoritmo permite establecer un rango $[a, b]$ de valores posibles para los distintos parámetros de los genes. Si en algún momento del proceso un valor cae fuera de este rango se ejecuta una función de reparación que convierte el valor rebelde aleatoriamente a un valor ubicado dentro del rango de referencia. *Esta función de reparación ha sido mantenida en la versión MOEASI-II.*

4.7.2 MODIFICACIONES AL ALGORITMO ORIGINAL: MOEASI-II

En los últimos años ha habido una gran proliferación de trabajos dedicados a la optimización multi-objetivo, apareciendo técnicas de gran aceptación y difusión como los algoritmos NSGA-

II y SPEA2. El estudio de los trabajos existentes nos da ideas para mejorar el MOEASI propuesto en [Fernández2004] con la intención de mejorar la convergencia hacia el frente de Pareto, encontrar el mayor número posible de soluciones pertenecientes al frente de Pareto [Bagchi1999] y disminuir el tiempo de ejecución del algoritmo. Todo esto se pretende hacer preservando la diversidad de la población y evitando los óptimos locales. Para el problema aquí planteado, el proceso de decisión tiene lugar finalizada la búsqueda por parte del algoritmo evolutivo. Las técnicas que trabajan a posteriori intentan explotar las posibilidades de los AEs para producir elementos del frente de Pareto. Eso se puede hacer a través de mecanismos cooperativos a incorporando el concepto de dominancia de Pareto en el operador de selección del algoritmo evolutivo.

Aunque los teoremas No Free Lunch [Wolpert1995] indican que no se puede probar que un MOEA concreto sea mejor que el resto para todos los problemas, el uso de test y otras medidas de efectividad evidencia que algunos MOEAs son más efectivos que otros para cierta clase de problemas [Baita1995].

Uno de los objetivos que nos planteamos es modificar el MOEASI con el fin de lograr una asignación de ajuste basada en el frente de Pareto que permita:

1. Identificar los vectores no dominados de la población.
2. Mantener la diversidad evitando la pérdida de buenas soluciones.
3. Con esto, se espera que el algoritmo guíe la búsqueda hacia el frente de Pareto y genere puntos del mismo.

Este objetivo se ha conseguido insertando las siguientes modificaciones en el algoritmo original:

1. Para preservar la diversidad a través del elitismo se ha introducido en el algoritmo una variable nueva de tipo “archivo” que, incrementando el tamaño de la población, almacena las nuevas soluciones no dominadas que se van encontrando. De esta forma, ***evitamos que una solución no dominada desaparezca de la población***.
2. Se ha rediseñado la asignación de ajuste de cada individuo basada en rangos y en la no dominancia de las diferentes soluciones [Fonseca1993] con el fin de hacerla compatible con el archivo anterior de soluciones no dominadas. La aparición de una nueva solución, exige el reajuste de las soluciones almacenadas en el archivo puesto que esa nueva solución puede ser dominar a soluciones del mismo y por tanto procede su eliminación. Al inicio de cada generación, todas las soluciones del archivo se añaden a la población. Al final de la generación se actualiza el archivo.
3. Se modifica el Superindividuo con el fin de acelerar la convergencia hacia el frente de Pareto y, al mismo tiempo, buscar su activación de una forma no aleatoria, sino cuando su ejecución sea recomendable en función de la evolución del conjunto de soluciones.

La modificación del Superindividuo evita que el algoritmo converja a zonas concretas del espacio de búsqueda reduciendo la diversidad del espacio de soluciones.

Describiendo el problema con detalle y suponiendo que tenemos el siguiente problema de optimización:

$$\text{Min } (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)) \quad (4.10)$$

donde f_1, f_2, \dots, f_n son los diferentes objetivos y x_0 es la mejor solución encontrada en la población o una solución no dominada encontrada al azar. Podemos considerar el vector \vec{v} de x_0 a x_i , donde x_i es la solución i de la población, calculándolo como sigue:

$$\vec{v} = \left(\frac{|f_1(x_0) - f_1(x_i)|}{\|x_0 - x_i\|}, \frac{|f_2(x_0) - f_2(x_i)|}{\|x_0 - x_i\|}, \dots, \frac{|f_n(x_0) - f_n(x_i)|}{\|x_0 - x_i\|} \right) \quad (4.11)$$

Donde $i \in \{1, \dots, l\}$, l es el tamaño de la población menos uno (hay que contabilizar la solución x_0) y $\|x_0 - x_i\|$ es la distancia topológica de la solución 0 a la solución i :

En el MOEASI-II:

x_0 es la mejor solución encontrada en la población o una solución no dominada seleccionada al azar.

$x_0 = (x_{01}, x_{02}, \dots, x_{0k})$, k número de genes del individuo.

x_i es la solución i de la población.

$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik})$, k número de genes del individuo.

$$\|x_0 - x_i\| = \sqrt{(x_{01} - x_{i1})^2 + (x_{02} - x_{i2})^2 + \dots + (x_{0k} - x_{ik})^2} \quad (4.12)$$

Siguiendo la política de basada en rangos de Fonseca y Fleming, se ha considerado el objetivo de maximización del beneficio (f_1) como el objetivo prioritario. Viniendo determinadas el resto de la prioridades por el orden de aparición del resto de los objetivos. Así, para analizar si se ha caído o no en una zona concreta del espacio con el riesgo asociado a la diversidad de las

soluciones, se estudian los valores obtenidos por el vector \vec{v} y se comparan con unos valores de referencia, dependientes del problema que se pretende resolver y que se pueden obtener a

través de la experimentación. Por ejemplo y suponiendo que interesa el análisis del vector \vec{v} al completo para este estudio, se debe disponer de un vector de valores constantes (C_1, C_2, \dots, C_n) que será la referencia para determinar cuando la evolución de una solución a otra ha sido significativa. Se considera que no habrá sucedido esto si se da la siguiente condición, y será necesario lanzar la ejecución del Superindividuo (SI):

$$\left(\frac{|f_1(x_0) - f_1(x_i)|}{\|x_0 - x_i\|} < C_1 \wedge \frac{|f_2(x_0) - f_2(x_i)|}{\|x_0 - x_i\|} < C_2 \wedge \dots \wedge \frac{|f_n(x_0) - f_n(x_i)|}{\|x_0 - x_i\|} < C_n \right) \quad (4.13)$$

Para todo $i \in \{1, \dots, l\}$, l tamaño de la población menos uno.

Por tanto y la hora de resolver este algoritmo para resolver un problema multi-objetivo se debe proveer valores para el siguiente vector de constantes ($C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6, C_7, C_8$), estos valores determinan la amplitud de la región en la que están “atrapadas” las soluciones. En nuestro caso, para buscar estos valores debemos fijarnos en el diseño de los objetivos para cada indicador de minimización de riesgo VIX y minimización de riesgo de tendencia, con penalización basada en rangos y donde el control que se ejerce a través de los objetivos de maximización de beneficios y minimización de órdenes del MACD. La desviación típica de los valores obtenidos en los distintos riesgos sea muy baja, por lo que los valores correspondientes del vector gradiente son ínfimos y no tiene sentido su consideración. Se debe recordar aquí los distintos objetivos considerados:

- f_1 : Maximización de beneficio MACD
- f_2 : Minimización de órdenes MACD
- f_3 : Minimización de riesgo de tendencia MACD
- f_4 : Minimización de riesgo VIX MACD
- f_5 : Maximización de beneficio RSI
- f_6 : Minimización de órdenes RSI
- f_7 : Minimización de riesgo de tendencia RSI
- f_8 : Minimización de riesgo VIX RSI

Según lo anterior y tras las correspondientes comprobaciones, se han considerado los siguientes valores para el vector de constantes como aceptables:

- $C_1 = 0,1$
- $C_2 = 0,03$
- $C_3 = \infty$
- $C_4 = \infty$
- $C_5 = 0,1$
- $C_6 = 0,03$
- $C_7 = \infty$
- $C_8 = \infty$

Como se ha explicado anteriormente, el SI original del MOEASI necesita un parámetro o *época* para su ejecución. Los distintos valores que va tomando, se fijan a través de la observación y repetición de experimentos. Con la técnica que incluye el algoritmo MOEASI-II las “épocas”

del SI del MOEASI original dejan de ser necesarias, porque el algoritmo decide, analizando el conjunto actual de soluciones, si corresponde o no lanzar el SI. Otro de los objetivos planteados en la modificación del SI propuesto en la primera versión del MOESI es automatizar la cuantía de los saltos a tomar, haciendo que este salto dependa de los valores almacenados en las distintas soluciones. Para ello, se tienen en cuenta los siguientes cálculos:

$$Med_s = \text{Mediana } \{x_{0s}, x_{1s}, \dots, x_{ls}\}$$

l tamaño de la población menos uno, x_{is} hace referencia al gen s en el individuo i .

$Desv_s = \text{Desviación Típica}$ de los genes en la posición s tomando como muestra toda la población. El algoritmo agrupa todas estas desviaciones típicas en el vector $\overline{REF_VALUE}$ para su uso posterior.

$$\overline{REF_VALUE} = (Desv_1, Desv_2, \dots, Desv_k) \quad (4.14)$$

$$REF_Inf_s = \{LIMIT_inf_s, Med_s - Desv_s\}$$

$$REF_Sup_s = \{Med_s + Desv_s, LIMIT_sup_s\}$$

$LIMIT_inf_s$ es el límite inferior de los valores permitidos para los distintos genes.

$LIMIT_sup_s$ es el límite superior de los valores permitidos para los distintos genes.

Consecuentemente, la región de búsqueda queda establecida como:

$$\overline{Esp_busq} = ([REF_Inf_1, REF_Sup_1], [REF_Inf_2, REF_Sup_2], \dots, [REF_Inf_k, REF_Sup_k]) \quad (4.15)$$

Atendiendo a la región de búsqueda anterior podemos fijar los valores para el vector $Jump_Value$:

$$\overline{Jump_Value} = (Randomize[REF_Inf_1, REF_Sup_1], Randomize[REF_Inf_2, REF_Sup_2], \dots, Randomize[REF_Inf_k, REF_Sup_k]) \quad (4.16)$$

El procedimiento se explica con un ejemplo a continuación. Cuando se concluye que procede el lanzamiento del SI, se calculan las desviaciones máximas entre los distintos genes de toda la población. Por ejemplo y para algún problema concreto que emplease codificación de los genes con números reales, supongamos que tenemos las soluciones

(12, 26, 9, 100, 14, 9, 50) y

(22, 36, 11, 75, 22, 19, 90).

Según esto:

$$\overline{REF_VALUE} = (5, 5, 5, 12.5, 4, 5, 20)$$

Donde, por ejemplo, el primer valor del vector (5) es consecuencia de calcula de desviación típica de una muestra compuesta por el gen número uno de todos los individuos de la población. En el ejemplo, 5 es la desviación típica de una muestra de dos individuos tomando estos individuos los valores 12 y 22 correspondientes al primer gen de todas las soluciones.

Las respectivas medianas entre todas las soluciones para cada gen serían:

$$Med_s = (17, 31, 10, 87.5, 18, 14, 70)$$

Si como ejemplo consideramos el intervalo [5, 100] como el dominio válido para las soluciones de todos los genes, por lo que el límite superior para todos los genes es 100 y el límite inferior es 5, resulta:

$$REF_Inf = \{ [5, 17 - 5], [5, 31 - 5], [5, 10 - 5], [5, 87.5 - 12.5], [5, 18 - 4], [5, 14 - 5], [5, 70 - 20] \}$$

$$REF_Sup = \{ [17 + 5, 100], [31 + 5, 100], [10 + 5, 100], [87.5 + 12.5, 100], [18 + 4, 100], [14 + 5, 100], [70 + 20, 100] \}$$

Teniendo en cuenta REF_Inf y REF_Sup se van a buscar **dos** nuevos individuos que se evaluarán para intentar mejorar a las soluciones actuales o aportar al sistema una nueva solución no dominada. Los valores (genes) del primer individuo se obtendrán mediante aleatorización uniforme en los distintos intervalos marcados en REF_Inf , de forma similar se busca el segundo individuo pero empleando REF_Sup . Cada uno de los individuos obtenidos deben superar la prueba de factibilidad, ya que, por lo menos en el caso concreto del problema planteado en esta tesis, no todas las combinaciones de parámetros son válidas para los indicadores técnicos empleados (tal y como se deduce de la definición de cada indicador). Este proceso de búsqueda de individuos se puede realizar tantas veces como se desee, llamaremos *Intentos* a este parámetro. Consecuentemente, se ejecutarán un máximo de $2 * Intentos$ evaluaciones, máximo, ya que pueden resultar individuos no factibles que no sea necesario evaluar. En las ejecuciones realizadas para la presentación de resultados se ha empleado el siguiente valor:

$$Intentos = 1.$$

Evalrados los nuevos individuos resultantes de la búsqueda local, se pueden comparar con el resto de soluciones incluidas en la población. Se actualiza la población según las siguientes reglas:

- a) Si los nuevos individuos no son mejores que algún elemento de la población no se tienen en cuenta y el proceso continúa su camino.
- b) Si los nuevos individuos (o uno de ellos) mejora a alguna solución de la población se elimina la solución dominada o mejorada. Este proceso se lleva a cabo con una peculiaridad, para evitar convergencias locales (especialmente al inicio del proceso), el

tamaño de la población debe mantenerse tras la ejecución del SI, esto significa que, como mucho, sólo se eliminarán dos soluciones de la población para dar entrada a las dos nuevas soluciones encontradas que mejoran a las que salen.

El nuevo MOEASI (que hemos llamado MOEASI-II) se resume en el algoritmo 4.1:

Alg. 4.1: MOEASI-II .

```

begin
    Generar Población Inicial
    Generación = 0
    Evaluaciones = 0

    //En este archivo se almacena las soluciones dominadas
    Crea Archivo (vacío);

    //Para la condición de parada ya que no conocemos el frente de Pareto del
    //problema planteado en esta tesis
    M = Máximo número de generaciones
while Generación < M do
    Evaluación de la población.
    //Añade a la población las soluciones no dominadas almacenadas en Archivo
    //el tamaño de la población puede crecer
    //Se hace después de la evaluación para no tener que repetir la evaluación de
    //las soluciones, ya que también se guarda el resultado de la evaluación
    Incorpora Archivo a población;

    Ejecución del GA clásico.
    Evaluaciones = Evaluaciones + población.tamaño

    //Se ejecuta la técnica del gradiente para comprobar si procede el SI
    if RecomendableSI(población)
        Creación del Superindividuo (población).
        Evaluaciones = Evaluaciones + Superindividuo.EvaluacionesSI
    end-if

    Generación ++

    //Se actualiza el archivo, se incorporan las nuevas soluciones no dominadas q
    //que hayan aparecido y se eliminan las que se hayan dominado
    Actualiza Archivo (población)
end-while
end

```

El pseudocódigo para el SI del algoritmo MOEASI-II puede ser el siguiente:

Alg. 4.2: SI para el MOEASI-II .

```
begin
    x0 = MejorValor(población)

    //realizamos los cálculos necesarios
    Vector ref_value = calculaRefValue (población, x0)
    Vector ref_inf = calculaRefInf (población, x0)
    Vector ref_sup = calculaRefSup (población, x0)

    EvaluacionesSI = 0

for i = 1 to Intentos do
    nueva_solucion_Inf = Random (ref_inf);
    nueva_solucion_Sup = Random (ref_sup);

    if factible(nueva_solucion_inf)
        evalua (nueva_solucion_inf);
        EvaluacionesSI++;
        //Se actualiza la población según proceda
        actualización (nueva_solucion_inf, población);
    end-if

    if factible(nueva_solucion_sup)
        evalua (nueva_solucion_sup);
        EvaluacionesSI++
        //Se actualiza la población según proceda
        actualización (nueva_solucion_sup, población);
    end-if
end-for

end
```

La combinación de algoritmo evolutivo con una búsqueda local como el nuevo SI y la inclusión del elitismo, ha producido resultados que parecen prometedores.

4.7.2.1 *Tamaño de la población en el algoritmo MOEASI-II*

La diversidad introducida por el operador de búsqueda local, el Superindividuo (SI), evita la convergencia prematura en óptimos locales, algo que puede suceder en poblaciones pequeñas. El uso de poblaciones pequeñas de individuos en un algoritmo evolutivo ha sido estudiado también en (Coello and Pulido 2001). No obstante, y siendo este un asunto frecuente de debate, se han realizado los correspondientes experimentos con el fin de validar la hipótesis de que incrementos en el tamaño de la población del MOEASI no contribuyen a la mejora de los resultados si se emplea un operador de búsqueda local como el SI (modificado según la nueva versión del MOEASI). Según esto, se han realizado 20 ejecuciones seriales del problema multi-objetivo objeto de esta tesis con una población inicial de 10 individuos durante 1000 generaciones, contabilizando los valores obtenidos en los distintos objetivos y calculando la media. Estos resultados se han comparado con otras 20 ejecuciones del mismo problema con una población inicial de 100 individuos durante 100 generaciones para tener el mismo número de evaluaciones. Las diferencias obtenidas no son estadísticamente relevantes pudiéndose considerar equivalentes.

4.8 CODIFICACIÓN CON ALGORITMOS EVOLUTIVOS

Aquí se propone el uso de AEs para seleccionar los parámetros de diferentes indicadores, aunque la investigación inicial se ha realizado únicamente para el MACD y RSI. Se han realizado varios experimentos que se explicarán con detalle en el próximo apartado. Todos los experimentos se encuentran en uno de estos tres casos en lo que respecta a la codificación del individuo:

Configuración 1: Se trabaja sólo con el MACD, ya sea en un entorno mono-objetivo o multi-objetivo.

Configuración 2: Se trabaja sólo con el RSI (mono-objetivo o multi-objetivo).

Configuración 3: Se trabaja con ambos indicadores de tal forma que en la ejecución para el día (si operamos con datos diarios) de hoy se puede aplicar una solución no dominada basada en el MACD y mañana el procedimiento nos dice que nos interesa aplicar una solución no dominada basada en el RSI. Lo que esta configuración hace es capturar las ventajas de ambos indicadores decidiendo en qué momento aplicar cada uno.

En cualquier caso y ante una aplicación del MACD o del RSI, el inversor debe seleccionar en primer lugar el número de parámetros a calcular para cada indicador. Se emplean 3 parámetros para el MACD y 2 para el RSI. Correspondientes a la media larga ($MACD_a$), media corta ($MACD_b$) y señal de corte ($MACD_c$) en el caso MACD, y número de periodos (RSI_n) y longitud

de la media móvil para las bandas de referencia en el caso RSI (RSI_{REF}). Para más detalle se puede acudir al capítulo 1 de la presente tesis. Todos los genes son números naturales.

Pero hay algo más, cuando se tiene, por ejemplo, un indicador MACD con sus parámetros, éste puede obtener resultados muy buenos en su aplicación al histórico de precios del último mes, y un resultado muy malo si se aplica al histórico de precios de los cinco últimos años. Como la técnica aquí propuesta realiza una nueva optimización cada día (si trabajamos con datos diarios) lo más habitual es que el MACD de ayer sea distinto del de hoy. En el enfoque tradicional donde se trabaja con periodos de entrenamiento, la evaluación de los resultados de un IT concreto es sencilla, se calcula el rendimiento que produciría en todo el intervalo, que tiene un principio y un final. La evolución del AE consiste en localizar el IT que mejor beneficio obtenga en dicho intervalo. En nuestro caso, el extremo final del intervalo es el último dato recibido. Pero, ¿dónde está el inicio? Una opción que facilita las cosas, es evaluar el IT sobre los 100 últimos datos, algo que se propone en algunas obras de referencia como [Elder93] y [Murphy99]. Sin embargo, en este trabajo se ha considerado necesario (y se ha demostrado empíricamente) insertar otros dos genes en el individuo. Estos genes son $MACD_{eval}$ y RSI_{eval} que representan el número de días *hacia atrás* (fijan por tanto el inicio del periodo de evaluación, el final es el último dato que se ha recibido) sobre el que se debe evaluar el desempeño (económico) del indicador, porque puede resultar que un indicador determinado esté funcionando muy bien sólo desde hace 15 días y, por tanto tenga sentido su empleo aunque sus resultados globales en los últimos 100 días no sean muy buenos.

Para cada uno de los genes sólo se permiten valores dentro del rango $[a, b]$. Para fijar este rango se ha acudido a la literatura existente [Elder93] y se han realizado varios experimentos [Fernández08] [Bodas-Sagi09] que demuestran que un rango más amplio no sólo no contribuye a mejorar las soluciones sino que ralentiza la ejecución de los experimentos al tener que trabajar con medias móviles más largas. Los detalles se expondrán en próximos apartados. En este punto se debe recordar que el MOEASI-II conserva la función de reparación que ya implementa su precursor.

Las tabla 4.3, 4.4 y 4.5 representan un ejemplo de cromosoma en las configuraciones 1, 2 y 3 respectivamente. Todos los genes deben ser números naturales.

Tabla 4.1. Ejemplo de configuración 1 del individuo (sólo MACD)

	MACD			
Gen	12	26	9	100
¿Qué es?	$MACD_a$	$MACD_b$	$MACD_c$	$MACD_{eval}$

Tabla 4.2. Ejemplo de configuración del individuo (sólo RSI)

	RSI		
<i>gen</i>	9	70	100
<i>¿Qué es?</i>	RSI_n	RSI_{REF}	RSI_{eval}

Tabla 4.3. Ejemplo de configuración del individuo (RSI + MACD)

	MACD				RSI		
<i>gen</i>	12	26	9	100	9	70	100
<i>¿Qué es?</i>	$MACD_a$	$MACD_b$	$MACD_c$	$MACD_{eval}$	RSI_n	RSI_{REF}	RSI_{eval}

Para la implementación de los experimentos con el algoritmo MOEASI-II se ha utilizado Matlab. Las probabilidades de los operadores de cruce y mutación están acorde con investigaciones previas [Coello00][Fernández04][Schaffer89]. El tamaño de la población puede ser variable, admitiendo inmigrantes, aunque habitualmente se fija el número total de individuos a 10 en base a trabajos previos [Allen99] [Murphy99] [Fernández04] [Harik99] [Fernández08] [Bodas-Sagi09].

Se incluyen en la tabla 4.6 las características principales del AE utilizado.

Tabla 4.4. Parámetros del Algoritmo Evolutivo

<i>Número de genes</i>	7
<i>Tamaño población</i>	10
<i>Probabilidad mutación</i>	0.09
<i>Probabilidad cruce</i>	0.8
<i>Iteraciones</i>	1000 generaciones

Los distintos objetivos están empleados en el capítulo anterior. Evaluado el fitness, se emplea el método de la ruleta para la selección de los individuos (probabilidad de la selección proporcional al fitness).

Según se expone en el apartado 4.6.2, los objetivos considerados son:

- f_1 : Maximización de beneficio MACD
- f_2 : Minimización de órdenes MACD
- f_3 : Minimización de riesgo de tendencia MACD
- f_4 : Minimización de riesgo VIX MACD
- f_5 : Maximización de beneficio RSI

- f_6 : Minimización de órdenes RSI
- f_7 : Minimización de riesgo de tendencia RSI
- f_8 : Minimización de riesgo VIX RSI

Se debe recordar aquí que, por ejemplo, el objetivo 1 es el mismo que el objetivo 5 conceptualmente, lo que sucede es que, a la hora del cálculo, las reglas del indicador MACD son distintas de las reglas del indicador RSI, por ello nos ha sido más sencillo separarlo y tratarlo como objetivos independientes. Como trabajo futuro nos hemos propuesto la creación de un *framework* que recoja todo el trabajo realizado en esta tesis y que permitirá incorporar mejoras de este tipo.

Para el vector de constantes que decide cuándo corresponde lanzar la búsqueda local se emplean los valores:

- $C_1 = 0,1$
- $C_2 = 0,03$
- $C_3 = \infty$
- $C_4 = \infty$
- $C_5 = 0,1$
- $C_6 = 0,03$
- $C_7 = \infty$
- $C_8 = \infty$

4.8.1 CONSIDERACIONES DIVERSAS

Generalmente, y a la hora de trabajar con medias móviles, se deben tener en cuenta las siguientes consideraciones. Si se eligen dos medias móviles a muy corto plazo (de 5 a 8 días) se producen muchos cortes entre ellas. Esto provoca una estrategia muy activa que eleva tremendamente los costes de transacción. En tal caso, puede ocurrir también que se generen muchas señales falsas debido al movimiento aleatorio del precio a corto plazo. Sin embargo, tiene la ventaja de que genera señales tempranas.

Si se eligen dos medias móviles a largo plazo (de 150 o 200 días) provocarían la aparición de señales tardías en el tiempo.

Así pues, existe un dilema entre el momento en que se generan las señales y los costes de transacción. Si se eligen medias móviles cortas se obtiene señales tempranas, pero por el contrario, se generan altos costes de transacción. Sin embargo, si se eligen medias móviles largas los costes de transacción serán bajos pero se generan señales tardías, lo que podría provocar pérdidas de rendimiento ya que no se ha seguido la tendencia desde su inicio.

Además, en el caso del MACD, se suelen emplear Medias Móviles Exponenciales, aunque algunos expertos se decantan por otro tipo de media. La particular operativa que aquí se plantea, con una actualización constante de los parámetros cada vez que un nuevo dato entra al sistema, hace pensar en la necesidad de evaluar correctamente los dos tipos de medias móviles más frecuentes, simple y exponencial (tanto para el MACD como para el RSI), para concluir de forma satisfactoria y probada cuál es la media móvil más adecuada a nuestra operativa. Por ello, los resultados que se exponen se desglosarán en dos apartados correspondientes uno a los resultados obtenidos empleando media móvil simple y otro a los resultados obtenidos empleando media móvil exponencial.

La elección de los parámetros se viene haciendo de forma arbitraria. Sin embargo, trabajos recientes [Neely97] [Allen99][Harik99] han utilizado técnicas de optimización, como las proporcionadas por los algoritmos genéticos, para evitar el problema del fisgoneo de datos que provocaba la elección arbitraria de los parámetros de las reglas. No obstante, sus procedimientos difieren y mucho de los avances planteados en esta tesis.

En el caso particular del presente trabajo, se realizará un doble análisis en cada caso analizado. Por un lado, se realizará una ejecución acotando el número de datos históricos (rango de valores que puede tomar cada gen) entre 5 y 100, se considerará en este caso que se trabaja dentro del corto plazo. Por otro lado, se realizará otra ejecución acotando el número de datos históricos entre 50 y 500, se considerará en este caso que se trabaja dentro del medio y largo plazo. Consecuentemente, el procedimiento explicado en estas páginas justificará su utilidad como herramienta de ayuda a la toma de decisiones para inversiones bursátiles tanto a largo como medio y largo plazo. La ejecución continuada del proceso así como la experiencia del inversor podrán evidenciar, dependiendo de los valores analizados e incluso dependiendo del momento macroeconómico, si es necesaria la consideración de ambos intervalos temporales (corto y medio-largo). En los apartados correspondientes se comentarán y explicarán los resultados obtenidos.

Para finalizar, destacar que se ha empleado una función histórica para gestionar todos los individuos procesados y evaluados. Durante el proceso de optimización, se ha detectado que el algoritmo propone, en ocasiones, la evaluación de individuos que ya habían sido evaluados, teniendo en cuenta que la evaluación de los individuos supone en torno al 80% del tiempo total del algoritmo (en el próximo capítulo se incidirá en este punto), el histórico evita evaluaciones repetitivas permitiendo mejorar mínimamente los resultados del proceso.

4.9 CONCLUSIONES

Se ha presentado la técnica Multi-Objective Technical Indicator Optimization Initiative I (MOTION I) para la optimización de parámetros de indicadores técnicos bursátiles y así obtener recomendaciones de acción (comprar / vender / mantener) en inversiones en bolsa. Con esto se establecen las bases teóricas para la implementación de una herramienta de toma de decisiones de inversión en los mercados financieros. La aportación más importante es la ejecución del proceso cada vez que hay una variación en los datos históricos, esto supone un cambio de actuación en el marco actual de trabajo de entrenamiento – validación (opcional) – evaluación. MOTION I es una técnica que:

- a. Permite la escalabilidad de la estrategia de inversión: se puede aplicar a una gran variabilidad de mercados financieros e indicadores.
- b. Es adaptable al usuario: permite elegir el MOEA que se desea emplear así como introducir nuevos objetivos o modificar los propuestos en este trabajo.
- c. Realiza un proceso de optimización continuo por lo que se adapta mejor que otras técnicas a la variabilidad de los mercados bursátiles.

Los MOEAs han presentado un amplio auge en los últimos años, ellos se ha debido a su eficacia a la hora de resolver problemas de gran complejidad que deben considerar varios objetivos. La paralelización de AEs permite mejorar el desempeño y la calidad de las soluciones encontradas en un espacio de búsqueda de dimensiones considerables.

Al partir del trabajo de [Fernández 2004] se ha creado un nuevo algoritmo que se ha llamado MOEASI-II. Se explica la configuración que se ha realizado del algoritmo evolutivo para proceder a la ejecución del problema. Se ha empleado una función histórica para gestionar todos los individuos procesados y evaluados, lo que permite reducir el tiempo de cómputo. Los resultados detallados se expondrán en el próximo capítulo.

5

5. RESULTADOS EXPERIMENTALES

5.1	Introducción	161
5.2	Comparación frente a estrategias tradicionales.	162
5.3	Comparación frente a resultados conseguidos por otras técnicas.....	188
5.4	Paralelización sobre la estrategia MIX usando MOEASI-II.....	197
5.5	Experimentación sobre el tamaño de la población	201
5.6	Conclusiones al capítulo	202

En este capítulo se exponen los resultados experimentales obtenidos. Se han realizado tres tipos de experimentos. En primer lugar se han comparado los resultados que la optimización de parámetros con AE produce frente a estrategias típicas como *Buy & Hold* o el empleo del MACD o RSI con sus parámetros típicos reflejados en la literatura. En segundo lugar, se han contrastado los resultados que el empleo de la técnica *MOTION I* produce en comparación con otros trabajos del área. Por último, se proponen varios esquemas de paralelización con el fin de ayudar a reducir el tiempo de cómputo.

5.1 INTRODUCCIÓN

Para validar la técnica *MOTION I* desarrollada en la presente tesis se han comparado los resultados obtenidos mediante la aplicación de esta técnica frente a estrategias tradicionales y frente a los resultados conseguidos por otras técnicas.

Más en detalle, la experimentación de la primera fase de comparaciones tiene como objetivo estudiar las diferencias de resultados entre las ejecuciones mono-objetivo y multi-objetivo, comparar la técnica desarrollada en esta tesis con estrategias habituales como *Buy & Hold* [Chen02] o MACD y RSI empleados con parámetros típicos y, por último, proponer algunos esquemas de paralelización que permitan mejorar el desempeño de la ejecución para su incorporación a un posible sistema de operativa en tiempo real. La segunda fase de la experimentación tiene como objetivo comparar los resultados que produce la técnica aquí desarrollada con los obtenidos por un trabajo de referencia en el área que consigue, a su vez, mejorar los resultados de investigaciones anteriores, nos estamos refiriendo al trabajo de Lohpetch y Corne [Lohpetch11].

En la comparación frente a estrategias tradicionales se ha empleado el histórico de precios de cierre diarios desde el 2 de enero de 1990 hasta el 1 de febrero de 2008 del índice *Dow Jones Industrial Average* (DJIA). Este índice refleja el comportamiento de las acciones de las 30 compañías más importantes de los Estados Unidos y se puede descargar de [www-yahoo]. El índice DJIA se ha escogido por su importancia (basta escuchar un noticiario económico) y por la complejidad que entraña su predicción. En [Mantegna00] se concluye que la serie temporal del índice DJIA es una serie temporal no redundante, en el sentido de que no se aprecian ciclos de repetición de información, este hecho es representativo de la complejidad del índice, ya que la información asociada a la serie temporal no puede ser reducida o comprimida de forma más compacta. Dicho con otras palabras, todos los datos son imprescindibles. Otro trabajo [Li91], es capaz de calcular el espectro de potencia (*power spectrum*) de la serie temporal del Dow Jones, estableciendo un valor de $P(f) \approx 1/f^{1.8}$, muy cercano al valor de $P(f) \approx 1/f^2$, típico de las series de camino aleatorio. Los datos del índice Standard & Poor's 500 (S&P 500) se han empleado para la segunda fase de la experimentación. Este índice recoge las 500 compañías más grandes de los Estados Unidos por capitalización.

5.2 COMPARACIÓN FRENTE A ESTRATEGIAS TRADICIONALES.

En esta primera fase y en todas las ejecuciones se ha trabajado con el software de computación matemática MATLAB [www-Matlab]. Para simplificar el proceso y en todos los experimentos realizados, se considera que se debe empezar comprando y que no se puede volver a comprar hasta que se haya cerrado la operación de compra anterior. Esta tipología de operaciones no permitiría, por ejemplo, tomar prestadas acciones para apostar a la baja de un valor (vendiendo al principio y comprando más tarde a un precio menor que la venta que permitiría sacar un beneficio aun pagando una prima por las acciones prestadas). El ajuste se calcula comparándolo con el máximo beneficio posible, es decir, suponiendo la compra en los mínimos y vendiendo en los máximos.

Además, se comparan siempre los resultados proporcionados por la estrategia correspondiente (MACD o RSI) con los parámetros sugeridos con el algoritmo *MOEASI-II*, con el beneficio que se obtendría de aplicar cada indicador con sus parámetros típicos, que resultan ser media larga de 26 periodos, media móvil corta de 12 y como señal la media de 9 periodos, en el caso MACD (de forma común, el MACD siempre se suele evaluar a 100 días, mientras que el MACD propuesto por un individuo generado por el AE, se evaluará para el intervalo que indique el individuo), y 9 periodos con 70 periodos para la media móvil que marcará los umbrales de la zonas de compra/venta, para el caso RSI, en este último caso y ya que no hay un consenso tan amplio como en el caso del MACD, para el número de días a evaluar se evaluará la estrategia según el número de periodos sugerido por el mejor individuo propuesto por el algoritmo evolutivo para el análisis del periodo en estudio (el precio de cierre de inicio de la evaluación será el último dato menos el parámetro RSI_{eval} del mejor individuo según los valores del objetivo 1).

En todos los casos, se realiza una segunda comparación con la estrategia denominada ‘Comprar y Mantener’ (*Buy & Hold*), elegida por su sencillez, así como por su extendido empleo para la evaluación de estrategias de inversión [Chen02]. Esta estrategia supone comprar un valor al principio de un periodo y mantenerlo hasta el final, momento en el que se vende. Un individuo concreto del AE, marca un intervalo temporal que finaliza el último día del que se tienen datos y comienza N cotizaciones hacia atrás. El beneficio *Buy & Hold* en este intervalo se asocia a comprar al inicio del periodo y vender al final.

Además, en cada caso, se realiza la comparación entre los resultados obtenidos con el uso de medias móviles simples frente al uso de medias móviles exponenciales, de cara a evaluar cuál es el mejor procedimiento para la forma de operar que se sugiere. Es decir, aunque en las respectivas fórmulas del MACD y RSI se indica que estos indicadores se calculan usando

medias móviles exponenciales, en este trabajo se ha evaluado qué resultados se obtienen si se aplicase medias simples.

En esta primera fase de la validación, las ejecuciones se han separado por bloques o subfases según el experimento que se haya llevado a cabo. Y *en todos los casos se ejecuta el experimento correspondiente sobre tres intervalos distintos*, que son:

- a. Intervalo 1: Del 23 de abril de 2004 al 6 de junio de 2004 (29 días).
- b. Intervalo 2: Del 15 de febrero de 2006 al 15 de marzo de 2006 (20 días).
- c. Intervalo 3: Del 10 de enero de 2008 al 1 de febrero de 2008 (16 días).

Los datos mostrados se corresponden con las mediciones medias obtenidas entre los tres intervalos. Además y como la ejecución de un proceso de optimización con un AE tiene un componente estocástico, *cada ejecución del MOEASI-II se repite 20 veces*, las soluciones no dominadas de cada ejecución pasan a formar parte de un *fichero histórico de resultados*. Al final de todas las ejecuciones, la solución no dominada que presente mayor valor del objetivo 1 (tanto por ciento de beneficio sobre beneficio máximo posible) es la seleccionada para pasar a formar parte de los resultados estadísticos de evaluación. Otras posibilidades de selección serán probadas en trabajos futuros (selección aleatoria, menor riesgo VIX...). Puesto que el objetivo 1 es una medida porcentual que indica la eficiencia del indicador frente al óptimo posible sólo hace falta considerar la compra de una teórica acción bursátil para realizar el cálculo.

5.2.1 OPTIMIZACIÓN MONO-OBJETIVO DE LOS PARÁMETROS DEL MACD

La configuración de los individuos en este experimento se refleja en la tabla 4.1. El objetivo es evaluar si la optimización de los parámetros del MACD con AEs mejora los resultados de las estrategias típicas como *Buy & Hold* o el MACD con los parámetros (12, 26, 9). Para ello, se calculan los mejores parámetros para el indicador MACD día a día (porque se trabaja con datos diarios en este experimento) en una optimización mono-objetivo a través del MOEASI-II que contempla sólo el objetivo 1 (máximo beneficio posible). La operativa consiste en comprar o vender cuando el indicador con los parámetros seleccionados para ese día da una señal de compra o venta. De esta forma y para cada solución obtenida (MACD y parámetros) se puede evaluar qué beneficio se habría conseguido al operar con ese indicador en el intervalo $[a, b]$ que finaliza en el día que hacemos la ejecución y comienza N días atrás, siendo N el número de periodos que aparece en la codificación del individuo (ver tabla 4.1) y que nos marca la longitud del intervalo en el que tenemos que evaluar el IT. Este resultado se puede enfrentar al que se hubiese conseguido operando en $[a, b]$ con las estrategias típicas mencionadas y concluir, por tanto, si es prometedora la técnica planteada en esta tesis.

Además y con el fin de estudiar diferentes estrategias, se han evaluado los resultados producidos por diferentes configuraciones, en este caso cada configuración consiste en el uso de una MMS o una MME (con esto podemos comprobar qué media móvil se adapta mejor a la técnica planteada) y en la fijación de un intervalo concreto como posibles valores de los genes, dos son los posibles intervalos que hemos considerado en la configuración: [5, 100] y [5, 500], trabajos en el área como [Elder93], [Taylor92] o [Fernández08] demuestran que el uso del MACD con medias móviles de longitud menor que 5 o muy grandes no son eficientes. En todos los casos se ha calculado la media del beneficio obtenido y la desviación típica de los mismos, se realizan 20 ejecuciones por cada día en cada intervalo de estudio. En la gráfica 5.1 se puede apreciar el detalle de los resultados agrupando los datos de los tres intervalos.

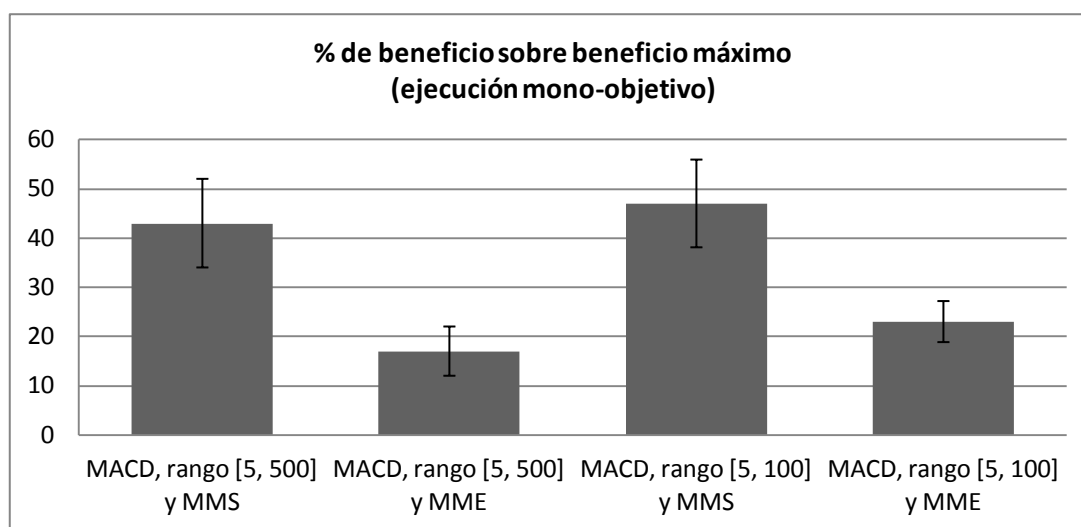


Figura 5.1. Objetivo 1 frente a desviaciones típicas.

A continuación se comentarán las cuestiones más relevantes de los resultados obtenidos.

- En lo que se refiere a los rangos y límites impuestos a los distintos genes del cromosoma, los resultados demuestran que los mejores resultados del uso del MACD se encuentran para los parámetros en el rango [5, 100]. Ampliar el rango no sólo no mejora los resultados sino que aumenta el tiempo de cómputo debido al mayor esfuerzo que exige el cálculo de medias móviles más largas. Ciertamente, no se esperaba otro resultado ya que ésta es la idea general que los operadores de bolsa poseen sobre la configuración de los parámetros del MACD obtenida a través de años de experiencia y de estadísticas de uso ([Elder93], [Taylor92]).
- Se obtienen mejores resultados con el empleo de la media móvil simple frente a la media móvil exponencial. Típicamente, el MACD se calcula con la media móvil exponencial y sólo algunos operadores, según el mercado en el que trabajan, según el momento económico, usan otro tipo de media móvil. Los resultados evidencian, de forma clara, que la operativa que se presenta, con un proceso de optimización

que se lanza continuamente ante la llegada de un dato nuevo, funciona mejor con la media móvil simple.

- Sin embargo, la desviación típica de los rendimientos obtenidos es mayor con el empleo de la media móvil simple que con el empleo de la media móvil exponencial. Consecuentemente, aunque el empleo de la media móvil exponencial proporciona beneficios menores, posee mayor estabilidad en torno a su media.
- En lo que se refiere al intervalo [5, 100] como posible dominio del valor de los genes, la estrategia clásica MACD obtiene siempre la mayor estabilidad en torno a la media de los resultados.

El resumen de los datos obtenidos en todos los intervalos analizados se presenta en la tabla 5.1:

Tabla 5.1. Datos sobre resultados de la estrategia de optimización continua de los parámetros del MACD con EAs en rango [5, 100]*

Intervalo	Tipo media móvil	Promedio	Desviación Típica
23/04/04 06/06/04	Simple	41.71%	9.68%
	Exponencial	17.03%	2.54%
15/02/06 15/03/06	Simple	49.17%	7.23%
	Exponencial	30.08%	2.96%
10/01/08 01/02/08	Simple	47.96%	9.82%
	Exponencial	19.8%	7%
PROMEDIO	INDISTINTO	34.29%	6.54%
PROMEDIO	SIMPLE	46.28%	8.91%
PROMEDIO	EXPONENCIAL	22.30%	4.17%

* Se presenta sólo el rango [5,100] ya que es el que mejores resultados plantea en todos los intervalos

Por tanto, la media de los resultados obtenidos en los tres intervalos ha sido de 34.29% contabilizando todos los resultados, es decir, tanto los obtenidos con la media móvil simple como los obtenidos por la media móvil exponencial. También en este caso, la desviación estándar media ha sido de 6.54%. Considerando los resultados, queda probado que el sistema funciona de forma más eficiente trabajando a través de la media móvil simple, ya que la media de los rendimientos obtenidos con la media móvil simple ha sido de 46.28% frente al 22.30% conseguido con la media móvil exponencial. Por tanto, en el futuro sólo se considerará este tipo de media.

Se han comparado los resultados de esta técnica y configuración con los resultantes de aplicar la estrategia *Buy & Hold* en los mismos periodos y frente al beneficio obtenido en cada periodo analizado por una estrategia basada en el uso del indicador MACD con sus parámetros típicos (12, 26, 9) evaluando beneficio de los 100 últimos días. Los resultados presentados en este

apartado evidencian que el empleo de AEs en la optimización de los parámetros de un indicador como el MACD mejora el desempeño frente a la estrategia típica o *Buy & Hold*. Ante la cuestión de por qué tiene sentido la optimización de forma continua ante la entrada de un nuevo dato, a tal efecto, se recuerda que los precios de las acciones representan acuerdos momentáneos entre un comprador y un vendedor, reflejando únicamente el comportamiento del último comprador y del último vendedor, nunca de los siguientes, que pueden verse influidos por un descubrimiento científico, una guerra o una paz largamente esperada. En cualquier caso, y en el apartado siguiente, se mostrará con un ejemplo práctico el funcionamiento de la técnica *MOTION I*.

El gráfico 5.2, contrasta los rendimientos obtenidos con la optimización de parámetros del MACD mediante AEs (usando medias móviles simples), con los resultados que se obtienen empleando la estrategia *Buy & Hold* y el MACD con los indicadores típicos.

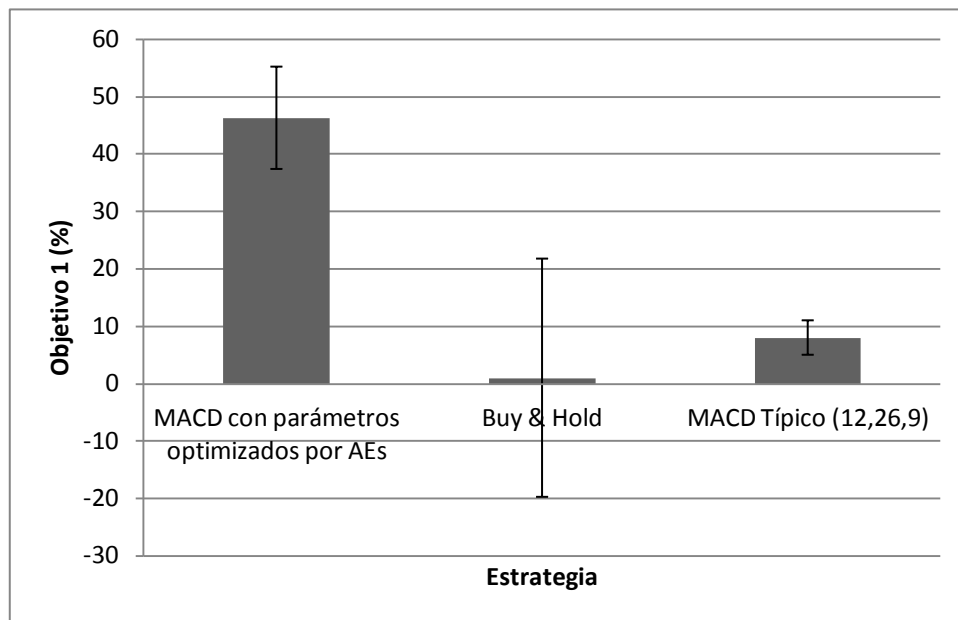


Figura 5.2. Beneficios y desviación típica de las distintas estrategias según el valor del objetivo 1.

La estrategia *Buy & Hold* no consigue de media un beneficio mayor del 2%, presentando, además, una desviación típica considerable. Por tanto se puede afirmar que la estrategia basada en MACD optimizados sus parámetros con AEs consigue mayores beneficios que esta estrategia.

En lo que respecta, a la comparación con los resultados que se obtendrían con los parámetros tradicionales del MACD (12, 26, 9), en todos los intervalos analizados, siempre se ha conseguido mejorar los resultados obtenidos por esta estrategia. Resultados que presentaban un rendimiento medio de 8% con una desviación típica media cercana a 3%.

Un punto importante en el análisis de la significancia de los resultados, está en concluir que los datos presentados no son fruto del azar o, expresado en otros términos, que la búsqueda dirigida

por los AEs en este experimento se orienta hacia buenos resultados pero no de forma aleatoria. Uno de los métodos más fiables para estudiar la relevancia estadística de muestras de datos es el test de Student [Benjamin70] [Canavos87]. Para llevarlo a cabo, se han generado uniformemente 300 combinaciones posibles de parámetros para el MACD (considerada una muestra representativa) y se ha evaluado el beneficio (tanto por ciento sobre beneficio máximo teóricamente posible) que se obtendría de seguir dichas estrategias. El beneficio medio obtenido es cercano al 3%, con lo que, aunque pueda parecer sorprendente, se podrían obtener beneficios operando con aleatoriedad, lo que es una muestra de la validez del uso del MACD como indicador. Sin embargo, la desviación típica a la que se debe hacer frente (y de alguna forma, esto indica el riesgo de seguir esta estrategia) es superior a 30.

Se ha comparado esta muestra obtenida aleatoriamente con otra de, igualmente, 300 individuos, obtenidos de agrupar los 5 mejores resultados para cada ejecución que se ha realizado de los AEs con distintos intervalos temporales, habiéndose realizado en total 60 ejecuciones (20 para cada intervalo analizado). Sometiendo ambas muestras al test de Student, el valor obtenido, 6.45×10^{-24} , demuestra que los resultados calculados con AEs no responden al azar, sino que son relevantes estadísticamente.

La fiabilidad de los resultados viene avalada por la baja desviación típica en los resultados presentados, pero para confirmarlo se muestran 6 gráficos “bubble” o de burbujas (gráficos 5.3 a 5.8) donde se enfrentan, respectivamente y únicamente para el caso de la media móvil simple e intervalo [5, 100] (elección justificada en el apartado anterior). Los puntos representados poseen un tamaño variable, que es el que proporciona el vector de resultados (beneficios). Los gráficos que aparecen a continuación muestran que la distribución de resultados obtenidos para los valores del MACD no sigue una distribución uniforme, sino que algunas zonas del espacio de soluciones son más recurrentes que otras.

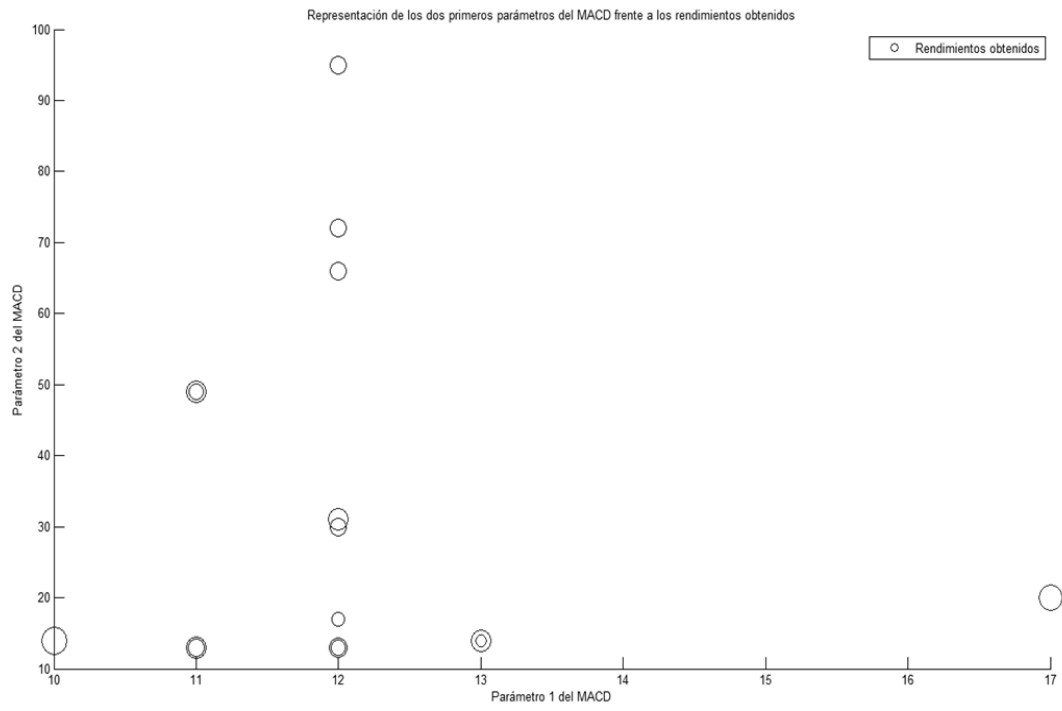


Figura 5.3. Los dos primeros parámetros solución del MACD frente al beneficio obtenido

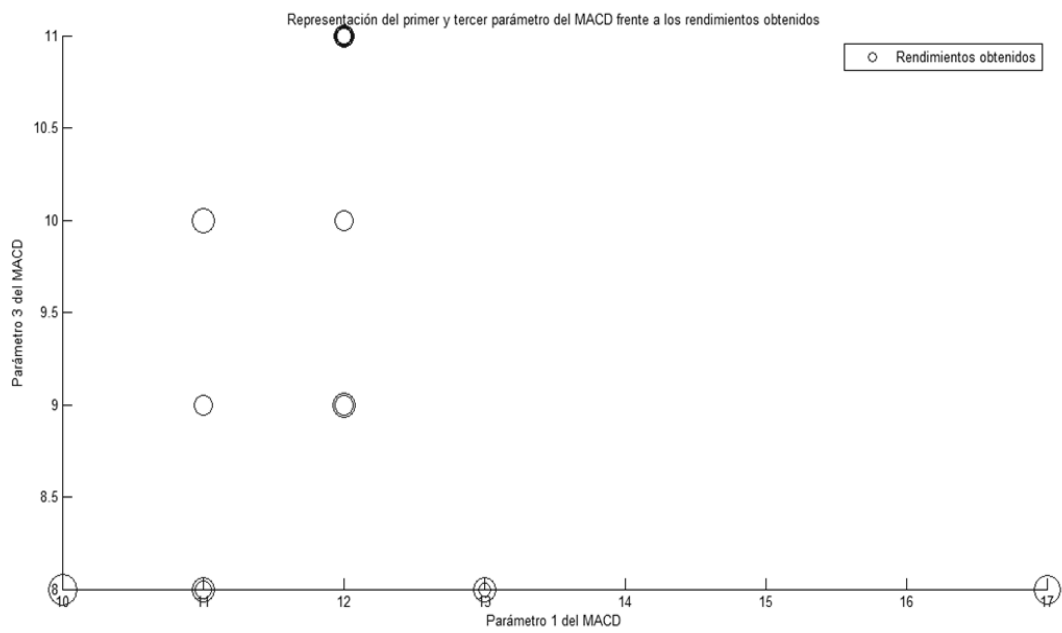


Figura 5.4. El primer y tercer parámetro solución del MACD frente al beneficio obtenido

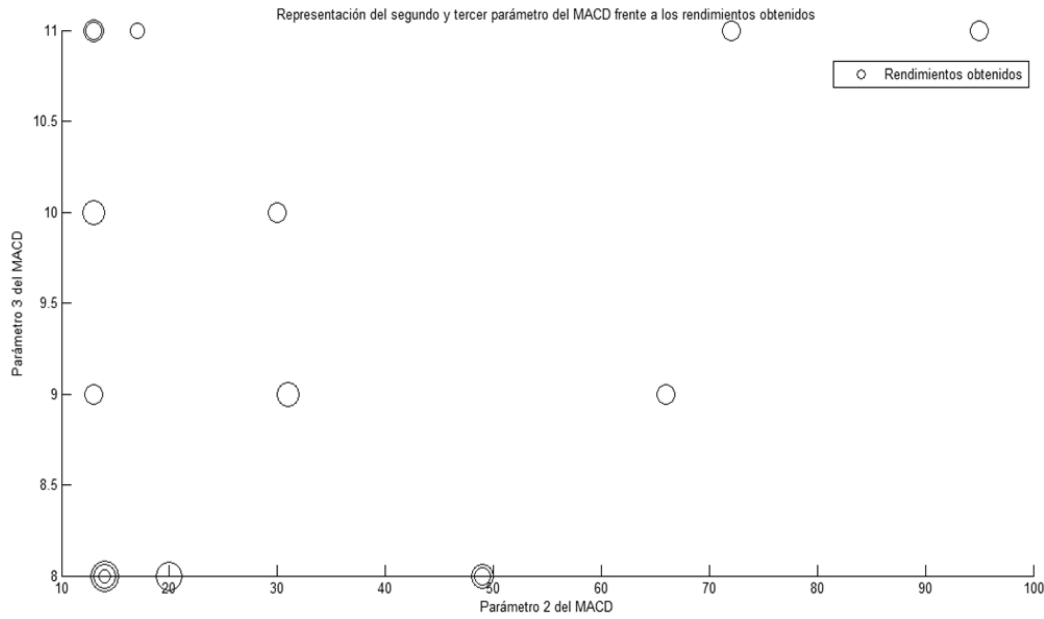


Figura 5.5. El segundo y tercer parámetro solución del MACD frente al beneficio obtenido

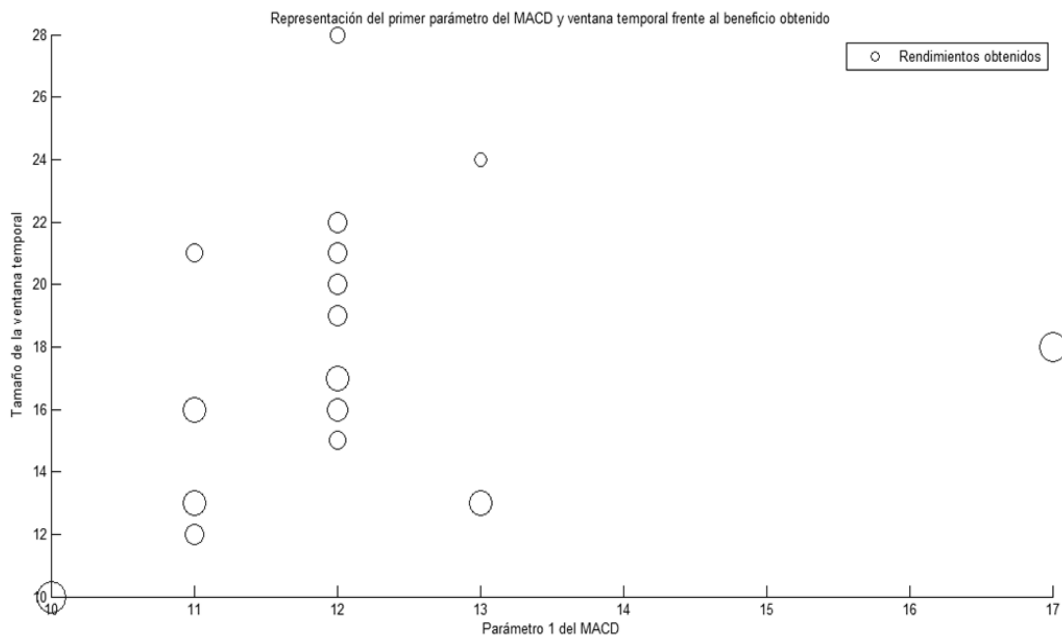


Figura 5.6. El primer parámetro solución del MACD y la longitud del intervalo temporal analizado frente al beneficio obtenido.

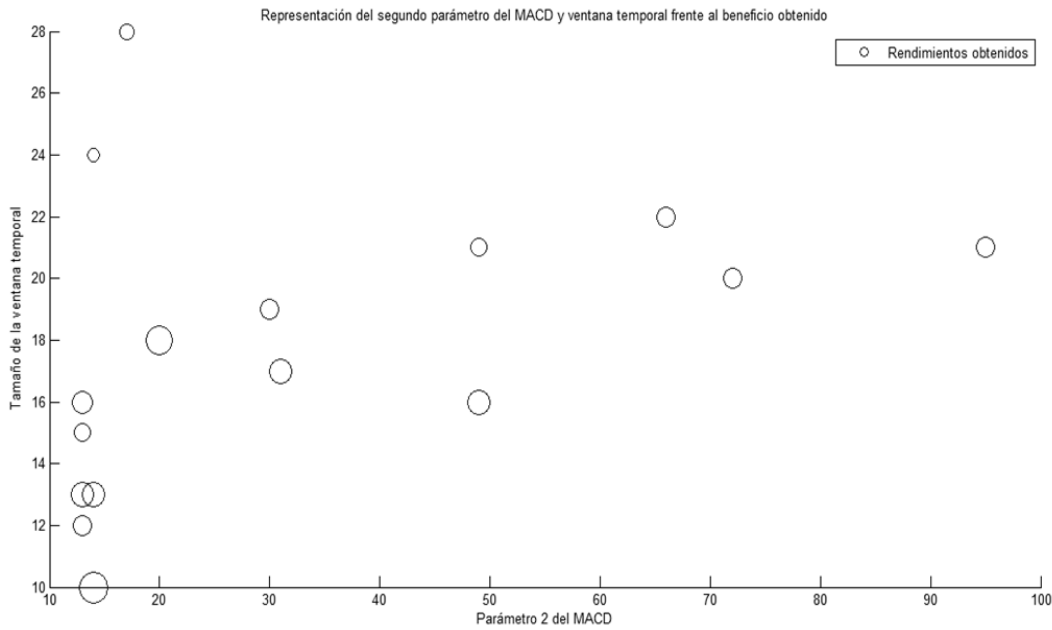


Figura 5.7. El segundo parámetro solución del MACD y la longitud del intervalo temporal analizado frente al beneficio obtenido.

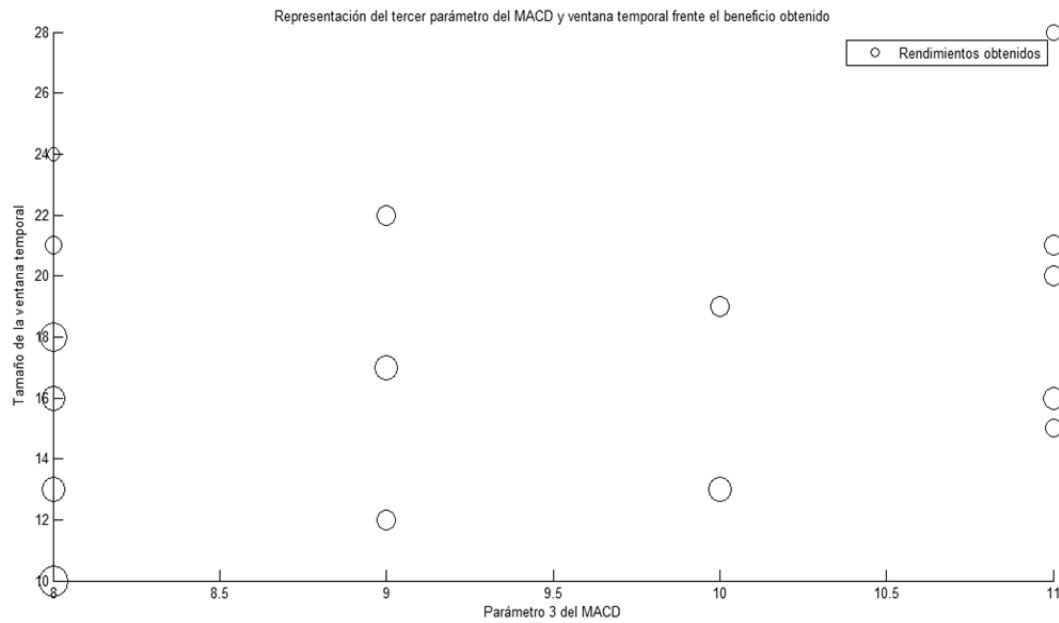


Figura 5.8. El tercer parámetro solución del MACD y la longitud del intervalo temporal analizado frente al beneficio obtenido.

En todos los “gráficos de burbujas” se puede visualizar la poca variabilidad de los rendimientos obtenidos (representados éstos a través del tamaño del correspondiente círculo) en función de cualquiera de las variables que intervienen en el cálculo (parámetros del indicador técnico y tamaño de la ventana temporal).

5.2.1.1 Ejemplo de aplicación práctica: Diseñando la inversión apoyándose en la herramienta de optimización de parámetros del MACD

A pesar de que los resultados estadísticos evidencian un claro éxito por la mejora del beneficio obtenido en comparación tanto con la estrategia típica como en comparación con la estrategia *Buy & Hold*, se intentará ir más allá para demostrar cómo el empleo de esta herramienta metodológica puede ayudar a maximizar los rendimientos de las inversiones bursátiles. Entender cómo podría aplicarse en la práctica esta técnica ayudará a comprender resultados que se expondrán más adelante.

Para ello y a modo de ejemplo, se trabajará con el índice DJIA, para un nuevo periodo, diferente de los empleados para la evaluación de los AEs, el periodo comprendido entre el 26/02/2008 y el 18/03/2008. En primer lugar, y en la figura 5.9, se muestra la evolución de los precios de cierre del DJIA para un intervalo mayor, permitiendo esta visión posicionar el intervalo con el que se va a trabajar en su contexto.

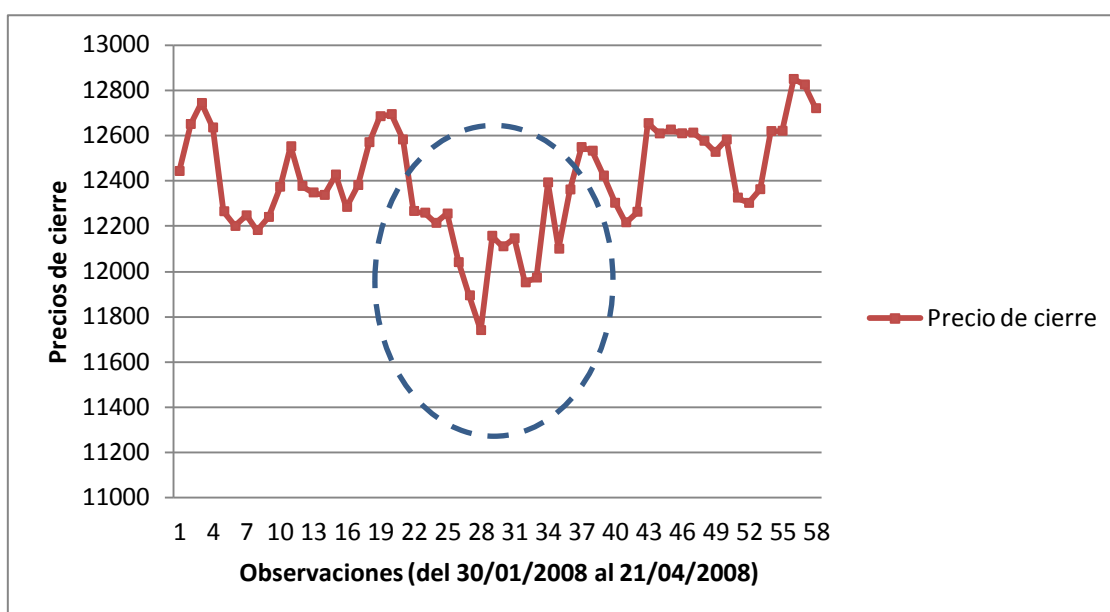


Figura 5.9. Precios de cierre DJIA del 30/01/2008 al 21/04/2008

El intervalo con el que se va a trabajar, del 26/02/2008 al 18/03/2008, está incluido entre las observaciones o datos de cierre diario del DJIA 19 y 34 del periodo considerado, ambas inclusive. Por tanto, la primera decisión de inversión se quiere tomar para el día 26 de febrero de 2008 (observación 19). Se podrá optar por comprar, vender o mantener.

La evolución de precios para el periodo elegido se puede observar con más detalle en el gráfico siguiente, donde, además, se muestran los máximos y mínimos conseguidos en la cotización.

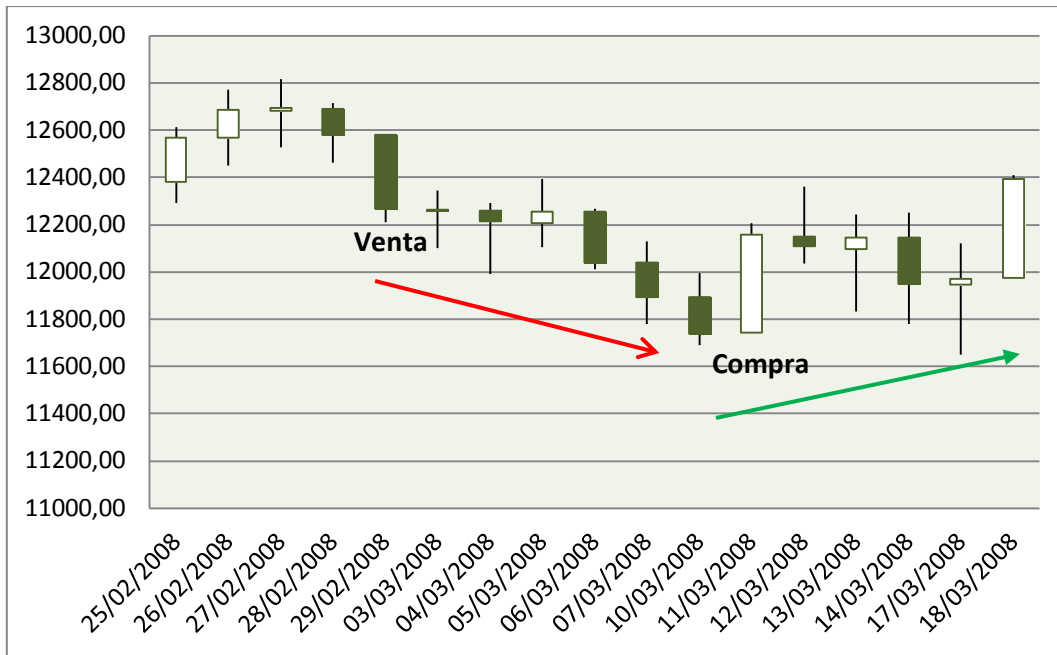


Figura 5.10. Detalle de la cotización del 25/03/2008 al 18/03/2008

El usuario que decida emplear un indicador técnico como el MACD, tendrá que decidir los parámetros técnicos a emplear. En este caso, podría decidirse por emplear los parámetros típicos, o dejar que los AEs optimicen los parámetros a considerar día a día.

En este caso concreto se ejecutará el procedimiento en el rango [5, 500] para los distintos parámetros que puede tomar el MACD, ya se ha visto que, aunque este rango presenta menor rendimiento tiene también una desviación típica más baja. Aunque la razón definitiva es proponer un ejemplo de uso compartido del MACD y RSI con sus parámetros optimizados por AEs en un entorno mono-objetivo. Si no se considerasen los objetivos considerados para reducción del riesgo (minimización del riesgo VIX y del riesgo de tendencia), una posible forma de minimizar el riesgo (entendiendo aquí riesgo como la posibilidad de ejecutar operaciones falsas de compra o venta), consiste en trabajar con ambos indicadores pero a plazos distintos [Llinares08b], así pues, se puede trabajar con el MACD a largo plazo, y para ello se configura el dominio de sus genes en los números naturales del intervalo [5, 500], y con el RSI a corto y medio plazo, configurando los posibles valores de sus genes como números naturales del intervalo [5, 100]. Así pues, se realizará la simulación para el MACD en estas condiciones, posteriormente y en el apartado de resultados para la optimización mono-objetivo del RSI, se realizará la simulación para ese caso. Finalmente, se podrá consultar el ejemplo correspondiente con el uso combinado del MACD y del RSI con optimizaciones que no tienen en cuenta los objetivos de minimización del riesgo.

Como en todas las ejecuciones, el proceso de optimización de parámetros para el MACD, construyéndose éste con medias móviles simples, ha presentado mejores resultados que el

mismo proceso empleando medias móviles exponenciales, se emplea este tipo de media en la simulación que sigue.

Los resultados de la simulación se muestran en la tabla 5.2, que tiene la siguiente composición: Las columnas agrupadas bajo el nombre “MACD” representan los valores devueltos por el algoritmo evolutivo de optimización como parámetros adecuados del MACD con día tope del histórico empleado el mencionado en la columna “Fecha”. La columna “N”, representa el número de datos históricos empleados en el cálculo. La columna “Fitness” representa el beneficio conseguido por el indicador con los parámetros optimizados, en tanto por cierto, respecto al máximo beneficio posible en la ventana temporal que tiene como fin la fecha de la columna “Fecha” y que se inicia tantos días atrás de esta fecha como diga la columna “N”. El siguiente bloque de columnas indica la ayuda a la decisión. La columna 9 (“Decisión a tomar en el día siguiente según el indicador del día anterior) representa la acción que el indicador calculado con la optimización diaria recomienda. Por el contrario, en la columna 10 (“Decisión a tomar el día siguiente según el indicador típico) se muestra la acción que recomendaría el indicador MACD con los parámetros típicos (12, 26, 9) a 100 días. La siguiente columna (“Comparativa”) enfrenta ambas decisiones. Para finalizar, la última columna (“Acción ejecutada usando los parámetros obtenidos en la primera optimización individual”) añade una comparación que muestra la necesidad de la optimización continua ante la entrada de un nuevo dato en el histórico, se proporciona la decisión que provocaría trabajar en el futuro con el MACD fruto de la primera (y única en este caso) optimización.

Tabla 5.2. Ejemplo de aplicación práctica MACD con AES

Dato	Fecha	Cierre	MACD			Obj.1	Decisión a tomar en el día siguiente según el indicador del día anterior	Decisión a tomar en el día siguiente según el indicador típico	Comparativo	Acción ejecutada usando los parámetros obtenidos en la primera optimización individual	
			param 1	param 2	param 3						N
18	25/02/2008	12570.22	11	13	7	22	100%	0	0		
19	26/02/2008	12684.92	67	79	5	93	80.9%	0	0	=	
20	27/02/2008	12694.28	11	24	2	30	100%	0	0	=	
21	28/02/2008	12582.18	9	26	2	30	100%	0	0	=	
22	29/02/2008	12266.39	60	72	5	80	100%	Está en venta todavía por lo que vendo (+12266.39)	0	La optimización detecta antes que estamos en tendencia bajista. por lo que permite vender a mejor precio	Compra (Ampliar el paquete de acciones)
23	03/03/2008	12258.9	370	405	64	473	100%	0	0	=	
24	04/03/2008	12213.8	115	117	4	127	95%	0	0	=	
25	05/03/2008	12254.99	53	72	50	130	91%	0	Vender (+12254.99)	La señal llega más tarde	
26	06/03/2008	12040.39	221	240	141	390	88.8%	0	0	=	
27	07/03/2008	11893.69	12	426	10	438	100%	0	0	=	
28	10/03/2008	11740.15	55	89	27	119	100%	0	0	=	
29	11/03/2008	12156.81	83	88	35	124	100%	0	0	=	

Tabla 5.2 (continuación)

0 indica mantener	MACD			Obj.1	Decisión a tomar en el día siguiente según el indicador del día anterior	Decisión a tomar en el día siguiente según el indicador típico	Comparativa	Acción ejecutada usando los parámetros obtenidos en la primera optimización individual				
30	12/03/2008	12110.24	20	26	8	36	88.8%	Estoy en compra (-12110.24)	0	0		
31	13/03/2008	12145.74	467	468	6	488	95%	0	0	0	venta	
32	14/03/2008	11951.09	12	13	7	23	95%	Tengo señal de venta pero de dos días atrás y con una compra distinta a la última que se ha ejecutado, por tanto, es una señal débil y se elige mantener	0	=	0	
33	17/03/2008	11972.25	87	88	28	118	100%	0	0	=	0	
34	18/03/2008	12392.66	12	13	2	16	95%	Estoy en compra pero esperando venta del paquete de acciones que compré en su momento.	0	=	0	

En la tabla 5.2, los datos de la última columna, revelan la poca eficiencia (por lo menos a corto plazo) de trabajar con una única optimización inicial en comparación con la optimización continua.

En cuanto a los datos en sí del experimento, éstos son concluyentes y muestran cómo la estrategia marcada por el uso del MACD con sus parámetros optimizados de forma continua ante de la llegada de nuevos datos supera a las demás (uso del MACD con sus parámetros típicos, y MACD con sus parámetros optimizados una única vez e inicialmente), ya que predice con anterioridad los movimientos del mercado.

5.2.2 OPTIMIZACIÓN MONO-OBJETIVO DE LOS PARÁMETROS DEL RSI

La configuración de los individuos en este experimento se refleja en la tabla 4.2. En este caso se han calculado los mejores parámetros para el oscilador RSI día a día (recordamos que operamos con datos diarios) empleando el MOEASI-II y objetivo 1, anotándose los rendimientos obtenidos (según el tanto por ciento que obtienen del beneficio máximo posible en el periodo). Al igual que en el caso anterior el objetivo final es evaluar si la técnica desarrollada en esta tesis proporciona beneficios superiores y al conseguido con el empleo de la estrategia *Buy & Hold* o con el empleo de la estrategia basada en el uso del oscilador RSI con sus parámetros típicos, que son (9, 70) [Elder93] [Graziano01].

El procedimiento es similar al explicado en el apartado anterior y los resultados se muestran en la gráfica 5.11.

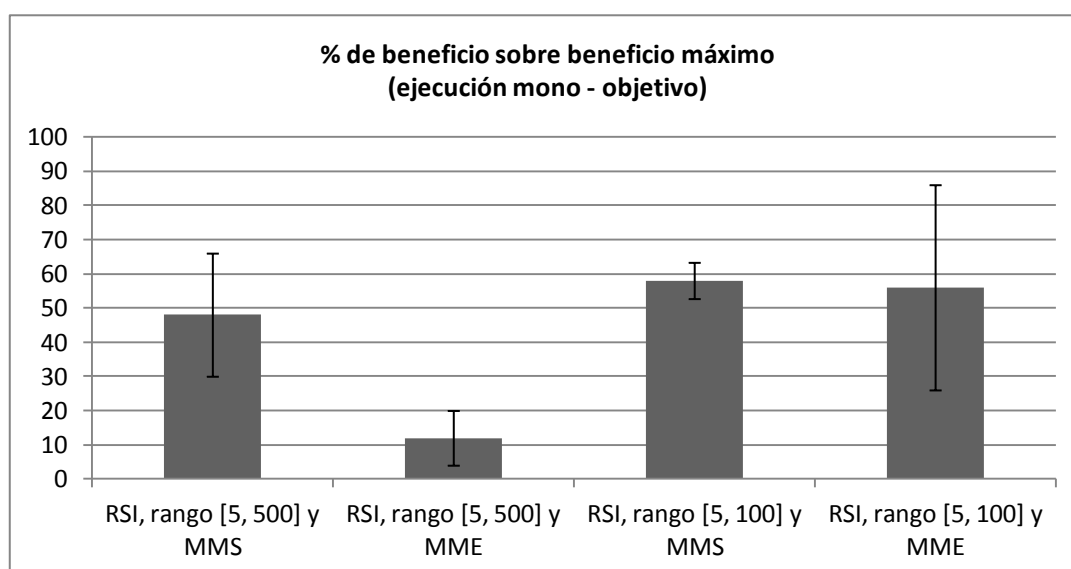


Figura 5.11. Objetivo 1 frente a desviaciones típicas

A continuación se comentarán las cuestiones más relevantes de los resultados obtenidos.

- En lo que se refiere a los rangos y límites impuestos a los distintos genes del cromosoma, los resultados demuestran claramente que los mejores resultados del uso del RSI (en coincidencia con los experimentos del MACD) se encuentran para los parámetros en el rango [5, 100]. Ampliar el rango no sólo no mejora los resultados sino que aumenta el tiempo de cómputo debido al mayor esfuerzo que exige el cálculo de medias móviles más largas.
- Destacar, de nuevo, la mejora que produce sobre los resultados el empleo de la media móvil simple frente a la media móvil exponencial, ofreciendo la primera iguales o máximos rendimientos pero con menor desviación típica. Los resultados evidencian que la operativa que se presenta, con un proceso de optimización que se lanza continuamente ante la llegada de un dato nuevo, funciona mejor con la media móvil simple.
- Los rendimientos obtenidos con el empleo de la media móvil simple en los dos rangos analizados superan a los rendimientos obtenidos con la media móvil exponencial. No de forma clara en el rango [5, 100] si atendemos únicamente a los rendimientos, pero sí si contemplamos la desviación típica resultante. Sin embargo, y a diferencia del caso MACD, en el rango [5, 100] se detecta de forma general un significativo decremento de la desviación típica empleando la media móvil simple, mientras que en el caso del rango [5,500] se mantienen la supremacía de la media móvil exponencial en lo que se refiere a estabilidad en torno a la media.

En la tabla 5.3 se representa los promedios y desviaciones de todas las ejecuciones realizadas.

Tabla 5.3. Datos sobre resultados de la estrategia de optimización continua de los parámetros del RSI con AEs en rango [5, 100]*

Intervalo	Tipo media móvil	Promedio	Desviación Típica
23/04/04 06/06/04	Simple	50.49%	7.21%
	Exponencial	48.32%	28.77%
15/02/06 15/03/06	Simple	48.69%	2.96%
	Exponencial	51.73%	32.42%
10/01/08 01/02/08	Simple	55.79%	5.82%
	Exponencial	55.11%	28.65%
PROMEDIO	INDISTINTO	51.69%	17.64%
PROMEDIO	SIMPLE	51.66%	5.3%
PROMEDIO	EXPONENCIAL	51.72%	30%

* Se presenta sólo el rango [5, 100] ya que es el que mejores resultados plantea en todos los intervalos

Por tanto, la media de los resultados obtenidos en los tres intervalos ha sido de 51.69 % contabilizando todos los resultados, es decir, tanto los obtenidos con la media móvil simple

como los obtenidos por la media móvil exponencial. También en este caso, la desviación estándar media ha sido de 17.64 %. Considerando los resultados, queda probado que el sistema funciona de forma más eficiente trabajando a través de la media móvil simple, por tanto, en el futuro sólo se considerará este tipo de media. La media de los rendimientos obtenidos con la media móvil simple ha sido de 51.66 % mientras que la desviación típica media fue de 5.3 %. En comparación con los resultados conseguidos con el empleo de la media móvil exponencial, la principal diferencia no radica en la media de los resultados, presenta esta última fórmula de cálculo 51.72 % de media en sus rendimientos, sino en la media de las desviación típica, ya que los cálculos con la media móvil exponencial presentan una desviación típica de 30 % frente al resultado de 5.33 % que resulta de los cálculos con la media móvil simple.

La gráfica 5.18, contrasta los resultados del empleo del RSI con los parámetros optimizados de forma continua con AEs, con los resultados obtenidos con la estrategia *Buy & Hold* y con el empleo del RSI con sus parámetros típicos en los distintos intervalos analizados.

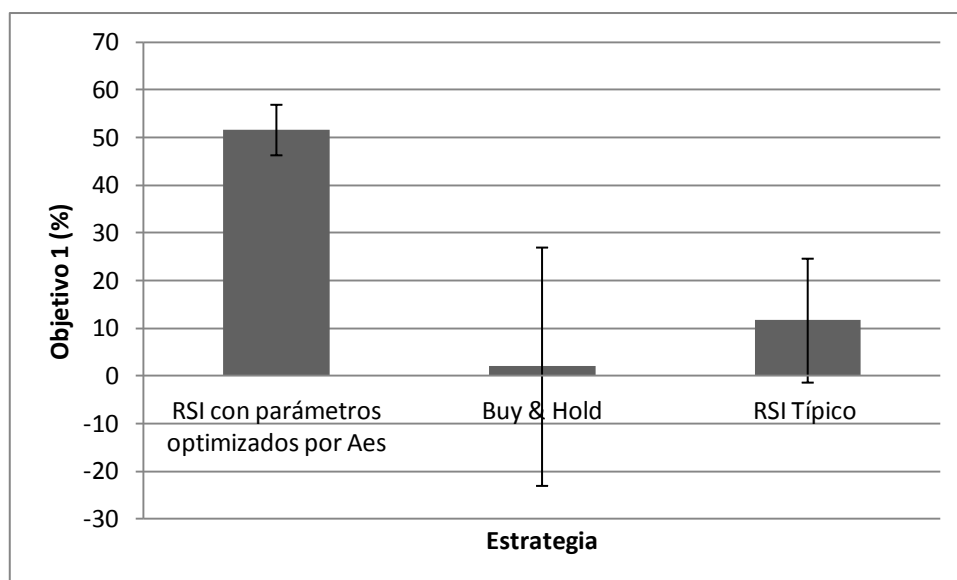


Figura 5.12. % Beneficio sobre beneficio máximo de las estrategias según valor del objetivo 1.

La estrategia *Buy & Hold* que no consigue de media un beneficio mayor del 2% (como se esperaba, los resultados medios de la estrategia *Buy & Hold* se mantienen independientemente de la estrategia “técnica” frente a la que se la compara), presentando, además, una desviación típica media que supera el 25% (la mayor desviación típica de esta estrategia en los experimentos del oscilador RSI frente al valor obtenidos en los experimentos del indicador MACD se debe a la mayor diversidad sobre el número de datos a considerar que se han obtenido en esta parte del proceso). Por tanto se puede afirmar que la estrategia basada en RSI optimizados sus parámetros con AEs consigue mayores beneficios que la estrategia *Buy & Hold*. Además, y en lo que respecta a la comparación con los resultados que se obtendrían con los parámetros tradicionales del RSI (9,70), siempre se ha conseguido mejorar los resultados

obtenidos por esta estrategia. Resultados que presentaban un rendimiento medio de 11.67 % con una desviación típica media cercana a 13%.

Se realiza, de nuevo como en el caso del MACD, el test de Student para verificar que los resultados no son aleatorios. Para llevarlo a cabo, se han generado uniformemente 300 combinaciones posibles de parámetros para el RSI y se ha evaluado el beneficio (sobre beneficio máximo teóricamente posible) que se obtendría de seguir dichas estrategias. Esta muestra obtenida aleatoriamente se compara con otra de, igualmente, 300 individuos, obtenidos de agrupar los 5 mejores resultados para cada ejecución que se ha realizado de los AEs con distintos intervalos temporales, habiéndose realizado en total 60 ejecuciones (20 para cada intervalo analizado). Sometiendo ambas muestras al test de Student, el valor obtenido, 3.91×10^{-27} , demuestra que los resultados obtenidos con AEs no responden al azar, sino que son relevantes estadísticamente.

Como sucedía en el caso del MACD, la validez de los resultados viene avalada por la baja desviación típica obtenida. Los resultados, se exponen, de nuevo, con gráficos “bubble”. Las figuras 5.13, 5.14 y 5.15 representan resultados de medias móviles simples, enfrentando parejas de parámetros frente al beneficio obtenido.

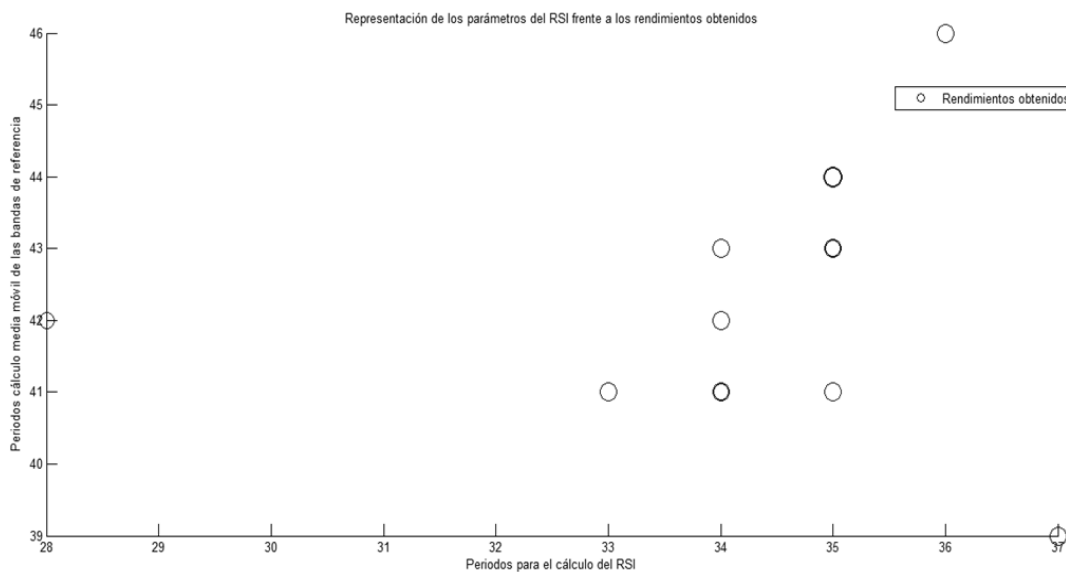


Figura 5.13. Los dos parámetros solución del RSI frente al beneficio obtenido.

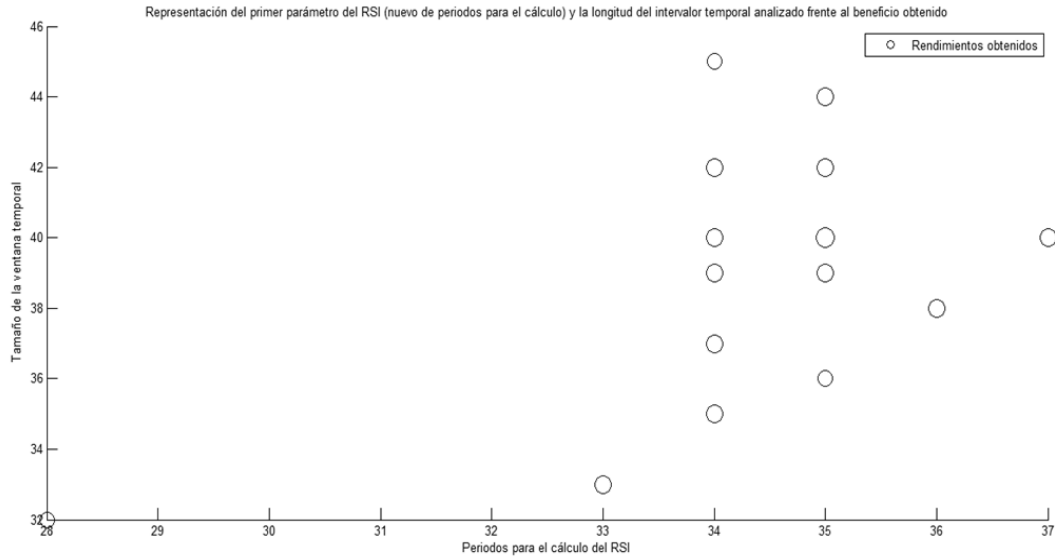


Figura 5.14. El primer parámetro del RSI (nuevo de periodos para el cálculo) y la longitud del intervalo temporal analizado frente al beneficio obtenido.

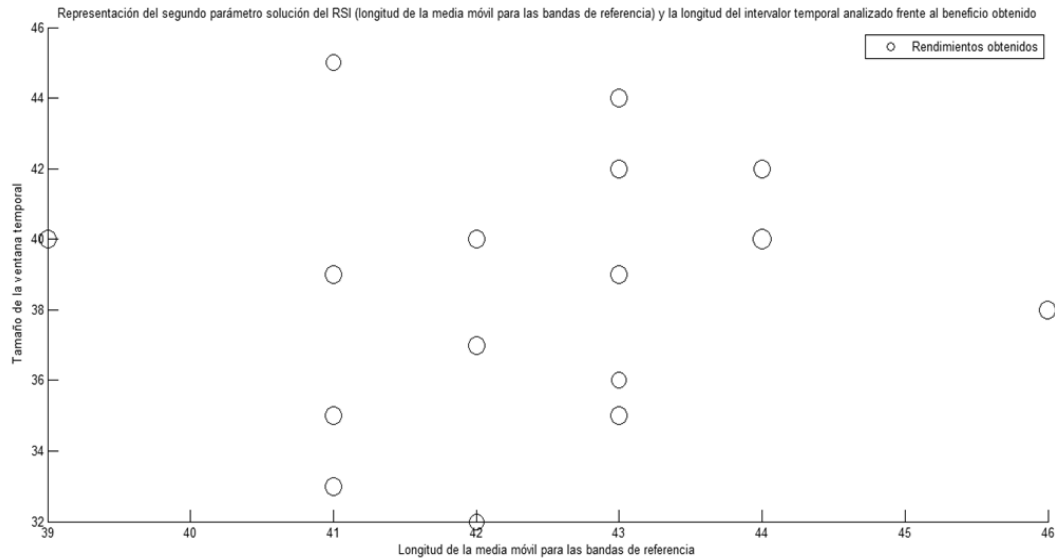


Figura 5.15. El segundo parámetro solución del RSI (longitud de la media móvil para las bandas de referencia) y la longitud del intervalo temporal analizado frente al beneficio obtenido.

El estudio del RSI confirma los mismos resultados expuestos para el MACD en lo que se refiere a la distribución de las soluciones a lo largo del espacio de búsqueda.

5.2.2.1 Ejemplo de aplicación práctica: Diseñando la inversión apoyándose en la herramienta de optimización de parámetros del RSI

De nuevo, a pesar de que los resultados estadísticos evidencian un claro éxito por la mejora del beneficio obtenido en comparación tanto con la estrategia típica como en comparación con la estrategia *Buy & Hold*, se intentará ir más allá para demostrar cómo el empleo de esta herramienta metodológica puede ayudar a maximizar los rendimientos de las inversiones bursátiles.

Para ello y como se hizo en la experimentación MACD, se trabajará con el índice DJIA para el periodo comprendido entre el 26/02/2008 y el 18/03/2008. Se muestra a modo de recordatorio la evolución de los precios de cierre del DJIA para un intervalo mayor, permitiendo esta visión posicionar el intervalo con el que se va a trabajar en su contexto (figura 5.16).

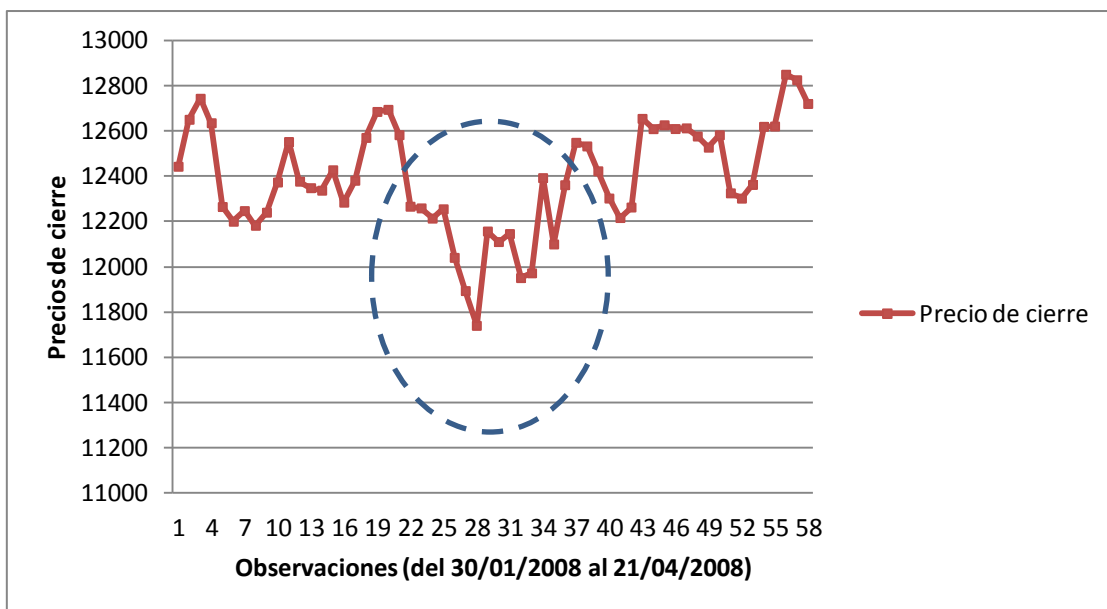


Figura 5.16. DJIA del 30/01/2008 al 21/04/2008

El intervalo con el que se va a trabajar (del 26/02/2008 al 18/03/2008) está incluido entre las observaciones 19 y 34, ambas inclusive. Por tanto, la primera decisión de inversión se quiere tomar para el día 26 de febrero de 2008 (observación 19). Se podrá optar por comprar, vender o mantener.

La evolución de precios para el periodo elegido se puede observar con más detalle en la figura 5.17, donde, además, se muestran los máximos y mínimos conseguidos en la cotización.

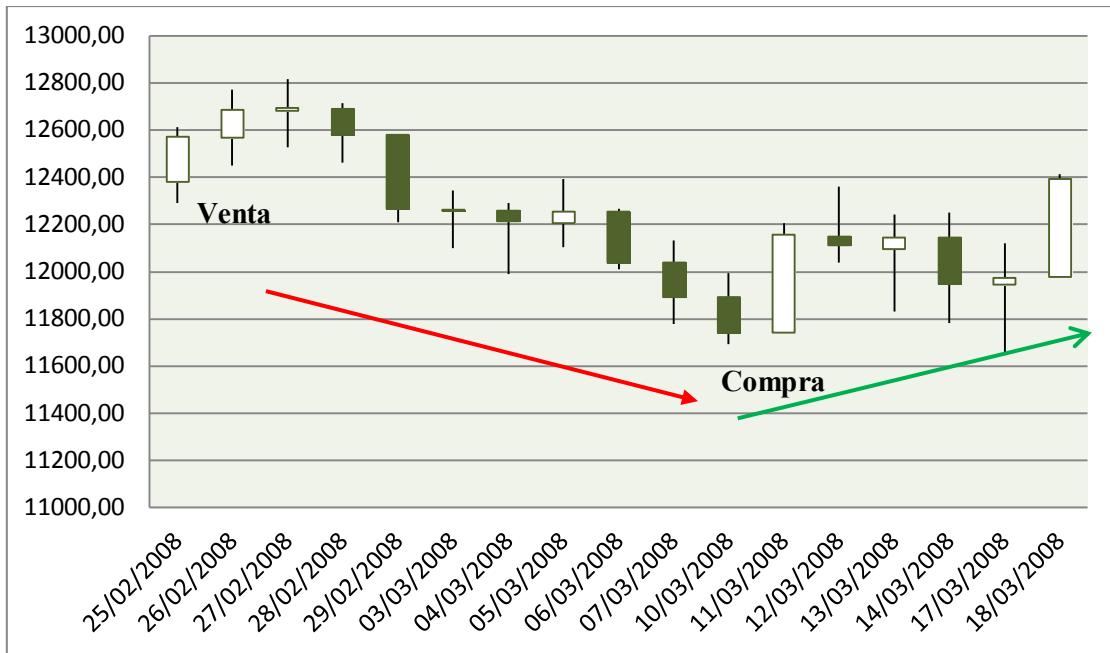


Figura 5.17. Detalle DJIA 25/03/2008 al 18/03/2008

Los resultados de la optimización se muestran en la tabla 5.4. Como se puede comprobar en la comparativa reflejada, esta herramienta ayuda a adelantarse a las tendencias del mercado de forma muy superior a como lo hace una estrategia típica. De nuevo, en todas las ejecuciones el proceso de optimización de parámetros para el RSI construyéndose éste con medias móviles simples, ha presentado mejores resultados que el mismo proceso empleando medias móviles exponenciales. Consecuentemente, se emplea este tipo de media en la simulación de la tabla CCC y cuya composición se explica a continuación: Las columnas “N_RSI” y “N_MM” representan respectivamente, el número de periodos que se emplean para calcular el RSI y el número de periodos que se emplea para el cálculo de la media móvil que construye las bandas de referencias necesarias para tomar decisiones de comprar (representada como -1), vender (representada como +1) o mantener (representada por 0). La interpretación de las distintas columnas de la tabla es similar a la explicada para la tabla 5.3 anterior por lo que no se repetirá aquí.

Tabla 5.4. Ejemplo de aplicación práctica RSI con AES

Dato	Fecha	Cierre	RSI			Fitness	Decisión a tomar en el día siguiente según el indicador del día anterior		Comparativa	Acción empleada usando los parámetros obtenidos en una optimización individual
			N_RSI	N_MM	N		(Venta, Compra, Mantener) (1, -1, 0)	(9, 70, 100) según el indicador típico (0 indica mantener)		
18	25/02/2008	12570.22								
19	26/02/2008	12684.92	5	16	5	70.37%	1	Todas aciertan, ordenan venta porque divisan una caída	1	
20	27/02/2008	12694.28	6	66	13	75.39%	0	=	0	
21	28/02/2008	12582.18	6	25	13	73.64%	0	=	0	
22	29/02/2008	12266.39	7	18	8	74.12%	0	La optimización individual ordena una compra, sin embargo, el valor puede bajar más aún	-1	
23	03/03/2008	12258.9	6	100	16	75.39%	0	=	0	
24	04/03/2008	12213.8	13	88	13	57.1%	0	=	0	
25	05/03/2008	12254.99	20	45	31	54.41%	0	=	0	
26	06/03/2008	12040.39	10	95	32	53.71%	0	=	0	
27	07/03/2008	11893.69	19	40	33	48.75%	0	La optimización continua compra más barato	0	
28	10/03/2008	11740.15	20	43	34	54.41%	-1	Compra	0	
29	11/03/2008	12156.81	29	63	32	63.63%	0	Con una única optimización se vende a peor precio que con optimización continua	1	
30	12/03/2008	12110.24	20	44	33	63.43%	0	=	0	
31	13/03/2008	12145.74	5	78	5	66.04%	0	=	0	

Tabla 5.4 (continuación)

Dato	Fecha	Cierre	RSI		Fitness	Decisión a tomar en el día siguiente según el indicador del día anterior (Venta, Compra, Mantener) (1, -1, 0)	Decisión a tomar en el día siguiente según el indicador típico (0 indica mantener)	Comparativa	Acción empleada usando los parámetros obtenidos en una optimización individual
			N_RSI	N_MM					
18	25/02/2008	12570.22		N					
19	26/02/2008	12684.92	5	16	70.37%	1	1	Todas aciertan, ordenan venta porque divisan una caída	1
20	27/02/2008	12694.28	6	66	75.39%	0	0	=	0
21	28/02/2008	12582.18	6	25	73.64%	0	0	=	0
22	29/02/2008	12266.39	7	18	74.12%	0	0	La optimización individual ordena una compra, sin embargo, el valor puede bajar más aún	-1
23	03/03/2008	12258.9	6	100	75.39%	0	0	=	0
24	04/03/2008	12213.8	13	88	57.1%	0	0	=	0
25	05/03/2008	12254.99	20	45	54.41%	0	0	=	0
26	06/03/2008	12040.39	10	95	53.71%	0	0	=	0
27	07/03/2008	11893.69	19	40	48.75%	0	-1	La optimización continua compra más barato	0
28	10/03/2008	11740.15	20	43	54.41%	-1	0	Compra	0
29	11/03/2008	12156.81	29	63	63.63%	0	0	Con una única optimización se vende a peor precio que con optimización continua	1
30	12/03/2008	12110.24	20	44	63.43%	0	0	=	0
31	13/03/2008	12145.74	5	78	66.04%	0	0	=	0
32	14/03/2008	11951.09	5	92	80.02%	0	0	=	0
33	17/03/2008	11972.25	5	99	90.5%	0	0	=	0

En cuantos a los datos en sí del experimento, se confirma la mejoría de la optimización continua frente a la estrategia marcada por el uso RSI con sus parámetros típicos y frente a la estrategia del empleo del RSI con los parámetros optimizados al inicio y una única vez. Esta simulación es un caso particular que confirma los desarrollos y análisis estadísticos justificados anteriormente.

5.2.3 RESULTADOS DE LA OPTIMIZACIÓN MULTI-OBJETIVO CON UN SOLO INDICADOR

Este experimento se plantea como objetivo estudiar que variabilidad de resultados hay entre la ejecución mono-objetivo del MOEASI para localizar los parámetros del MACD o RSI frente a la optimización multi-objetivo considerando todos los objetivos descritos en el capítulo 3. A modo de recordatorio, se exponen los objetivos con los que se trabaja.

- f_1 : Maximización de beneficio MACD
- f_2 : Minimización de órdenes MACD
- f_3 : Minimización de riesgo de tendencia MACD
- f_4 : Minimización de riesgo VIX MACD
- f_5 : Maximización de beneficio RSI
- f_6 : Minimización de órdenes RSI
- f_7 : Minimización de riesgo de tendencia RSI
- f_8 : Minimización de riesgo VIX RSI

Se hace notar que en este experimento todavía no trabajan conjuntamente los indicadores MACD y RSI, por tanto, se emplea una configuración genética según la tabla 4.1 para el MACD y 4.2 para el RSI.

En el caso del MACD y con respecto a los resultados de las ejecuciones mono-objetivo ya expuestos en los apartados anteriores, la inserción de nuevos objetivos (objetivos 2, 3 y 4) provoca variaciones en los resultados obtenidos para el objetivo 1, objetivo fundamental al tratarse de la maximización de los rendimientos. Gracias a los resultados expuestos en este apartado, se puede analizar la variación existente entre los valores del objetivo 1 en la optimización mono-objetivo frente a los valores del mismo objetivo en la optimización que considera los cuatro objetivos del párrafo anterior. En la tabla 5.6 se aprecian los datos de la comparación.

En el caso del RSI la situación es similar y también se compara en la tabla 5.6 la diferencia de ejecutar el RSI sólo respecto a “su” beneficio f_5 (caso mono-objetivo) frente a la ejecución multi-objetivos contemplando objetivos de 5 a 8.

Tabla 5.5. Resultados de la optimización multi-objetivo

Indicador	Intervalo	Media Móvil Empleada	Optimización	Beneficio Promedio	Beneficio Desviación Típica Media	Promedio de Número de órdenes	Número de órdenes Desviación Típica	Promedio Riesgo Tendencia	Riesgo Tendencia Desviación Típica	Promedio Riesgo VIX	Riesgo VIX Desviación Típica	
MACD	[5 - 500]	Simple	Mono-objetivo	43.66%	8.66%	3.75	2.6	0.25	0.77	1.62	1.26	
			Multi-objetivo	42.24%	8.86%	2.75	1.24	0	0	1.19	0.65	
	Exponencial	Mono-objetivo	16.86%	2.11%	3.37	1.59	0.56	0.51	1.56	0.73	0.73	
		Multi-objetivo	16.74%	2.3%	2.12	0.5	0.06	0.25	1	0.36	0.36	
	[5 - 100]	Simple	Mono-objetivo	47.96%	9.81%	3.75	1.44	0	0	1.43	0.63	0.63
			Multi-objetivo	46.51%	10.38%	2.5	0.89	0	0	0.81	0.40	0.40
Exponencial	Mono-objetivo	19.80%	7%	3.37	2.03	0.31	0.48	1.19	0.83	0.83		
	Multi-objetivo	19%	7.60%	2.12	1.15	0	0	0.75	0.68	0.68		
RSI	[5 - 500]	Simple	Mono-objetivo	49.93%	18.57%	8.12	11.46	0.44	1.26	3.44	5.84	5.84
			Multi-objetivo	48.85%	19.21%	4.62	1.89	0.19	0.40	1.81	0.75	0.75
	Exponencial	Mono-objetivo	12.36%	4.25%	72.62	57.53	10.19	11.16	35.5	28.79	28.79	
		Multi-objetivo	10.32%	4.29%	10.12	1.36	0.81	0.54	4.06	0.68	0.68	
	[5 - 100]	Simple	Mono-objetivo	55.78%	5.82%	5.37	1.2	0	0	1.94	0.44	0.44
			Multi-objetivo	55.30%	7.04%	5.12	1.45	0	0	1.87	0.5	0.5
Exponencial	Mono-objetivo	55.11%	28.65%	4.12	1.86	0.31	0.48	1.44	0.81	0.81		
	Multi-objetivo	55.11%	28.65%	3.75	1.91	0.25	0.45	1.31	0.79	0.79		
MACD Típico (12, 26, 9)				8%			NO PROCEDE					
RSI Típico (9,70)				3%								
				11.67%								

En general, en el caso de la optimización multi-objetivo, y analizando los tres principales periodos considerados (del 23 de abril de 2004 al 6 de junio de 2004, del 15 de febrero de 2006 al 15 de marzo de 2006 y del 10 de enero de 2008 al 1 de febrero de 2008), se puede ver como los rendimientos medios obtenidos no descienden más de un 3% de media. En cuanto a las operaciones, se consigue reducir de media un 15% las operaciones propuestas con el MACD y hasta un 40% las operaciones propuestas por el RSI. El riesgo de tendencia se consigue reducir hasta un 50% en el caso del MACD y un 20% para el caso del RSI, mientras que el riesgo asociado al índice VIX se reduce un 20% y un 33% para el caso MACD y RSI respectivamente.

5.2.4 CONCLUSIONES A LA COMPARACIÓN FRENTE A ESTRATEGIAS TRADICIONALES

Los resultados expuestos en esta primera fase de la experimentación permiten concluir lo siguiente:

1. La técnica consistente en optimizar los parámetros del MACD o RSI con AEs (en este caso se ha empleado el algoritmo MOEASI-II) lanzando un nuevo proceso de optimización cada vez que un dato nuevo entra en el sistema mejora de manera muy significativa los resultados de las estrategias típicas y *Buy & Hold*.
2. Además, se ha localizado el intervalo de máximo rendimiento para los posibles valores que pueden tomar los genes reales $([0,100])$ y se ha mostrado que la media móvil simple funciona mejor que la media móvil exponencial en lo que se refiere al beneficio que se puede obtener. Sin embargo, las estrategias que usan media móvil simple para el cálculo del MACD o RSI también pueden presentar mayor desviación típica.
3. Como se explica en el apartado anterior, ha sido posible reducir el riesgo de forma fiable y rentable, ya que el procedimiento de control no ha afectado significativamente a los rendimientos que se obtendrían en caso de no aplicar estas políticas de control.

Las posibles explicaciones a estos resultados se apoyan en la literatura estadística clásica sobre operaciones bursátiles. Los próximos párrafos están basados en los contenidos expuestos en: [Elder93], [Llinares08b], [Mantegna00] y [Murphy99].

La explicación a la primera conclusión se puede encontrar en el apartado 3.2 de la presente tesis donde se expone la dificultad de encontrar unos parámetros adecuados (que no den pérdidas en su aplicación) para los ITs. Además, cada mercado es distinto en el sentido de que está participado por distintos actores con distinta psicología (y la psicología es fundamental en economía), en este contexto, buscar una fórmula universal no parece lo más correcto puesto que, si existiese, debería servir siempre y en cualquier contexto, quizá debería servir aún haciéndose pública y, si se hace pública, todos los inversores ganarían y nadie, que la usase, perdería, pero en bolsa, si nadie pierde nadie puede ganar (salvo los comisionistas y otros agentes). Por lo que

tenemos una contradicción en sí misma y esa fórmula universal no puede existir. Por ello, un método de búsqueda de parámetros científico y racional como es el nuestro mejora los resultados de las estrategias típicas y *Buy & Hold*. La cuestión ahora es si mejora los resultados de otras aproximaciones y eso es lo que veremos en la segunda fase de la experimentación.

En cuanto a las diferencias encontradas en los resultados entre la media móvil y la media simple, tampoco parecen sorprendentes puesto que en la literatura económica ya se avisa de que el uso de la media simple es posible, pero que es “más seguro” usar la media móvil exponencial ya que el dato más reciente se considera el próximo dato más probable. Efectivamente, los resultados reflejan cómo la desviación típica de las estrategias que emplean media móvil exponencial es menor a la obtenida cuando se emplea media móvil simple. Sin embargo, parece que la media móvil simple (al menos bajo la técnica aquí planteada) es capaz de obtener mayores beneficios (de media) debido, quizá, a que da la misma importancia a todos los datos del intervalo analizado. Aquí debemos recordar que el individuo que emplea el AE contiene un gen que hace referencia a la amplitud del intervalo analizado, por lo que es el AE quien determina sobre qué datos calcular los valores de los objetivos.

La tabla 5.5 es la que nos permite extraer la tercera conclusión, aquí la justificación es sencilla puesto que las estrategias *Buy & Hold*, MACD típica y RSI típica no tienen elementos para la gestión del riesgo.

5.3 COMPARACIÓN FRENTE A RESULTADOS CONSEGUIDOS POR OTRAS TÉCNICAS

La técnica *MOTION I* desarrollada en esta tesis mejora significativamente los resultados de las estrategias *Buy & Hold*, MACD típico y RSI típico, no obstante, todavía no se ha comparado frente a otros trabajos. Por ello, enfrentaremos esta técnica contra la desarrollada en [Lohpetch11], considerada una técnica de referencia que, además, mejora resultados de otras destacadas investigaciones como [Allen99].

Varias son las características fundamentales en esta fase de ejecuciones:

1. Usamos el algoritmo *NSGA-II*, puesto que es el usado en [Lohpetch11] y se desean enfrentar distintas técnicas no se desea comparar el MOEASI-II contra el NSGA-II. En la configuración del NSGA-II se emplea una población de 10 individuos, probabilidad de cruce de 0.7 con el método de selección de la ruleta. Se ejecutan 500 generaciones en cada proceso. Se mantiene un archivo de tamaño 10.
2. Se realiza una optimización *multi-objetivo conjunta* con el MACD y el RSI. Esto quiere decir que la configuración del individuo se ajusta a la tabla 4.6, por tanto y al final de cada ejecución tendremos varias soluciones no dominadas disponibles, pongamos k . A su vez, cada

solución no dominada tiene datos para formar un indicador MACD y un indicador RSI, por tanto tenemos $2k$ posibles indicadores con sus respectivos parámetros para pasar a la fase de evaluación. Entre todos ellos se selecciona aquél que mayor beneficio tiene atendiendo al valor del objetivo 1 (tanto por ciento de beneficio sobre beneficio máximo posible) para decidir que hacer en el instante actual (comprar / vender / mantener) y antes de que llegue el próximo dato.

3. Se establece como dominio posible para cada gen del individuo el intervalo $[5, 100]$ y se inserta en el código del algoritmo una función de reparación que, en caso de que un gen se salga de este rango posible de valores en un momento dado, lo otorgue aleatoriamente un valor dentro del mismo.

4. Se trabaja con los mismos datos, mismo índice y mismo intervalos que en [Lohpetch11]. Se trabaja en concreto con el índice S&P500 y los periodos de datos pueden descargarse y consultarse en http://doiop.com/data_splits. Además, se experimenta con distinta escala temporal, mensual, semanal y diaria. En cada caso, se muestran datos medios de todas las ejecuciones. Cada experimento se ejecuta 20 veces.

Además, en [Lohpetch11] se trabaja con el esquema clásico de entrenamiento, validación y evaluación, esquema que se enfrentará a la técnica desarrollada en esta tesis y esquema que reproduciremos. En [Lohpetch11] no se trabaja con el MACD o con el RSI, sino que se buscan generar nuevas reglas. Nos interesa saber qué pasaría si se hubiesen optimizado los parámetros del MACD o RSI basándonos en buscar el mejor indicador en un intervalo concreto y evaluarlo posteriormente.

Para poder comparar adecuadamente los resultados obtenidos debemos basarnos en la misma medida. Por ello y para toda solución no dominada que pasa al periodo de evaluación, se calcula (a efectos informativos) el exceso de beneficio sobre el beneficio de la estrategia *Buy & Hold* (ec. 5.1).

$$E = r - r_{bh} \quad (5.1)$$

Donde r es el retorno de una inversión de de \$1,000, y r_{bh} es el beneficio que procura la estrategia B&H. Para calcular r usamos la siguiente expresión:

$$r = \sum_{t=1}^T r_t I_b(t) + \sum_{t=1}^T r_f(t) I_s(t) + n \ln \left(\frac{1-c}{1+c} \right) \quad (5.2)$$

Donde:

$$r_t = \log P_t - \log P_{t-1} \quad (5.3)$$

P_t es el precio de cierre en el instante t . $I_b(t)$ toma el valor de 1 si el indicador indica compra en el instante t , 0 en otro caso. Se define de forma similar para la señal de venta, $I_s(t)$. El primer

componente de r calcula el retorno de la inversión cuando el inversor está operando en el mercado con el mejor indicador y con los parámetros calculados por el AE para dicho indicador. El segundo componente, $r_t(t)$ es el valor recogido de los bonos del tesoro de los Estados Unidos para un día particular t . El tercer componente hace referencia a los costes de transacción, donde c denota una transacción unidireccional. Se asume que el coste de una transacción simple es el 0.5% de la cantidad total de inversión, n representa el número total de transacciones durante el periodo.

r_{bh} representa el retorno de la estrategia *Buy & Hold* y se calcula como:

$$r_{bh} = \sum r_t + \ln\left(\frac{1-c}{1+c}\right) \quad (5.4)$$

Donde r_t se calcula como el retorno de la inversión fruto de hacer una compra al principio del periodo y una venta al final.

Se trabaja con dos posibles modelos de ejecución. En el primero modelo, al que denotamos **A**, se busca el mejor indicador con sus parámetros en un esquema típico entrenamiento / validación / evaluación. En el segundo modelo (**B**) las ejecuciones se realizan según la técnica presentada en esta tesis, no hay conjuntos de entrenamiento o validación propiamente dichos.

Se realizan ejecuciones mono-objetivo y multi-objetivo, con configuración del individuo según las tablas 4.4 o 4.5 para el MACD y el RSI respectivamente. El individuo se configura según la tabla 4.6 para el caso multi-objetivo, ya se ha explicado en el apartado anterior las características de esta ejecución multi-objetivo.

Se han realizado las siguientes ejecuciones con las siguientes configuraciones:

1. Mono-objetivo:

- Estrategia A1: Considerando el modelo A de ejecución se optimizan los parámetros del MACD respecto al objetivo 1.
- Estrategia A3: Considerando el modelo A de ejecución se optimizan los parámetros del RSI respecto al objetivo 5 (equivalente al objetivo 1 para el MACD).
- Estrategia B1: Similar a A1 pero considerando el modelo de ejecución B.
- Estrategia B3: Similar a A4 pero considerando el modelo de ejecución B.

2. Multi-objetivo:

- Estrategia A2: Considerando el modelo A de ejecución se optimizan el MACD usando objetivos de 1 a 4.

- Estrategia A4: Considerando el modelo A de ejecución se optimizan el RSI usando objetivos de 1 a 4.
- Estrategia B2: Similar a A2 pero considerando el modelo de ejecución B.
- Estrategia B4: Similar a A4 pero considerando el modelo de ejecución B.

Estrategia MIX: Considerando el modelo de ejecución B, optimizamos el MACD y RSI de forma conjunta considerando todos los objetivos. Como ya se ha explicado, en este esquema de ejecución cada solución contiene dos indicadores, un MACD y un RSI. Por tanto, existen dos medidas de beneficio, f_1 para el MACD y f_5 para el RSI, la solución con el máximo valor de f_1 o f_5 es escogida para escoger una recomendación de acción (comprar / vender / mantener) en ese momento.

5.3.1 EXPERIMENTACIÓN REALIZADA

Las figuras 5.18, 5.19 y 5.20 muestran el rendimiento (medido según valor de ecuación 5.1) de cada estrategia para intervalos mensuales, semanales y diarios respectivamente.

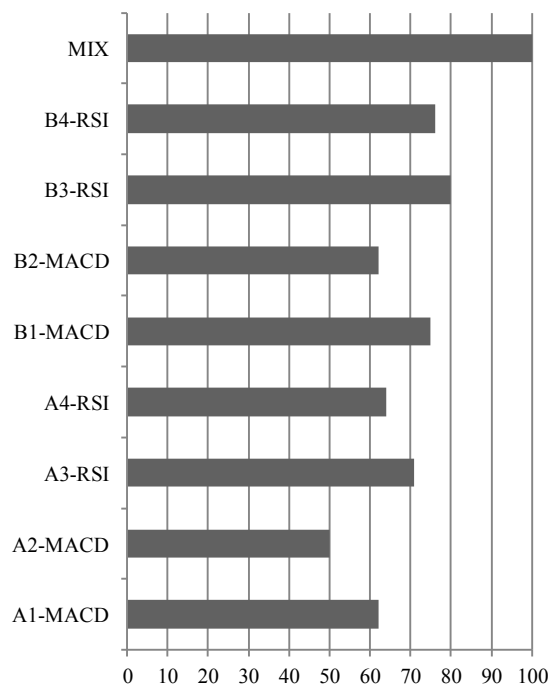


Figura 5.18. Rendimientos de las estrategias en comparación con el método Buy&Hold para los intervalos mensuales del conjunto de prueba (en porcentajes).

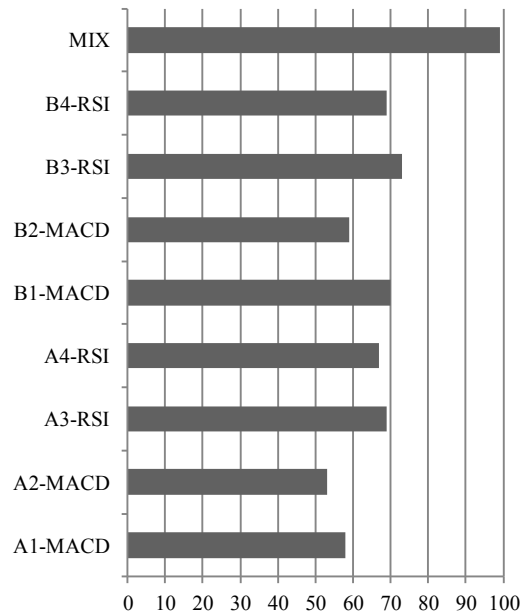


Figura 5.19. Rendimientos de las estrategias en comparación con el método *Buy&Hold* para los intervalos semanales del conjunto de prueba (en porcentajes).

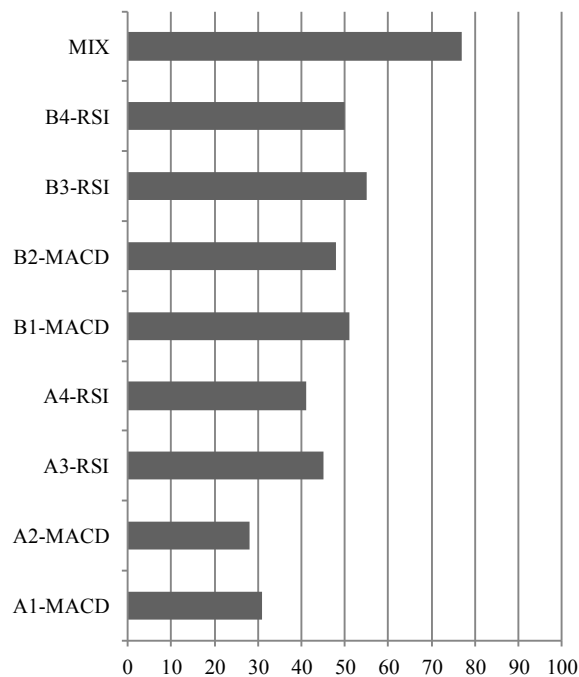


Figura 5.20. Rendimientos de las estrategias en comparación con el método *Buy&Hold* para los intervalos diarios del conjunto de prueba (en porcentajes).

En todos los casos se puede apreciar la supremacía del método MIX frente a los demás. Los resultados empeoran según se desciende en la escala temporal de datos (peores semanales frente a mensuales y diarios frente a semanales). Esto puede ser debido a que la gráfica diaria de precios del S&P500 tiene más oscilaciones que la semana y por tanto es más complicado de

predecir (similar en el caso del gráfico semanal frente el mensual). Las gráficas evidencia que se produce una mejora significativa de los resultados con el uso del modelo de ejecución B desarrollado en esta tesis frente al clásico modelo de ejecución de entrenamiento / validación / evaluación. Por otro lado, se confirman los resultados de la primera fase de la experimentación, las optimizaciones multi-objetivo (exceptuando la estrategia MIX) obtienen peores valores que sus correspondientes estrategias mono-objetivo. Para continuar con el análisis de este último hecho y en las gráficas 5.21, 5.22 y 5.23 se muestran los valores obtenidos por cada estrategia en cuanto al tanto por ciento de beneficio sobre beneficio máximo posible (f_1 para el MACD y f_5 para el RSI) y su desviación típica.

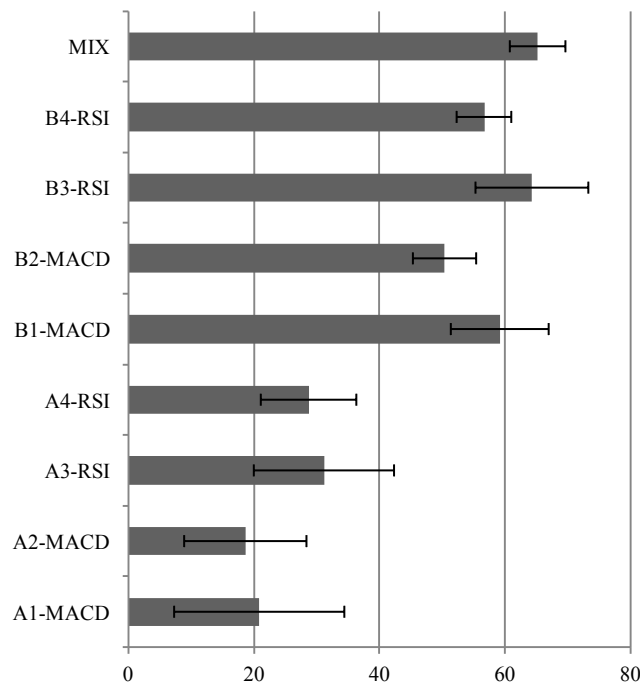


Figura 5.21. Valores medios y desviaciones típicas para f_1 en el MACD y f_5 en el RSI para todas las estrategias en los intervalos mensuales.

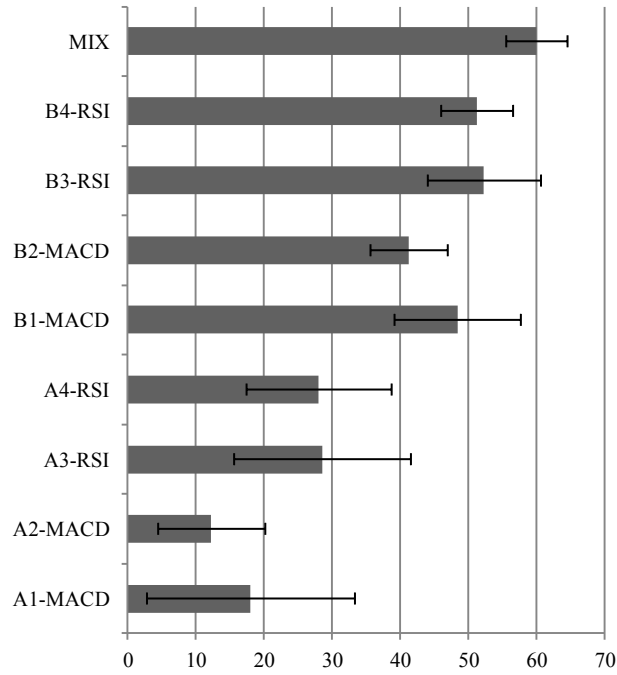


Figura 5.22. Valores medios y desviaciones típicas para f_1 en el MACD y f_5 en el RSI para todas las estrategias en los intervalos semanales.

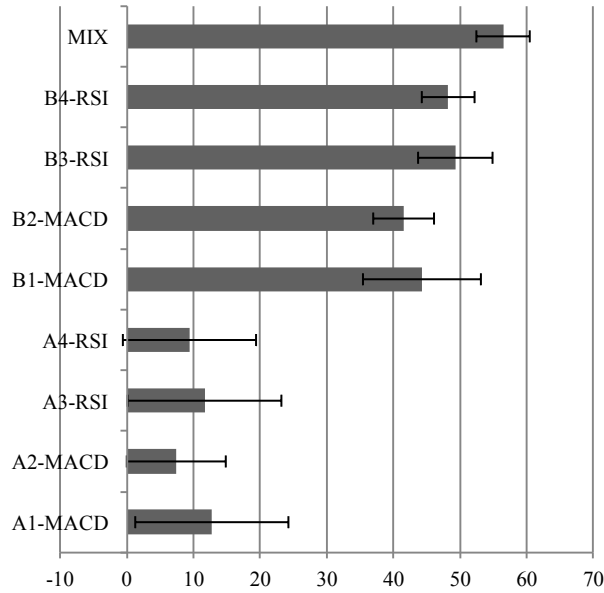


Figura 5.23. Valores medios y desviaciones típicas para f_1 en el MACD y f_5 en el RSI para todas las estrategias en los intervalos diarios.

En las gráficas anteriores se confirman los resultados de la primera fase de la experimentación en el sentido de que las ejecuciones mono-objetivo presentan mayor desviación típica y consecuentemente mayor margen de error en la inversión. De nuevo la técnica desarrollada en

este trabajo vuelve a presentar los mejores rendimientos (modelo B) y la estrategia MIX es la gran ganadora.

5.3.1.1 Comparación de resultados frente al trabajo de Lohpetch y Corne

Es turno de comparar la estrategia MIX (que mejores resultados ha presentado en el apartado anterior) frente a la estrategia expuesta en [Lohpetch11]. En las figuras 5.24, 5.25 y 5.26 se comparan los resultados de la estrategia MIX frente a los obtenidos en [Lohpetch11].

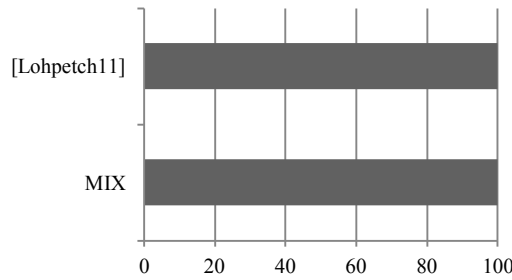


Figura 5.24. Rendimientos de las mejores estrategias en comparación con la estrategia *Buy&Hold* en los intervalos mensuales (en porcentaje).

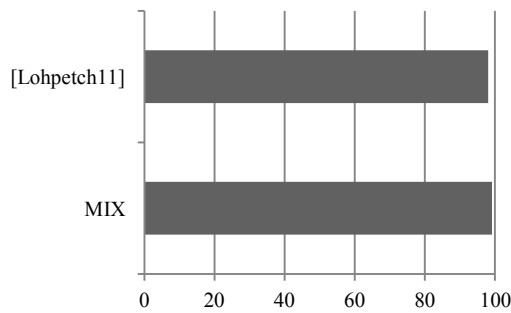


Figura 5.25. Rendimientos de las mejores estrategias en comparación con la estrategia *Buy&Hold* en los intervalos semanales (en porcentaje).

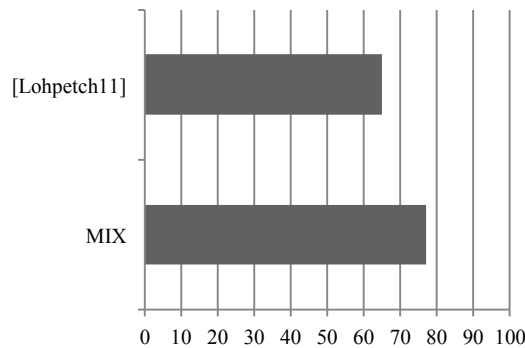


Figura 5.26. Rendimientos de las mejores estrategias en comparación con la estrategia *Buy&Hold* en los intervalos diarios (en porcentaje).

La estrategia MIX obtiene resultados similares en la operativa en intervalos temporales mensuales y semanales. Sin embargo, los resultados son muy diferentes en el caso del trading diario donde es la mejor estrategia de todas las que han sido estudiadas. La técnica de ejecución mostrada en esta tesis permite adaptarse mejor a los vaivenes del mercado debido a que realiza un proceso de optimización continuo. Atendiendo a los resultados, no existe una fórmula universal de éxito que permita su uso de manera prolongada en el tiempo sino que es preciso realizar un proceso continuo de optimización que esté constantemente buscando soluciones que se adapten a la situación actual del mercado. La estrategia MIX es la única que parte de esta premisa, la única que considera que las soluciones obtenidas tienen un periodo de vigencia, por ello es la ganadora.

5.3.2 CONCLUSIONES EN LA COMPARACIÓN FRENTE A LOS RESULTADOS CONSEGUIDOS POR OTRAS TÉCNICAS

Los resultados obtenidos con el empleo de la técnica *MOTION I* desarrollada en esta tesis se comparan frente a los conseguidos en otros trabajos. En concreto, se enfrentan los resultados frente a los expuestos en [Lohpetch11] porque es un trabajo reciente que considera y mejora algunos destacados trabajos anteriores presentados sobre el área.

Se establece la misma configuración y elección de MOEA realizando una optimización multi-objetivo empleando el MACD y el RSI. Además, se trabaja con los mismos datos e intervalos provenientes del S&P 500.

Los resultados obtenidos confirman que con el empleo de la técnica *MOTION I* se mejoran los resultados de [Lohpetch11] en el caso de operativa bursátil en una escala temporal diaria, mientras que se obtienen resultados similares en caso de una operativa mensual o semanal.

5.4 PARALELIZACIÓN SOBRE LA ESTRATEGIA MIX USANDO MOEASI-II

En la ejecución multi-objetivo que la estrategia MIX lleva a cabo, el tiempo de ejecución de los experimentos realizados es alto por dos motivos, el elevado número de datos disponibles (que se incrementarían si empleamos más indicadores) y la necesidad de ejecutar varias veces el algoritmo al tratarse de un AE (que siempre tiene un componente estocástico). La paralelización es la solución para mejorar el tiempo de ejecución. Para este apartado se implementa la estrategia MIX pero empleando el algoritmo MOEASI-II para continuar con la evaluación de este algoritmo, puesto que para los resultados de la segunda fase de la investigación se implementó con el algoritmo NSGA-II.

Se ha trabajado sobre un *cluster* [www-cluster] de 8 equipos monoprocesador (Pentium IV, 1 GB de RAM) gestionados por un Sistema Operativo OpenSUSE 11.0 [www-novell]. Se continúa con el entorno Matlab [www-Matlab], pero se incluye el *toolbox* MatlabMPI [www-MatlabMPI]. Este *toolbox* permite la implementación sencilla, rápida y eficiente de algoritmos paralelos con Matlab a través de *Message Passing Interface* (MPI) [www-Gropp]. Se ha empleado una arquitectura *Master-Slave* [Cantú99], midiéndose los rendimientos obtenidos a través *Speedup* (S_p):

$$S_p = T_1 / T_p \quad (5.5)$$

donde p es el número de procesadores, T_1 es el tiempo de ejecución del algoritmo secuencial y T_p es el tiempo de ejecución del algoritmo paralelo en p procesadores.

En lo que respecta al tiempo de procesamiento que exige una ejecución del algoritmo evolutivo, la funcionalidad *Profiler* de Matlab (la herramienta empleada tal y como se relata en el capítulo anterior), permite diagnósticos eficaces sobre el tiempo de cómputo que cada función del programa emplea. Esto permite evaluar qué funciones son los cuellos de botella del algoritmo. Se ha detectado que la función de evaluación del algoritmo evolutivo (para el caso multi-objetivo) emplea más del 80% del tiempo total del algoritmo. Este dato es esperado, ya que el cálculo de los indicadores no es tarea trivial, pero es que, además, hay que interpretar todos y cada uno de los indicadores empleados, lo que implica contabilizar señales de compra / venta y contrastar el beneficio producido por la estrategia en cuestión frente el beneficio máximo posible del periodo analizado. Entre todos los objetivos planteados los que más tardan en resolverse son los objetivos de maximización del beneficio para los indicadores (cerca del 75% del tiempo total del algoritmo la suma del computo de los objetivos de beneficio del MACD (44%) y RSI (31%)). Esos objetivos constituyen el verdadero cuello de botella del algoritmo ya que el resto (minimización del número de operaciones, minimización del riesgo de tendencia y minimización del riesgo VIX) precisan de la construcción del indicador, paso que se hace

exclusivamente en el primer objetivo y se incorpora en un fichero histórico, que se puede consultar posteriormente, de cara a mejorar el rendimiento e impedir que se tenga que volver a construir un indicador dado con unos mismos parámetros para el mismo día de aplicación.

Bajo estas condiciones, son tres los experimentos realizados.

5.4.1.1 Primera paralelización

Por un lado, se han anotado los tiempos de ejecución de todas las ejecuciones multi-objetivo. Por otro lado, se ha realizado una paralelización del proceso empleando dos equipos, uno por indicador. De esta forma, cada procesador sólo procesa objetivos relacionados con un mismo indicador. Existen 4 objetivos por indicador. Los resultados obtenidos se muestran en la figura 5.27. En esta figura, el caso EMA100 se refiere a la ejecución empleando la media móvil exponencial y fijando como intervalo válido para los valores reales de los genes el intervalo [5,100]. El caso EMA500 se refiere a la ejecución empleando la media móvil exponencial y fijando como intervalo válido para los valores reales de los genes el intervalo [5,500]. El caso SMA100 se refiere a la ejecución empleando la media móvil simple y fijando como intervalo válido para los valores reales de los genes el intervalo [5,100] y, por último, el caso SMA500 se refiere a la ejecución empleando la media móvil simple y fijando como intervalo válido para los valores reales de los genes el intervalo [5,500].

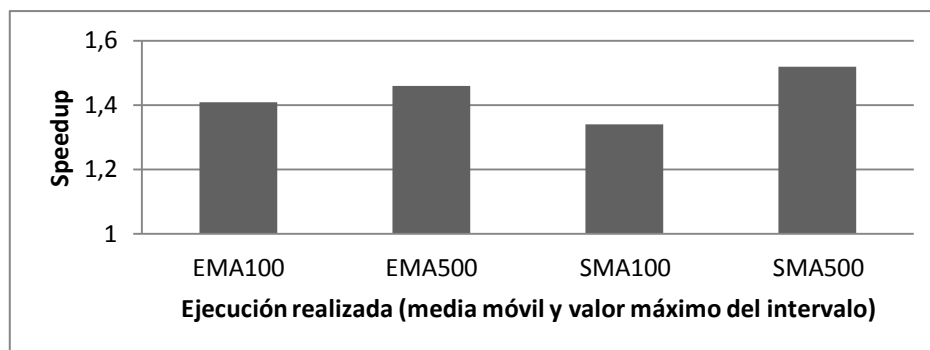


Figura 5.27. Speedup paralelismo 2 equipos vs serial

Como se puede observar en la figura anterior, cuando mayor es el rango del intervalo permitido para los valores reales de los genes mayor es la conveniencia de paralelizar el proceso. Por otro lado, en el caso que mejores resultados se han obtenidos en cuanto a beneficio obtenido por la estrategia (SMA100), la paralelización obtiene un *speedup* cercano a 1.35, mejorando el tiempo de ejecución de la ejecución serial.

5.4.1.2 Segunda paralelización

Dado que en el proceso de optimización existen efectos estocásticos derivados, por ejemplo, de la semilla empleada para los cálculos probabilísticos, se deben realizar varias ejecuciones. Por ello, se comparan los tiempos de cómputo entre la ejecución serial de varias ejecuciones multi-

objetivo (2, 3 4, 5, 6, 7 y 8 ejecuciones) y los tiempos de cómputo que se obtienen de la ejecución en paralelo. Los resultados obtenidos se muestran en la figura 5.28.

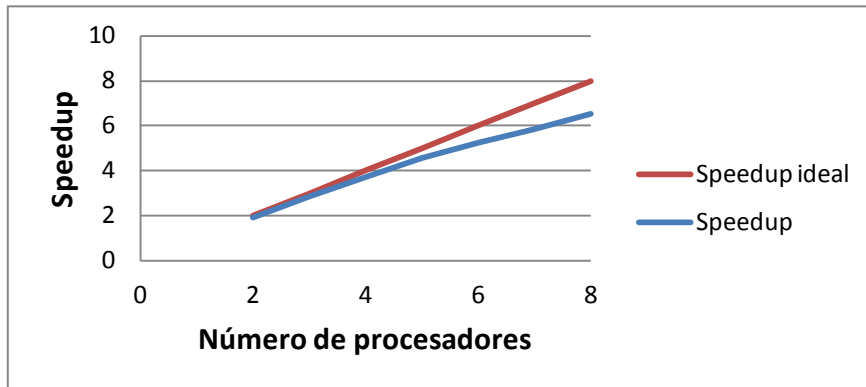


Figura 5.28. *Speedup* sin intercambio de poblaciones y con variación de la semilla de aleatorización

Para este experimento, se muestra el gráfico de la eficiencia en figura 5.29 (se mide la eficiencia como el *speedup* entre el número de procesadores), donde se puede observar cómo la eficiencia va descendiendo según aumenta el número de procesadores. Esto es debido

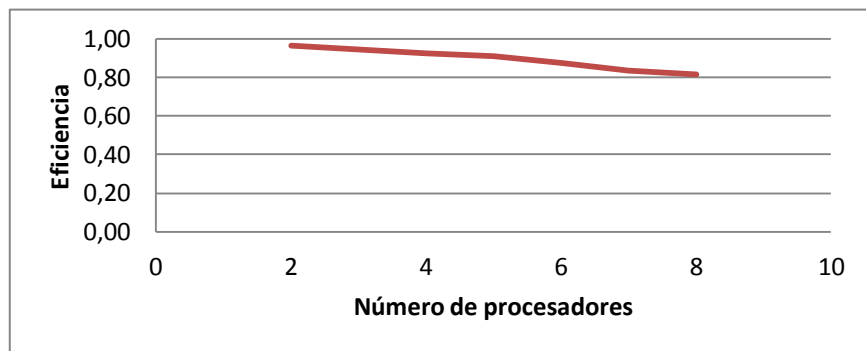


Figura 5.29. Eficiencia con variación de la semilla de aleatorización

La figura anterior muestra como la eficiencia desciende cuando se incrementa el número de procesadores. Esto es debido a que usamos una arquitectura maestro-esclavo donde el coste de las comunicaciones se puede convertir en un cuello de botella del rendimiento.

5.4.1.3 Tercera paralelización

Por último, se ha considerado el efecto que tiene sobre el rendimiento final del proceso (medido también a través del *speedup*) el intercambio del mejor individuo entre poblaciones en un entorno paralelo de ejecución, así, se ha realizado una ejecución serial, dos ejecuciones en dos equipos, tres ejecuciones en tres equipos, etc., en este caso, se ha permitido a las distintas poblaciones intercambiar su mejor individuo. La arquitectura empleada para la paralelización se ilustra en la figura 5.30.



Figura 5.30. Esquema de intercambios en la tercera paralelización

Cada 30 generaciones cada población envía su mejor individuo al ordenador central o maestro. Estos envíos, no están sincronizados, es decir, no todas las poblaciones envían su mejor individuo al mismo tiempo ya que no todas llevan la misma velocidad de ejecución. El ordenador maestro guarda el individuo que recibe si y sólo si presenta una mejor medida de beneficio que el individuo que ya tenía almacenado. Confirma la recepción del envío al ordenador esclavo y, junto a la confirmación, le envía el mejor individuo que tiene almacenado hasta el momento (que será el mismo que se le ha envidado u otro mejor). De esta forma y cada 30 generaciones, todas las poblaciones reciben e incorporan el mejor individuo almacenado hasta el momento en el maestro. Aunque en principio se pueda suponer que cuanto mayor sea el intercambio mejor se propagarán las buenas soluciones, esto no es cierto totalmente, ya que puede suceder que el excesivo intercambio de individuos entre las poblaciones convierta el AE en una búsqueda prácticamente aleatoria al no permitir que el AE se desarrolle con normalidad [Hidalgo01].

Los resultados obtenidos se muestran en la figura 5.31.

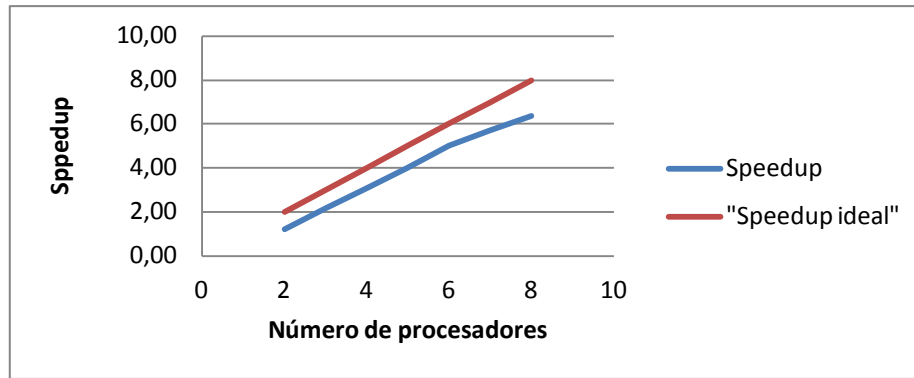


Figura 5.31. Speedup con intercambio del mejor individuo

También se muestra para este caso y en el gráfico 5.32, la eficiencia general del proceso medida como antes ($speedup/número\ de\ procesadores$).

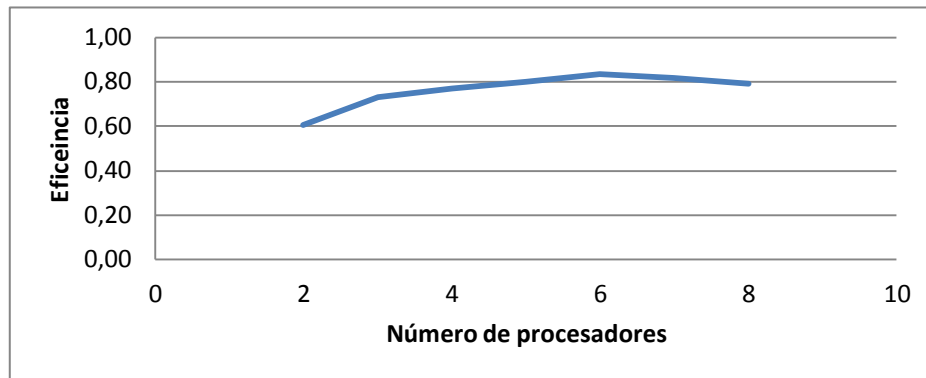


Figura 5.32. Eficiencia optimización con intercambio del mejor individuo cada 30 generaciones

La mejora de tiempo que se obtiene se debe a la ejecución paralelizada de las evaluaciones de la función multi-objetivo. Es decir, si en el caso serial se configuraba el algoritmo para ejecutar 1000 generaciones, distribuyendo el cómputo entre 2 equipos (por ejemplo) sólo será necesario que cada equipo ejecute 500 generaciones, ya que el intercambio del mejor individuo cada 30 generaciones permiten mantener la eficiencia de la búsqueda. Así pues, se siguen ejecutando 1000 generaciones pero en paralelo, lo que reduce el tiempo de cómputo.

5.5 EXPERIMENTACIÓN SOBRE EL TAMAÑO DE LA POBLACIÓN

En capítulos anteriores, se ha justificado la elección de 10 individuos como tamaño de la población inicial, se han indicado referencias y trabajos elaborados justificando este punto. No obstante, y dado que es una cuestión delicada, se ha querido realizar un experimento más con el objetivo de probar que incrementar el tamaño de la población (al menos en este problema) no mejora los resultados.

Para ello, se ha realizado 20 ejecuciones seriales del problema multi-objetivo representado con la estrategia MIX con una población inicial de 10 individuos, 1000 generaciones, obteniéndose

en todos los casos el tiempo de cómputo. Para la comparación, se calcula el promedio de todos los tiempos y valores de *fitness* obtenidos.

Por otro lado, se realiza las mismas ejecuciones y en las mismas condiciones pero con una población inicial de 100 individuos en todos los casos.

Los resultados obtenidos indican que se reduce en más de un 25% el tiempo de cómputo al emplear una población inicial de 10 individuos frente a una población inicial de 100 individuos. En lo que se refiere a los resultados en sí del problema multi-objetivo, no hay variación significativa, y se puede afirmar que ambas ejecuciones conducen a resultados similares.

5.6 CONCLUSIONES AL CAPÍTULO

Los resultados expuestos en la fase de experimentación permiten concluir lo siguiente:

1. La técnica consistente en optimizar los parámetros del MACD o RSI con AEs (en este caso se ha empleado el algoritmo MOEASI-II) lanzando un nuevo proceso de optimización cada vez que un dato nuevo entra en el sistema mejora de manera muy significativa los resultados de las estrategias típicas y *Buy & Hold*.
2. Además, se ha localizado el intervalo de máximo rendimiento para los posibles valores que pueden tomar los genes reales ($[0,100]$) y se ha mostrado que la media móvil simple funciona mejor que la media móvil exponencial en lo que se refiere al beneficio que se puede obtener. Sin embargo, las estrategias que usan media móvil simple para el cálculo del MACD o RSI también pueden presentar mayor desviación típica.
3. Como se explica en el apartado anterior, ha sido posible reducir el riesgo de forma fiable y rentable, ya que el procedimiento de control no ha afectado significativamente a los rendimientos que se obtendrían en caso de no aplicar estas políticas de control.
4. La estrategia MIX, que realiza una ejecución multi-objetivo con los indicadores MACD y RSI actuando de forma conjunta, es la mejor estrategia para el trading diario de todas las que han sido estudiadas. Esto es debido a que la técnica de ejecución mostrada en esta tesis es la que mejor se adapta a los movimientos del mercado entre las estrategias contempladas.
5. Se ha procedido a ejecutar la estrategia MIX con el algoritmo MOEASI-II en una arquitectura paralelizada con el fin de intentar mejorar el rendimiento de la ejecución. Los resultados obtenidos indican que la paralelización es una estrategia adecuada para mejorar el rendimiento de la ejecución. Esta arquitectura será la base de posteriores desarrollos.
6. Por último y con una breve experimentación, se ha demostrado que el incremento del tamaño de la población (el MOEASI-II se inicia con una población de 10 individuos) no contribuye a mejorar los resultados.

6

6. CONCLUSIONES

1. Se ha presentado la técnica *Multi-Objective Technical Indicator Optimization Initiative I (MOTION I)* para la optimización de parámetros de indicadores técnicos bursátiles y así obtener recomendaciones de acción (comprar / vender / mantener) en inversiones en bolsa. Con esto se establecen *las bases teóricas para la implementación de una herramienta de toma de decisiones de inversión en los mercados financieros*. **MOTION I** es una técnica que:

- a. Permite la escalabilidad de la estrategia de inversión: se puede aplicar a una gran variabilidad de mercados financieros e indicadores.
- b. Es adaptable al usuario: permite elegir el MOEA que se desea emplear así como introducir nuevos objetivos o modificar los propuestos en este trabajo.
- c. Realiza un proceso de optimización continuo por lo que se adapta mejor que otras técnicas a la variabilidad de los mercados bursátiles.

2. Se ha desarrollado un prototipo de la herramienta como método de validación de las bases teóricas expuestas. En concreto, se ha propuesto un sistema de optimización basada en la aplicación de **MOTION I**. Se ha aplicado el sistema a la optimización de parámetros del indicador MACD y del oscilador RSI.

3. Se han incorporado a la herramienta diferentes estrategias con el fin de mejorar los resultados de la inversión. Estas estrategias se basarán en implementar en un entorno multi-objetivo procedimientos para la reducción del riesgo y disminuir el coste total de transacciones. Se ha definido el Riesgo de Tendencia, se han propuesto las definiciones de k-Tendencia Alcista y k-Tendencia Bajista. Al mismo tiempo, para tratar lo que se ha llamado Riesgo VIX, se han propuesto las definiciones de Tendencia tangencial sobre el VIX en el día i de parámetros (a, b) y Riesgo puntual c de Tendencia tangencial (a, b) sobre el VIX en el día i . Las pruebas realizadas con los correspondientes algoritmos que implementan dichos conceptos han evidenciado que su empleo conlleva una reducción del riesgo en la inversión. Adicionalmente, se ha implementado un procedimiento para minimizar el número de operaciones realizadas y, por consiguiente, reducir los costes de transacción en los que se incurre por el mero hecho de participar en la actividad bursátil, todo esto, manteniendo siempre el objetivo de maximizar los beneficios.

4. Se ha validado la herramienta mediante empleo de datos reales. Se han realizado dos tipos de experimentos. En el primero se comparan los resultados obtenidos con la aplicación de la técnica **MOTION I** frente a los conseguidos por las estrategias tradicionales como *Buy & Hold*, MACD y RSI empleados con sus parámetros adicionales tal y como se describen en [Elder93], también se han comparado los datos obtenidos frente al trabajo de [Lohpetch11]. Con la aplicación de **MOTION I** a la operativa bursátil se mejoran significativamente los resultados de

las estrategias tradicionales. También se mejoran los resultados conseguidos por [Lohpetch11] para el caso de escalas temporales diarias mientras que se consiguen resultados similares para escalas temporales mensuales y semanales.

5. Se ha propuesto un esquema de paralelización de los cálculos necesarios que ha permitido reducir el tiempo de cómputo. Gracias a este trabajo se puede considerar la aplicación de **MOTION I** a sistemas de tiempo real que trabajen con un número considerable de indicadores y que reciban datos muy frecuentemente (*tick a tick*).

6. El trabajo aquí desarrollado abre una línea de investigación en base a la técnica MOTION I con las siguientes características: se puede estudiar qué resultados produce la técnica empleando más indicadores (u otros distintos), se puede estudiar la incorporación de un sistema de estimación de los costes de transacción más preciso, se puede estudiar la inserción de otros procedimientos para la gestión del riesgo, también podemos probar nuevos mercados como materias primas y divisas. Por último, se puede implementar una herramienta de software que se ponga a disposición de la comunidad financiera y que opere sobre un determinado mercado en tiempo real.

7

7. PUBLICACIONES

Fruto del trabajo realizado en esta tesis, se han realizado las siguientes publicaciones:

Publicaciones en congresos internacionales

1. Bodas-Sagi, D. J., Fernández, P., Hidalgo, J. I., Soltero, F. J., Fernández F. , A Technique for the Optimization of the Parameters of Technical Indicators with Multi-Objective Evolutionary Algorithms. *IEEE Congress on Evolutionary Computation 2012*, accepted paper. 2012.
2. Soltero, F. J., Bodas-Sagi, D. J., Fernández, P., Hidalgo, J. F. Fernández, Optimization of Technical Indicators in real time with Multiobjective Evolutionary Algorithms. In: *Proceedings of the 12th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation. GECCO'12*. Philadelphia, USA. (Aceptado para su presentación como poster). 2012.
3. Fernández-Blanco P., Bodas-Sagi D.J., Soltero F., Hidalgo J.I. Technical Market Indicators Optimization using Evolutionary Algorithms. In: *Proceedings of the 10th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO'08)*. Atlanta (USA). 2008.
4. Bodas-Sagi, D. J., Fernández, P., Hidalgo, J. I., Soltero, F. J., Risco-Martín, J. L. Multi-objective optimization of technical market indicators. In: *Proceedings of the 11th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation. GECCO'09*. pp. 1999 – 2004. Late Breaking Paper. 2009.

Publicaciones en congresos nacionales

5. Bodas-Sagi, D. J., Fernández, P., Hidalgo, J. I. and Soltero, F. J. Optimización de Indicadores Técnicos con Algoritmos Evolutivos. *VI Congreso Español sobre Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados (MAEB'09)*. Málaga. 2009.

Publicaciones en revistas

6. Fernández P., Bodas D., Soltero F. J., Hidalgo I. Optimización de Indicadores Técnicos Bursátiles mediante el uso de Algoritmos Evolutivos. *Anales de Ingeniería Técnica en Informática de Sistemas 2008*. Vol. II. Felipe II Libros. 2008.
7. Fernández P., Bodas D., Soltero F. J., Hidalgo I. Aplicaciones de los Algoritmos Evolutivos en Economía. *Anales de Ingeniería Técnica en Informática de Sistemas 2007*. Felipe II Libros. 2007.
8. Bodas-Sagi, D. J., Fernández, P., Hidalgo, J. I. and Soltero, F. J. A Parallel Evolutionary Algorithm for Technical Market Indicator Optimization. *Natural Computing*. (Enviado).2012.

8

8. BIBLIOGRAFÍA

- [Ahmed05] Ahmed, P., Nanda. Performance of Enhanced Index and Quantitative Equity Funds. *Financial Review*, 40 (4), 459-479. 2005.
- [Alander00] Alander J. "Indexed bibliography of genetic algorithms in economics". Report 94-1-ECO. University of Vaasa. Department of Information Technology and Production Economics. 2000.
- [Alexander61] Alexander, S. Price movements in speculative markets: trends or random walks? *Industrial Management Review*, 2 (2), 7-26. 1961.
- [Allen99] Allen F., Karjalainen R. Using Genetic Algorithms to Find Technical Trading Rules. *Journal of Financial Economics*. Elsevier 51.(2) pp. 245-271. 1999.
- [Andersson01] Andersson, J. "Multiobjective Optimization in Engineering Design. Applications to Fluid Power systems". Tesis doctoral. Institute of Technology. Universidad de Linköpings, Suecia, 2001.
- [Andrés99] Andrés Toro, B. De, Girón-Sierra, J.M., López Orozco, J.A., Fernández Blanco, P. A Genetic Optimization Method for Dynamic Processes. In *proceeding of the 14th World Congress IFAC*, Pergamon Ed., Beijing, China. 1999. pp. 373 – 378. 1999.
- [Andrés00] Andrés Toro, B., Girón Sierra, J.M., Fernández Blanco, P. de la Cruz, J.M., López Orozco, J.A. Parallel Genetic Algorithms with a continuity operator that allows for knowledge inclusion. In *Congress on Evolutionary Computation del IEEE*, 2, pp. 1137 – 1143. California. Julio, 2000.
- [Andreu04] Andreu Corbatón J., Ceballos Hornero D. Aplicación del método Fuzzy Delphi a la predicción bursátil. In *XI Congress of International Association for Fuzzy-set management and Economy*. University Mediterranea of Reggio Calabria. Italia 2004.
- [Aoyama99] Aoyama, Y., Nakano, J. *RS/6000 SP: Practical MPI Programming*, ITSO. 1999.
- [Aragónés00] Aragónés J.R., Blanco C. *Valor en Riesgo. Aplicación a la Gestión Empresarial*. Ed. Pirámide. España. 2000.
- [Aragónés94] Aragónés J. R. Mascareñas J. La eficiencia y el equilibrio en los mercados de capital. *Análisis Financiero*. Nº 64. Pgs. 76-89. 1994.
- [Arifovic94] Arifovic J., Genetic Algorithm Learning and the Cobweb Model , *Journal of Economic Dynamics and Control*, 18 (1), pp. 3-28. , January 1994.
- [Arifovic99] Arifovic J., "Performance of Rational and Boundedly Rational Agents in a Model with Persistent Fluctuations of the Exchange Rate". Manucript. 1999.
- [Arifovic00] Arifovic J., Evolutionary Algorithms in Macroeconomic Models. *Macroeconomic Dynamics*, Cambridge University Press, 4(3), pags. 373-414, September 2000.
- [Aydemir98] Aydemir A. B. Volatility Modelling in Finance. *Forecasting Volatility in the Financial Markets*. Butterworth Heinemann. Chapter 1. pp. 1-46. 1998.

- [Aznar93] Aznar A., Trivez F.J., *Métodos de Predicción en Economía*. Ed. Ariel. 1993.
- [Bachelier06] Bachelier L., Davis M., Etheridge A. *Louis Bachelier's Theory of Speculation: The Origins of Modern Finance*. Princeton University Press, 2006.
- [Bäck96] Bäck, T. *Evolutionary Algorithms in Theory and Practice*. New York, etc: Oxford University Press. 1996.
- [Bäck97] Bäck, T., Fogel, D., Michalewicz, Z. *Handbook of Evolutionary Computation*, Oxford Univ. Press. 1997.
- [Baita95] Baita F., Mason F., Poloni C. y Ukovich W. Genetic algorithm with redundancies for the vehicle scheduling problem. In J. Biethahn and Volker Nissen, editors, *Evolutionary Algorithms in Management Applications*, pp. 341-353. Springer-Verlag, Berlin, 1995.
- [BasileaII] “Comité de supervisión bancaria de Basilea. Aplicación de Basilea II: Aspectos prácticos”. Banco de pagos internaciones. Julio 2004. ISBN 92-9197-511-7
- [Beek02] Beek, D.A., Ham, A. y Rooda, J.E. Modelling and Control of Process Industry Batch Production Systems. *15th triennial World Congress*, 15 (1). Barcelona, 2002.
- [Benjamin70] Benjamin, J.R. y C. Cornell, *Probability, Statistics and Decision for Civil Engineers*, McGraw-Hill, New York, 1970.
- [Besada02] Besada Portas, E., López Orozco, J.A., Andrés Toro, B. De. A Versatile Toolbox for Solving Industrial Problems with Several Evolutionary Techniques. In: *Evolutionary Methods for Design, Optimization and Control*, Ed. International Centre for Numerical Methods in Engineering (CIMNE), Barcelona, Spain. pp. 320 – 335. 2002.
- [Bessembinder95] Bessembinder, H. y Chan, K. The profitability of technical trading rules in the asian stock markets, *Pacific-Basic Finance Journal*, Elsevier 3 (2-3), 257–284. 1995.
- [Black73] Black, F.; Scholes, M. The Pricing of Options and Corporate Liabilities, *Journal of Political Economy*. 81 (3), pp. 637-654. 1973.
- [Black76] Black, F. Studies of Stock Price Volatility Changes. In *Proceedings of the 1976 Meetings of the American Statistical Association*, Business and Economics Section, pp: 177-181. 1976.
- [Bodas-Sagi09] Bodas-Sagi, D. J., Fernández, P., Hidalgo, J. I., Soltero, F. J., Risco-Martín, J. L. Multi-objective optimization of technical market indicators. In *Proceedings of the 11th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation. GECCO'09*. pp. 1999 – 2004. 2009.
- [Bodas-Sagi12] Bodas-Sagi, D. J., Fernández, P., Hidalgo, J. I., Soltero, F. J. A Technique for the Optimization of the Parameters of Technical Indicators with Multi-Objective

- Evolutionary Algorithms. *IEEE Congress on Evolutionary Computation 2012*. Accepted paper. 2012.
- [Bollerslev86] Bollerslev T. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity *Journal of Econometrics*. Elsevier, 31 (3). pp: 307 – 28. 1986.
- [Boyd91] Boyd, S.P. y Barrat, C.H. *Linear Controller Design. Limit of Performance*. Prentice Hall, New Jersey, 1991.
- [Box57] Box, G.E.P., Evolutionary Operation: A Method for Increasing Industrial Productivity, *Applied Statistics*, 6 (2), pp. 81-101, 1957.
- [Box69] Box G.E. P., Cox, D. R. An analysis of transformations. *Journal of the Royal Statistical Society*, Series B 26: 211–246. 1964.
- [Box70] Box G., Jenkins G. *Time series analysis: Forecasting and control*, San Francisco Holden-Day. 1970.
- [Box76] Box C.E.P., Jenkins G.M., *Time series analysis, forecasting and control*. Holden Day Inc. USA. 1976.
- [Bradwell99] Bradwell, R., Brown, K. Parallel Asynchronous Memetic Algorithms. In *Proceedings of the GECCO99*. Orlando (Florida), 1498/1998. pp. 157-159. 1999.
- [Branke98] Branke J. Creating robust solutions by means of evolutionary algorithms. PPSN V: *Proceedings of the 5th International Conference on Pararell Problem Solving from Nature*. Springer. pp. 119 – 128. 1998.
- [Brassard97] Brassard G., Bratley P, Bratley T. *Fundamentos de Algoritmia*. Prentice Hall Iberia, 1997.
- [Brock92] Brock, W., Lakonishhock, J. y LeBaron, B. Simple technical trading rules and the stochastic of stock returns, *Journal of Finance*, 47 (5), 1731–1764. 1992.
- [Brown90] Brown S. Estimating Volatility. *Financial Options: From Theory to Practice*. Eds. Stephen Figlewski, Willian L. Silver, Martin G. Subrahmanyam. Irwin. Chicago. 1990.
- [Campbell97] Campbell, J. Y., Lo, A. W. y MacKinlay, A. C. *The Econometrics of Financial Markets*, Princeton, New Jersey: Princeton University Press. 1997.
- [Canavos87] Canavos, G.C., *Probabilidad y Estadística*. Mc Graw-Hill. México, 1987.
- [Cantú99] Cantú-Paz, Erick. “Designing Efficient and accurate Parallel Genetic Algorithms”. IlliGAL Report n° 99017. Julio 1999.
- [Chankong83] Chankong, V. y Haimes, Y.Y. *Multiobjective Decision Making Theory and Methodology*. Elsevier Science Publishing Co., Inc., New York, 1983.

- [Chen96] Chen S. H., Yeh C. H. Toward a Computable Approach to the Efficient Market Hypothesis: An Application of Genetic Programming. *Journal of Economic Dynamics and Control*. Elsevier 21 (6). pp. 1043 – 1063. 1996.
- [Chen97] Chen S. H., Yeh C. H. Using Genetic Programming to Model Volatility in Financial Time Series. In *John R. Koza and Kalyanmoy Deb and Marco Dorigo and David B. Fogel and Max Garzon and Hitoshi Iba and Rick L. Riolo editors, Genetic Programming 1997: Proceedings of the Second Annual Conference*, pages 58-63, Stanford University, CA, USA, 1997.
- [Chen97a] Shu-Heng Chen, Chia-Hsuan Yeh. Using Genetic Programming to Model Volatility in Financial Time Series: The Case of Nikkei 225 and S&P 500. In *Proceedings of the 4th JAFEE International Conference on Investments and Derivatives (JIC'97)*. pp: 288-306, Aoyama Gakuin University, Tokyo, Japan, 1997.
- [Chen02] Chen, S. H. *Evolutionary Computation in Economics and Finance*. Physica-Verlag, Heidelberg, 2002.
- [Chen04] Chen, Shu-Heng y Wang, Paul P. *Computational Intelligence in Economics and Finance*. Springer-Verlag, 2004.
- [Cheng02] Cheng S.L., Khai Y.L. GP-Based Optimisation of Technical Trading Indicators and Profitability in FX Market, *Proc. 9th ICONIP*. 3 pp.1159 – 1163. 2002.
- [Cheung97] Cheung, B.K.S., Langevin, A. Y Delmaire, H. Coupling Genetic Algorithm with a Grid Search Method to Solve Mixed Integer Nonlinear Programming Problems. *Computers Math. Applic.*, 34(12): pp. 13-23, 1997.
- [Chiarella92] Chiarella, C. The dynamics of speculative behaviour, *Annals of Operations Research*, 37 (1), 101–124. 1992.
- [Christie82] Christie, A.A. The Stochastic Behaviour of Common Stock Variances: Value, Leverage and Interest Rate Effects. *Journal of Financial Economics* 10 (4), pp: 407-432. 1982.
- [Christofides01] Christofides, P.D. Control of Nonlinear Distributed Process Systems: Recent Developments and Challenges. *AIChE Journal*, 47 (3). 2001.
- [Coase60] Coase, R.H., The Problem of Social Cost, *Journal of Law and Economics*, 3 (1). pp. 1-44. 1960.
- [Coello99] Coello Coello, C.A. A comprehensive survey of evolutionary-based multiobjective optimization. *Knowledge and Information Systems*. 1999.
- [Coello00] Coello Coello, C.A. An Updated Survey of GA-Based Multiobjective Optimization Techniques. *ACM Computing Surveys*. 32 (2), 109-143, 2000.

- [Coello01] Coello C., Toscano G. A Micro-Genetic Algorithm for Multiobjective Optimization. In *Proceedings of the First International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization (EMO '01)*, Eckart Zitzler, Kalyanmoy Deb, Lothar Thiele, Carlos A. Coello Coello, and David Corne (Eds.). Springer-Verlag, London, UK, 126-140. 2001.
- [Coello07] Coello, C., Lamont, G. B., Van Delhhuizen D.A., *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems*, Springer, 2007.
- [Cohon78] Cohon, J.L. *Multicriteria programming and Planning*. New York. Academic Press, 1978.
- [Cohon85] Cohon, J.L. Multicriteria programming: brief review and application. In *J.S. Gero Ed., Design Optimization*, pp. 163-191. Florida: Academic Press, 1985.
- [Colomi91] Colomi, M. Dorigo et V. Maniezzo, Distributed Optimization by Ant Colonies. *Actes de la première conférence européenne sur la vie artificielle*, Paris, France, Elsevier Publishing, 134-142, 1991.
- [Cook71] Cook S. A., The complexity of theorem proving procedures. *Proceedings, Third Annual ACM Symposium on the Theory of Computing*, ACM, New York, pp. 151-158. 1971.
- [Cunha97] Cunha, A. Oliviera, G.P. y Covas, J. Use of genetic algorithms in multicriteria optimization to solve industrial problems. In *T. Bäck (Ed.), Proceedings of the seventh International Conference on Genetic Algorithms*. San Francisco, California, pp. 682-688, Morgan Kaufmann, 1997.
- [Darwin1859] Darwin C. *On the Origin of Species by Means of Natural Selection, or the Preservation of Favored Races in the Struggle for Life*. John Murray. Londres. 1859.
- [Deb98] Deb, K. "Multi-objective genetic algorithms: problem difficulties and construction of test functions". Technical Report N° CI-49/98, Department of Computer Science/XI, University of Dortmund, Germany, 1998.
- [Deb99] Deb, K. Evolutionary algorithms for multi-criterion optimization in engineering design, In *Proceedings of Evolutionary Algorithms in Engineering and Computer Science (EUROGEN'99)*, 1999.
- [Deb00] Deb, K., Agrawal, S., Pratap, A., y Meyarivan, T. A Fast Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization: NSGA-II. *Proceedings of the Parallel Problem Solving from Nature VI (PPSN-VI)*, pp. 849-858. 2000.
- [Deb06] Deb K., Sundar J., Uday N., and Chaudhuri S. Reference point based multi-objective optimization using evolutionary algorithms. *International Journal of Computational Intelligence Research (IJCIR)*, 2(6):273–286, 2006.

- [Deb07] Deb K., Kumar A. “Interactive Evolutionary Multi-Objective Optimization and Decision-Making using Reference Direction Method“. Technical Report 2007001, Indian Institute of Technology, Kanpur, India, 2007.
- [Despontin83] Despontin, M., Moscarola, J., Spronk, J. A user-Oriented Listing of Multiple Criteria Decision Methods. *Revue Belge de Statistique, d'Informatique et de Recherche Operationnelle* 23(4), pp.4-110, 1983.
- [Dorsey98] Dorsey R. E., Sexton R. S., The use of parsimonious neural networks for forecasting financial time series. *Journal of Computational Intelligence in Finance*, 6 (1). pp. 24-31. 1998.
- [Duffie93] Duffie D., Singleton K. Simulated Moments Estimation of Markov Models of Asset Prices. *Econometrica*. 61. pp: 929-952. 1993.
- [Eklund03] Eklund S. E., Time Series Forecasting using Massively Parallel Genetic Programming. *IPDPS'03: Proceedings of the International Parallel and Distributed Processing Symposium*. IEEE Computer Society. pp. 143 - 147. USA 2003.
- [Elder93] Elder, Alexander. *Trading for a Living: Psychology, Trading Tactics, Money Management*. Publisher: John Wiley & Sons Inc, April 1993.
- [Engle82] Engle R.F. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*. 50 (4). pp. 987-1007. 1982.
- [Engle93] Engle R. Statistical Models for Financial Volatility. *Financial Analysts Journal*. 49 (1). pp. 72-78. 1993.
- [Everson02] Everson, R.M., Fieldsend, J.E., Singh, S., Full Elite Sets for Multi-objective Optimisation. *Proceedings of the fifth international Conference on adaptive computing design and manufacture (ACDM 2002)*, 2002.
- [Fama66] Fama, E. y Blume, M. Filter rules and stock market trading,. *Journal of Business, Part 2: Supplement on Security Pricing*, 39 (1), pp. 226–241. 1966.
- [Fama70] Fama, E. F. Efficient capital market: A review of theory and empirical work, *Journal of Finance*, 25 (2), pp. 383–417. 1970.
- [Fama88] Fama, E. F. y French, K. R. Permanent and temporary components of stock prices, *Journal of Political Economy*, 96 (2), pp. 246–273. 1988.
- [Fama91] Fama, E. F. Efficient capital markets: II, *Journal of Finance*, 46 (5), pp. 575 – 1617. 1991.
- [Fernández99] Fernández Rodríguez, F., Sosvilla Rivero, S. y Andrada Félix, J. Análisis técnico en la bolsa de madrid, *Moneda y Crédito*, 213, pp. 11–37. 1999.
- [Fernández04] Fernández Blanco, P. “Estudio de los algoritmos evolutivos y su implementación como técnica heurística de optimización para su aplicación industrial”. Tesis doctoral.

- Universidad Complutense de Madrid. Facultad de Ciencias Físicas, Departamento de Arquitectura de Computadores y Automática. 2004.
- [Fernández07] Fernández Blanco P., Soltero Domingo F. J., Bodas Sagi D. J., Hidalgo J. I. Aplicaciones de los Algoritmos Evolutivos en Economía. *Anales de Ingeniería Técnica Informática de Sistemas*. nº 1, ISBN 978-84-935511-2-4, pp. 57-67. Madrid 2007.
- [Fernández08] Fernández-Blanco, P., Bodas-Sagi, D. J., Soltero, F. J., and Hidalgo, J. I. Technical market indicators optimization using evolutionary algorithms. In *Keijzer (Ed.) Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO'2008)*. New York 2008. pp. 1851-1858. 2008.
- [Figlewski97] Figlewski S. Forecasting Volatility. *Financial, Markets, Inst. Instruments*. NYU, Salomon Center. 6 (1). pp. 1-88. 1997.
- [Flemming78] Flemming, W. Beitrage zur Kenntniss der Zelle und ihrer Lebenserscheinungen. *Arch. Mikroskop. Anat.* 16. pp. 302-436 (1878) y 18:151-289 (1880). Reimpreso en: *J. Cell Biol.* 25:581-589 (1965).
- [Fogel66] Fogel, L.J., Owens, A.J. y Walsh, M.J. *Artificial Intelligence Through Simulated Evolution*. John Wiley, New York, 1966.
- [Fonseca93] Fonseca, C. M. and Fleming, P.J. Genetic Algorithm for Multiobjective Optimization, formulation, discussion and generalization. In *Forrest, S., ed., Genetic Algorithms: Proceeding of the Fifth International Conference*. CA, pp. 416-423. 1993.
- [Fonseca95] Fonseca, C.M., y Fleming, P.J. An overview of evolutionary algorithms in multiobjective optimization. *Evolutionary Computation* 3(1), pp. 1-16, 1995.
- [Fonseca98a] Fonseca, C.M. y Fleming, P.J. Multiobjective Optimization and Multiple Constraint Handling with Evolutionary Algorithm-Part I: A unified formulation. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. Part A: Systems and Humans*. vol. 28 (1), pp. 3-18. 1998.
- [Fonseca98b] Fonseca, C.M. y Fleming, P.J. Multiobjective Optimization and Multiple Constraint Handling with Evolutionary Algorithm-Part II: Application example. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. Part A: Systems and Humans*, vol. 28 (1), pp. 38-47, 1998.
- [Fourman85] Fourman, M.P. Compaction of symbolic layout using genetic algorithms, en J.J. Grefenstette (Ed.). *Proceedings of an International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications*, Pittsburgh, PA, pág 141-153, sponsored by Texas Instrument and U.S. Navy Centre for Applied Research in Artificial Intelligence. (NCARAI), 1985.

- [Fraser57] Fraser, A.S. Simulation of Genetic Systems by Automatic Digital Computers. I. Introduction, *Australian Journal of Biological Sciences*, vol. 10, pp. 484-491, 1957.
- [French87] French, K.R., Schwert, G.W. y R.F. Stambaugh. Expected Stock Returns and Volatility. *Journal of Financial Economics* 19 (1), pp: 3-29. 1987.
- [Friedman56] Friedman, G.J. "Selective Feedback Computers for Engineering Synthesis and Nervous System Analogy", Tesis doctoral, UCLA, 1956.
- [Gately96] Gately E. *Neural Networks for Financial Forecasting*. Jon Wiley & Sons. 1996.
- [Glover97] Glover, F. and M. Laguna. *Tabu Search*. Kluwer, Norwell, MA. 1997.
- [Goldberg89] Goldberg, D.E. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Addison-Wesley, 1989.
- [Gong02] Gong, W. y Shi, L. Modelling, Control and Optimization of Complex Systems: In Honour of Professor Yu-Chi Ho, *Kluwer International Series on Discrete Event Dynamic Systems*, n° 14, 2002.
- [González03] González Martel C. "Nuevas perspectivas del Análisis Técnico de los mercados bursátiles mediante el aprendizaje automático. Aplicaciones al Índice General de la Bolsa de Madrid". Universidad de Las Palmas de Gran Canaria. 2003.
- [Graham07] Graham B., *El inversor inteligente*. Deusto S.A. Ediciones. Barcelona. 2007
- [Graziano01] Graziano J.P. "Análisis Técnico estadístico. Principales indicadores y su aplicación al ISR®". Investigación y Desarrollo. Bolsa de Comercio de Rosario. Marzo de 2001.
- [Gregory08] Gregory-Allen, Russell B., Shawky, Hany A. and Stangl, Jeffrey, "Quantitative vs. Fundamental Analysis in Institutional Money Management: Where's the Beef?". 2008. Available at <http://ssrn.com/abstract=1269715>.
- [Hajela92] Hajela, P. y Lin, C.Y. Genetic search strategies in multicriterion optimal design. *Structural Optimization* vol.4, pp.99-107, 1992.
- [Harik99] Harik, G. Cantú-Paz, E., Goldberg, D.E. y Miller, B. The gambler's ruin problem, genetic algorithms, and the sizing of populations. *Evolutionary Computation* 7 (3), pp. 231-253, 1999.
- [Hassan05] Hassan R., Nath B. Stock Market Forecasting Using Hidden Markov Model: A New Approach. *Proceedings of the 2005 5th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications (ISDA'05)*. 2005.
- [Hidalgo01] Hidalgo Pérez J.I. "Técnicas de Partición y Ubicación para Sistemas Multi-FPGA basadas en Algoritmos Genéticos". Tesis doctoral. Universidad Complutense de Madrid. Facultad de Ciencias Físicas, Departamento de Arquitectura de Computadores y Automática. 2001.

- [Ho94] Ho, Y.C. Heuristics, Rules of Thumb and the 80/20 Proposition. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 39 (5), pp. 1025-1027, mayo 1994.
- [Ho97] Ho, Y.C. On the Numerical solution of Stochastic Optimization Problems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 42 (5), pp. 727-729, 1997.
- [Holland92] Holland, J.H. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. University of Michigan Press, Ann Arbor, Michigan, 2nd edition, MIT Press, 1992.
- [Horn94] Horn, J., Nafpliotis, N. y Goldberg, D.E. A Niche Pareto Genetic Algorithm for Multiobjective Optimization, In *Proceedings the First IEEE Conference on Evolutionary Computation*, IEEE, World Congress on Computation, Volume I, Piscataway, NJ, pp. 82-87. 1994.
- [Horn97] Horn, J. Multicriteria decision making, In *T. Bäck, D.B.Fogel y Z. Michalewicz (Eds), Handbook of Evolutionary Computation*. Bristol (UK), Institute of Physics Publishing, 1997.
- [Hui03] Hui A., Using Genetic Programming to Perform Time-Series Forecasting of Stock Prices. *Genetic Algorithms and Genetic Programming at Stanford*. Stanford, California. 2003.
- [Hwang79] Hwang, C.L. Masud, A.S.M. *Multiple Objectives decision Making Methods and Applications*, Berlin, Springer, 1979.
- [Iba93] Iba H., Kurita T., De Garis H. and Sato T. System Identification using Structured Genetic Algorithms. *Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms*. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann. Pags: 279-286. 1993.
- [Iba95] Iba H., "A Numerical Approach to Genetic Programming for System Identification". Electrotenial Laboratory technical report ETL-TR-95-23. Tsukuba Science City, Japan 1995.
- [Ishibuchi96] Ishibuchi, H. y Murata, T. Multiobjective genetic local search algorithm, In *Proceedings of 1996 IEEE International Conference on Evolutionary Computation (ICEC'96)*, Piscataway, NJ, pág 119-124, 1996.
- [Ivakhenko71] Ivakhenko A. G., Polynomial Theory of Complex Systems. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*. 1 (4). pp. 364-378. 1971.
- [Jeong96] Jeong, I.K. y Lee, J.J. Adaptive Simulated Annealing Genetic Algorithms for Control Applications. *International Journal of Systems Science*, 27 (2), pp. 241-253, 1996.
- [Joy83] Joy, Maurice. *Introduction to Financial Management*. 3ª ed., Richard D. Irwin, Homewood III. pp. 478-493. 1983.

- [Kaboudan02] Kaboudan M. GP Forecasts of Stock Prices for Profitable Trading. *Evolutionary Computation in Economics and Finance*. Vol 2. Physica-Verlag, Heidelberg, pp. 359-382. 2002
- [Kaldor34] Kaldor N., A Classificatory Note on the Determination of Equilibrium, *Review of Economic Studies*, 1 (2), 122-36. February, 1934.
- [Keber02] Keber C. Evolutionary Computation in Option Pricing: Determining Implied Volatilities Based on American Put Options. *Evolutionary Computation in Economics and Finance*. Physica-Verlag, Heidelberg, pp. 399-415. 2002.
- [Kennedy95] Kennedy J., Eberhart R., Particle swarm optimization, *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Neural Networks*, Piscataway, NJ, pp. 1942–1948, 1995.
- [Kiem02] Kiem, H. y Thai, L.H. The Association of Evolutionary Algorithms and Fuzzy Logic. *The 6th World Multiconference on Systemics, Cybernetics and Informatics*, Orlando (Florida), julio de 2002.
- [Kirkpatrick83] Kirkpatrick S., Gelatt Jr. C. D. and Vecchi M. P. Optimization by Simulated Annealing. *Science*, 220:671–680, 1983.
- [Kitano01] Kitano H., *Foundations of systems biology*. MIT Press, ISBN 0-262-11266-3. 2001.
- [Knowles02] Knowles, Joshua D. “Local-Search and Hybrid Evolutionary Algorithms for Pareto Optimization”. Tesis doctoral, Universidad de Reading, 2002.
- [Koopmans71] Koopmans, T.C. *Analysis and Production as an Efficient Combination of Activities, en Activity Analysis of Product and Allocation*, Ed: T.C. Koopmans, Yale University Press, New Haven London, pp.33-97, 1971 (originalmente publicado en 1951).
- [Korhonen96] Korhonen P., Laakso J. A visual interactive method for solving the multiple criteria problem. *European Journal of Operational Research*, 24:2772287, 1986.
- [Koski84] Koski, J. Multicriterion optimization in structural design, en E. Atrek, R.H. Gallagher, K.M. Ragsdell y O.C. Zienkiewicz (Eds.), *New Directions in Optimum Structural Design*, pp.483-503, Wiley, 1984.
- [Koza89] Koza, J.R. Hierarchical Genetic Algorithms Operating on Populations of Computer Programs, *In Proceedings of the 11th Conference on Artificial Intelligence*, vol. 1, Morgan Kaufmann, pp. 768-774, 1989.
- [Koza92] Koza J., *Genetic Programming: On the Programming of Computers by means of Natural Selection*. Cambridge. MA: The MIT Press. 1992.
- [Kroner96] Kroner K. Creating and Using Volatility Forecast. *Derivatives Quart.* 3 (2). pp. 39-53. 1996.

- [Kursawe91] Kursawe, F. A variant of evolution strategies for vector optimization, en H.P. Schwefel y R. Manner (Eds.), *Parallel Problem Solving from Nature*, Proc. 1st Workshop PPSN, Berlín, pp.193-197, Springer, 1991.
- [Kutsurelis98] Kutsurelis J. E. "Forecasting Financial Markets using Neural Networks: An analysis of method and accuracy". Master Thesis Naval Postgraduate school. Monterey, California. September 1998.
- [Kwong95] Kwong, S. y Man, K.F. Improving Local Search in Genetic Algorithms for Numerical Global Optimization Using Modified GRID-point Search Technique, In *Genetic Algorithms in Engineering Systems: Innovations and Applications*, IEEE, 1995.
- [Lanchares95] Lanchares Dávila, Juan. "Desarrollo de metodologías para síntesis y optimización de circuitos lógicos multinivel". Tesis doctoral, Universidad Complutense de Madrid, 1995.
- [Laumanns98] Laumanns, M., Rudolph, G. y Schwefel, H.P. A spatial predator-prey approach to multiobjective optimization: A preliminary study, en A.E. Eiben, T. Bäck, M. Schoenauer y H.P. Schwefel (Eds.), *Fifth International Conference on Parallel Problem Solving from Nature (PPSN-V)*, Berlín, Alemania, pp.241-249. Springer, 1998.
- [Laumanns00] Laumanns, M., Zitzler, E. y Thiele, L. A Unified Model for Multi-Objective Evolutionary Algorithms with Elitism. *Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation*, pp. 46-53, IEEE, 2000.
- [Lettau97] Lettau M., Explaining the Facts with Adaptative Agents: The Case of Mutual Fund Flows. *Journal of Economic Dynamics and Control*. Vol. 23. Pags. 1117-1147. 1997.
- [Li05] Li Rong-Jun, Xiong Zhi-Bin. Forecasting Stock Market with fuzzy neural networks. *Proceedings of the Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. 6. pp. 3475 – 3479. Guangzhou. 6. Pp August 2005.
- [Li91] Li W. Absence of 1/f Spectra in Dow Jones Daily Average. *International Journal of Bifurcation and Chaos*. 1, 583-597. 1991
- [Lis97] Lis, J. y Eiben, A.E. A multisexual genetic algorithm for multiobjective optimization, In *Proceedings of 1997 IEEE International Conference on Evolutionary Computation (ICEC'97)*, Piscataway, NJ., pp.59-64, IEEE, 1997.
- [Llinares08] Llinares Coloma, F. "¿Se puede ganar en bolsa con las medias móviles?". Blogs Rankia. Abril 2008. Disponible en: <http://www.rankia.com/blog/optinver/2008/04/se-puede-ganar-en-bolsa-con-las-medias.html>.
- [Llinares08b] Llinares Coloma, F. *Análisis Técnico: Operar con éxito en opciones y futuros*. Ed. Pirámide S.A. Madrid 2008.

- [Lo88] Lo, A. W. y MacKinlay, A. C. Stock market price do not follow random walks: Evidenc from a simple specification test. *The Review of Financial Studies*, 1 (1), pp. 41–66. 1988.
- [Lo90] Lo, A. y MacKinley C.A. Data snooping biases in test of financial asset pricing models, *The Review of Financial Studies*, 3, pp. 431–467. 1990.
- [Lohpetch09] Lohpetch D., Corne D. Discovering Effective Technical Trading Rules with Genetic Programming: Towards Robustly Outperforming Buy-and-Hold. In *World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing (NABIC) 2009*, IEEE Press. pp. 431—437, 2009.
- [Lohpetch10] Lohpetch D., Corne D. Outperforming Buy-and-Hold with Evolved Technical Trading Rules: Daily, Weekly and Monthly Trading. *EvoApplications 2010*, (6025) pp. 161 - 171, Springer LNCS. 2010.
- [Lohpetch11] Lohpetch D. and Corne D. Multi-objective algorithms for financial trading: Multi-objective out-trades single-objective. *IEEE Congress on Evolutionary Computation 2011*, 192-199. 2011.
- [Magee87] Magee J., Edwards R.D. *Technical Analysis of Stock Trends*. 5th Edition. 1987.
- [Malkiel92] Malkiel, B. *Un paseo aleatorio por Wall Street*. Alianza Editorial. Madrid. 1992.
- [Mantegna00] Mantegna R. N., Stanley H. E., *An introduction to ecophysics. Correlations and Complexity in Finance*. Cambridge University Press. Cambridge 2000.
- [Maravall96] A. Maravall, V. Gómez. *Programs TRAMO and SEATS: Instructions for the user (Beta versión)*. ISSN 0213-2710, N° 28, pp. 1-124. 1996.
- [Marchiorri99] Marchiorri, E. y Rossi,C. A flipping Genetic Algorithm for Hard SAT Problems. *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference, GECCO99*, 1, pp.393-400. 1997.
- [Markowitz52] Markowitz, Harry, Portfolio Selection. *Journal of Finance* 7 (1). pp. 77 – 91., Marzo 1952.
- [Michalewicz10] Michalewicz, Z. y Fogel, D.B. *How to Solve It: Modern Heuristics*. Springer-Verlag. 2010.
- [Miettinen99] Miettinen, K. M. *Nonlinear Multiobjective Optimization*. Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [Mills93] Mills, T. *The Econometric Modelling of Financial Time Series*. Cambridge University Press. 1993.
- [Mills96] Mills, T. “Technical analysis and the london stock exchange: Testing trading rules using the FT30”. Economic Research Paper 96/1, Department of Economics, Loughborough of Technology. 1996.

- [Mishkin07] Mishkin, F. S. *The Economics of Money, Banking, and Financial Markets*. Boston: Addison Wesley. 2007.
- [Morari01] Morari, M., Gentilini, A. Challenges and Opportunities in Process Control: Biomedical Processes. *AIChE Journal*, 47 (10), octubre 2001.
- [Morató99] Morató Izquierdo, M.C., “Algoritmos genéticos: Aplicación al análisis de secuencias en biología molecular”. Tesis doctoral, U.P.M., Escuela Técnica Superior de Ingenieros Agrónomos, Madrid, 1999.
- [Morini04] Morini Marreno S., Giner Rubio J. “El índice VIX para la predicción de Volatilidad: Un estudio internacional. Documentos de trabajo conjuntos”. Facultad de CC. Económicas y Empresariales. Universidad de La Laguna. Nº 10. 2004.
- [Moscato89] Moscato, y Norman, G. *On Evolution, Search, Optimization, Genetic Algorithms and Martial Arts. Towards Memetic Algorithms*. 1989.
- [Murphy99] Murphy, John. *Technical Analysis of the Financial Markets*. New York Institute of Finance, 1999.
- [Natemberg88] Natemberg, S. *Option Volatility and Pricing Strategies*. Probus Publishing Company. 1988.
- [Neely97] Neely, C., Weler, P. y Dittmar, R., Is technical analysis in the foreign exchange market profitable? a genetic programming approach, *Journal of Financial Quantitative Analysis*, 32 (4), pp. 405–426. 1997.
- [Nelson91] Nelson D. B. Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A new Approach. *Econometrica*. 59:2. pp: 347-71. 1991.
- [Oakley94] Oakley H., Two Scientific Applications of Genetic Programming: Stack Filters and Non-Linear Equation Fitting to Chaotic Data. *Advances in Genetic Programming*. Cambridge, MA: The MIT Press. Pag. 369-389. 1994.
- [Obayashi98] Obayashi, S., Takahashi, S., y Takeguchi, Y. Niching and elitist models for MOGAs, en A.E. Eiben, T. Bäck, M. Schoenauer y H.P. Schwefel (Eds.), *Fifth International Conference on Parallel Problem Solving from Nature (PPSN-V)*, Berlín, Alemania. pp.260-269, Springer, 1998.
- [Odusanya02] Odusanya, A.A., Odetayo, M.O., Petrovic, D. y Naguib, R.N.G. A Genetic Algorithm Based Model for Breast Cancer Prognosis. *The 6th World Multiconference on Systemics, Cybernetics and Informatics*, Orlando (Florida), julio 2002.
- [Oussaidène97] Oussaidène M., Chopard B., Pictet O. V., Tomassini M., Pararel Genetic Programming and its application to trading model induction. *Parallel Computing*. 23 (8). pp. 1183-1198. 1997.

- [Oxelgein88] Oxelgein, L. y Wihlborg, C., *Macroeconomic Uncertainty*, Wiley and Sons, New York, 1988.
- [Papadamou06] Papadamou S., Stephanides G. Improving technical trading systems by using a new MATLAB-based genetic algorithm procedure. *Mathematical and Computer Modelling*. 46 (1-2). pp. 189-197. 2007.
- [Pareto96] Pareto, V. *Cours D'Economie Politique*, Volume I, 1896. Lausanne: F.Rouge. (Existe una edición de Librairie Droz , Geneve, de 1964).
- [Parisi06] Parisi A., Parisi F., Díaz D. Modelos de Algoritmos Genéticos y Redes Neuronales en la Predicción de Índices Bursátiles Asiáticos. *Cuadernos de Economía*. Vol. 43. pags: 251-284. 2006.
- [Parks98] Parks, G.T. y Miller, I. Selective breeding in a multiobjective genetic algorithm, In A. E. Eiben, T. Bäck, M. Schoenauer y H.P. Schwefel (Eds.), *Fifth International Conference on Parallel Problem Solving from Nature (PPSN-V)*, Berlín, Alemania, pp.250-259, Springer, 1998.
- [Pham00] Pham, D.T. y Karaboga, D. *Intelligent Optimisation Techniques*, Springer, 2000.
- [Peña89] Peña Sánchez de Rivera D. *Estadística. Modelos y Métodos. Modelos lineales y series temporales*. Alianza Universidad. Madrid. 1989.
- [Peña93] Peña J.I. Medidas de volatilidad en mercados financieros. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, Vol. XXIII, Núm. 77, Octubre – Diciembre. Pags: 937-948. 1993.
- [Peña05] Peña D. *Análisis de series temporales*. Alianza editorial, Madrid. 2005.
- [Pereira02] Pereira R. Forecasting Ability But No Profitability: An Empirical Evaluation of Genetic Algorithm-Optimised Technical Trading Rules. *Evolutionary Computation in Economics and Finance*. Physica-Verlag, Heidelberg, 2002. Págs. 273-286.
- [Plummer89] Plummer, T. *Forecasting Financial Markets: The Truth Behind Technical Analysis*. London: Kogan Page. 1989.
- [Poon03] Poon Ser-Huang, Granger C. W. J. Forecasting Volatility in Financial Markets: A Review. *Journal of Economic Literature*. Vol. XLI. pp. 478-539. June 2003.
- [Poon91] Poon, S.H, Taylor. Stock Returns and volatility: An empirical Analysis of the U.K. Stock Market, *Journal of Banking and Finance*. 1991.
- [Porter02] Porter, J. H. y Ramsey, K.W. Integrated Ecological Data: Tools and Techniques. *The 6th World Multiconference on Systemics, Cybernetics and Informatics*. Orlando (Florida), julio 2002.
- [Pring91] Pring, M., *Technical Analysis Explained: The Successful Investor's Guide to Spotting Investment Trends and Turning Points*. New York: MacGraw-Hill. 1991.

- [Rechenberg73] Rechenberg, I. *Evolutionsstrategie: Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Evolution*. Fromman-Holzbog, Stuttgart, 1973.
- [Rehnström00] Rehnström, A. “Automatic Control of an Activates Sludge Process in a Wastewater Treatment Plant- a Benchmark Study”. Tesis Doctoral, Universidad de Uppsala (Suecia), 2000.
- [Reilly89] Reilly, Frank K., *Investment Analysis and Portfolio Management*, Driden Ed. Chicago, III. USA, 1989.
- [Rodríguez99] Rodríguez V., K. “Multiobjective Evolutionary Algorithms in Non-Linear System Identification”. Tesis Doctoral, Department of Automatic Control and Systems Engineering, Universidad de Sheffield, 1999.
- [Rudolph98] Rudolph, G. On a multiobjective evolutionary algorithm and its convergence to the pareto set, In *IEEE International Conference on Evolutionary Computation (ICEC'98)*, Piscataway, NJ., pp.511-516, IEEE, 1998.
- [Samuelson02] Samuelson P.A., Nordhaus W.D. *Economía*. McGrawHill. Decimoséptima edición. Madrid. 2002.
- [Santini01] Santini M., Tettamanzi A., Genetic Programming for Financial Time Series Prediction. Genetic Programming, *Proceedings of EuroGP'2001*. Vol. 2038. Springer-Verlag. Pags. 361-370. Italy 2001.
- [Sawaragi85] Sawaragi, Y., Nakayama, H. y Tanino, T. *Theory of Multiobjective Optimization*. Florida, Academic Press, 1985.
- [Schaffer84] Schaffer, J.D. “Multiple Objective Optimization with Vector Evaluated Genetic Algorithms”. Tesis Doctoral, Vandebrit University, 1984.
- [Schaffer85] Schaffer JD. Multi-objective optimization with vector evaluated genetic algorithms. In *Proceedings of an international conference on genetic algorithms and their applications*, pp. 93–100. 1985.
- [Schwefel81] Schwefel, H.P. *Numerical Optimization of Computer Models*. New York, John Wiley&Sons,1981.
- [Schaffer89] Schaffer, J.D. *Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms*, Morgan Kaufmann, 1989.
- [Sharpe64] Sharpe W.F., Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk, *Journal of Finance*, 19 (3), pp. 425-442. 1964.
- [Silva02] Silva, V.V.R y Fleming, P.J. Control Configuration Design Using Evolutionary Computing. *15th Triennial World Congress*, Barcelona, 2002.
- [Singleton01] Singleton K., Estimation of Affine Asset Pricing Models Using the Empirical Characteristic Function. *Journal of Econometric*. 102. pp: 111-141. 2001.

- [Sinha02] Sinha, A. "Designing efficient genetic and evolutionary algorithm hybrids". Master's thesis, University of Illinois, Urbana Champaign, 2002.
- [Soule02] Soule T., Heckendorn R. B., Shen J. Solution stability in evolutionary computation. *ISCIS XVII International Symposium On Computer and Information Sciences*. CRC Press. Págs: 237 – 241. 2002.
- [Soule03] Soule T. Operator choice and the evolution of robust solutions. *Genetic Programming Theory and Practice*. Kluwer. pp. 257 – 270. 2003.
- [Srinivas94] Srinivas, N. and K. Deb. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms. *Evolutionary Computation.*, 2, pp. 221-248. 1994.
- [Srinivas95] Srinivas, N. y Deb, K. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms. *Evolutionary Computation*, 2 (3), pp.221-248, 1995.
- [Stallings06] Stallings W. *Organización y Arquitectura de Computadoras*. Pearson Educación. 6ª Ed. 2006.
- [Steuer86] Steuer, R.E. *Multiple Criteria Optimization: Theory, Computation and Application*. New York, Wiley, 1986.
- [Steven02] Steven, H.L., Paganini, F. y Doyle, C. Internet Congestion Control. *IEEE Control Systems Magazine*, Febrero 2002.
- [Suárez96] Suárez, A. S. S., *Decisiones Óptimas de Inversión y Financiación de la Empresa*. Ed. Pirámide. Madrid 1996.
- [Szpiro02] Szpiro G. G. Tinkering with Genetic Algorithms: Forecasting and Data Mining in Finance and Economics. *Evolutionary Computation in Economics and Finance*. Physica-Verlag, Heidelberg, pp. 273-286. 2002.
- [Tamaki96] Tamaki, H., Kita, H. y Kobayashi, S. Multiobjective optimization by genetic algorithms: A review, In *Proceedings of 1996 IEEE International Conference on Evolutionary Computation (ICEC'96)*, Piscataway, NJ, pp.517-522, IEEE, 1996.
- [Taylor92] Taylor, M. y Allen, H. The use of technical analysis in the foreign exchange market, *Journal of Money and Finance*, 11 (3), pp. 304–314. 1992.
- [Tsutsui97] Tsutsui S., Ghosh A. Genetic algorithms with a robust solution searching scheme. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. Vol. 1. Pags: 201 – 208. 1997.
- [Uriel85] Uriel E. *Análisis de Series Temporales*. Modelos ARIMA. Paraninfo. Madrid. 1985.
- [Valenzuela97] Valenzuela-Rendón, M. y Uresti-Charre. A non-generational genetic algorithm for multiobjective optimization, en T. Bäck (Ed.), *Proceedings of the Seventh International Conference on Genetic Algorithms*, San Francisco, California, pp.658-665, Morgan Kaufmann, 1997.

- [Vanderpooten90] Vanderpooten, D. *Multiobjective Programming: Basic Concepts and Approaches, Stochastic versus Fuzzy Approaches to Multiobjective Mathematical Programming under Uncertainty*. Editado por R. Slowinski y J. Teghem, Kluwer Academic Publishers, pp.7-22, Dordrecht, 1990.
- [Veldhuizen98a] Veldhuizen, D.A.V. y Lamont, G.B. Evolutionary computation and convergence to a pareto front, In *J.R. Koza, W. Banzhaf, K. Chelapilla, K. Deb, M. Dorigo, D.B. Fogel, M.H. Garzon, D.E. Goldberg, H. Iba y R. Riolo (Eds.), Genetic Programming, Proceedings of the Third Annual Conference*. San Francisco, California, págs 22-25, Morgan Kaufmann, 1998.
- [Veldhuizen98b] Veldhuizen, D.A.V. y Lamont, G.B. “Multiobjective evolutionary algorithm research: A history and analysis”. Technical Report TR-98-03, Department of Electrical and Computer Engineering, Graduate School of Engineering, Air Force Institute of Technology, Wright-Patterson AFB, Ohio, 1998.
- [Veldhuizen99] Veldhuizen, D.A.V. “Multiobjective Evolutionary Algorithms: Classification, Analyses, and New Innovations”. Tesis Doctoral, Department of Electrical and Computer Engineering. Graduate School of Engineering. Air Force Institute of Technology, Wright-Patterson AFB, Ohio, 1999.
- [Walpole98] Walpole Ronald E., Raymond H., Myers Sharon L., *Probabilidad y Estadística para Ingenieros*. Prentice-Hall Hispanoamericana, S.A. México. 1998.
- [Wasserman93] Wasserman, P. *Advanced Methods in Neural Computing*. Van Nostrand Reinhold.
- [Wermers07] Wermers, R. T. Yao, J Zhao. “The Investment Value of Mutual Fund Portfolio disclosure”. Working Paper, University of Maryland. 2007.
- [West88] West, K. D. Bubbles, fads and stock price volatility: A partial evaluation, *Journal of Finance*, 43, 639–660. 1988.
- [Whidborne96] Whidborne, J.F. y Gu, D.W. Simulates Annealing for Multiobjective Control System Design, In *UKACC International Conference on Control*, pp.376-381, Conference Publication n°427, IEEE, septiembre 1996.
- [Wolpert97] Wolpert, D.H. y Macready, W.G. No free lunch theorems for optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1 (1), pp.67-82, abril 1997.
- [Wright98] Wright C. F. *Trading as business*. Edited by Wright. 1998.
- [www-cluster] The High Availability Linux Project. <http://linux-ha.org/>
- [www-Coello] Coello Coello, C.A., Depto. de Ingeniería Eléctrica, Sección de Computación, Instituto Politécnico Nacional de México, <http://delta.cs.cinvestav.mx/~ccoello/EMOO/>
- [www-Gropp] Gropp W. Tutorial on MPI: The Message-Passing Interface. <http://www-unix.mcs.anl.gov/mpi/tutorial/gropp/talk.html>

-
- [www-Matlab] Matlab Home Page. <http://www.mathworks.com/>
- [www-MatlabMPI] MIT Lincoln Laboratory.
<http://www.ll.mit.edu/mission/isr/matlabmpi/matlabmpi.html>
- [www-novell] Novell. Home page OpenSUSE 11.0 <http://www.novell.com/products/opensuse/>
- [www-yahoo] Yahoo, Portal de Finanzas. <http://finance.yahoo.com>
- [Yan07] Yan W., Clack C. D. Evolving robust GP solutions for hedge fund stock selection in emerging markets. *GECCO '07: Proceedings of the 9th annual conference on Genetic and evolutionary computation*. London, England. ACM Press. Pags: 2234 - 2241. 2007.
- [Zanakis89] Zanakis, S.H., Evans, J.R. y Vazacopoulos, A.A. Heuristic methods and applications: a categorized survey, *EJOR*, 43, pp.88-110, 1989.
- [Zhang97] Zhang B., Ohm P., Mühlenbein H., Evolutionary induction of sparse neural trees. *Evolutionary Computacion*. 5 (2). Pags: 213-236. 1997
- [Zhang99] Zhang B., Forecasting high frequency financial time series with evolutionary neural trees: The case of hang-sheng stock market. *Proceedings of ICAI'99*, 1999.
- [Zhao06] Zhao, J. "Quant Jocks and Tire Kickers: Does the Stock Selection Process Matter?". working paper. 2006.
- [Zitzler99] Zitzler, Eckart. "Evolutionary Algorithms for Multiobjective Optimization: Methods and Applications". Tesis Doctoral, Computer Engineering and Networks Laboratory. Swiss Federal Institute of Technology, Zurich, 1999.
- [Zitzler00] Zitzler, E.; Laumanns, M.; Thiele, L.. "SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm". Computer Engineering and Networks Laboratory (TIK). Department of Electrical Engineering Swiss Federal Institute of Technology (ETH) Zurich. 2000.