

# Optimización de indicadores técnicos utilizando un conjunto de Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo

Francisco Soltero, David Granada, Juan M. Vara, Marcos López, Esperanza Marcos

Grupo de Investigación Kybele, Universidad Rey Juan Carlos,  
Calle Tulipán S/N, 28933 Móstoles, Madrid, Spain  
{franciscojose.soltero,david.granada,juanmanuel.vara,marcos.lopez,  
esperanza.marcos}@urjc.es  
<http://www.kybele.es>

**Resumen.** Los indicadores técnicos, mediante la aplicación de un conjunto de fórmulas matemáticas, representan de forma gráfica la serie de precios de un activo. Estas fórmulas comprenden un conjunto de reglas y parámetros cuyos valores son desconocidos y dependen de factores, como el mercado en el que opera, o el tamaño de la ventana de tiempo. Este trabajo se centra en la realización de una aplicación software que optimiza, en tiempo real, el valor de los parámetros para dichos indicadores técnicos mediante el uso de algoritmos evolutivos multiobjetivos (AEMOs). A diferencia de otros enfoques, en este documento se aplica un conjunto de AEMOs diferentes que compiten entre sí, con el fin de lograr mejores rendimientos con un riesgo mínimo. El proceso de optimización es continuo y tiene lugar al final de cada intervalo de tiempo. Esta técnica permite aplicar soluciones no dominadas, obtenidas con diferentes AEMOs y puede mejorar considerablemente los resultados de la estrategia *Buy & Hold*, incluso operando diariamente. Esta afirmación se demostrará comparando los resultados con los presentados previamente en la literatura. Para realizar esta operativa se ha empleado una arquitectura basada en servicios, donde las distintas partes del software han sido implementadas como servicios.

**Palabras clave:** Servicios, Algoritmos Evolutivos, Indicadores Técnicos, Trading automatizado, Optimización Multiobjetivo

## 1. Introducción

El mercado de divisas (*Forex*) es un mercado financiero en el que se establecen los valores de las monedas que se utilizan para la conducción de las Acciones Comerciales Internacionales.

El comportamiento del mercado *Forex* se ha observado desde la creación de este tipo de mercados [1]. La forma de realizar esta observación o estudio puede clasificarse como Análisis Fundamental (AF) o Análisis Técnico (AT).

El AT se basa en el uso de Indicadores Técnicos (ITs) del mercado de valores que se configuran de acuerdo con un conjunto de parámetros que trabajan en series temporales discretas de precios del valor objetivo. Todas las herramientas de AT tienen la intención de obtener información relevante para ayudar a los inversores a tomar buenas decisiones de inversión, definiendo las operaciones de compra y venta, incluso en condiciones de incertidumbre.

En este sentido, existen diferentes maneras de evaluar los resultados obtenidos por estas técnicas. Uno de los más comunes es comparar los resultados obtenidos con la estrategia de *Buy & Hold* (B&H), la cual se basa en la visión de que en los mercados financieros a largo plazo es posible obtener una buena tasa de rendimiento, a pesar de los períodos de volatilidad o pérdida. Dadas sus características, (B&H) es una de las estrategias más utilizadas por los inversores.

Varios estudios han aplicado técnicas de cálculo evolutivo para obtener reglas comerciales con el fin de maximizar los beneficios de las inversiones [2]. Lohpetch y Corne presentaron una revisión del estado de la técnica en [2], donde el uso de la programación genética multi-objetivo se sugiere para descubrir reglas comerciales efectivas. Además, Bodas et al. [3] mostraron que la optimización de los parámetros de ITs con algoritmos evolutivos multiobjetivo (AEMOs) puede generar estrategias de inversión que mejoran el B&H.

En este trabajo, ampliamos las propuestas anteriores con un nuevo enfoque que utiliza un conjunto de diferentes algoritmos evolutivos para obtener mejores valores de los parámetros de los indicadores técnicos y generar reglas de inversión. Asimismo, una de las principales novedades y aportaciones es la construcción del conjunto de soluciones de *Pareto* [4] en combinación con el conjunto de soluciones obtenido con diferentes AEMOs.

Cada uno de estos algoritmos está desarrollado como un servicio, y la composición de todos ellos da lugar al servicio obtenido por la aplicación final para obtener los resultados. En éste trabajo se han utilizado frameworks existentes donde los algoritmos evolutivos ya han sido programados y se les ha dotado de una capa superior que permiten utilizarlos como servicios, evitando los esfuerzos de reprogramarlos y mejorando su comunicación e integración.

Nuestra propuesta se centra en que estos algoritmos evolutivos colaboren en el espacio de búsqueda de una manera independiente. Para este propósito, comparamos dos enfoques. En el primero (Enfoque A) se utiliza un único AEMO para obtener todas las soluciones no dominadas, mientras que en el segundo (Enfoque B), las mejores soluciones se seleccionan entre las obtenidas por un conjunto de AEMOs. Los resultados experimentales, obtenidos en diferentes ventanas de tiempo, muestran que esta nueva técnica mejora el Enfoque A y el *B&H*.

El resto del artículo se estructura de la siguiente forma: en la sección 2 se ofrece una breve revisión de los trabajos relacionados con la Computación Evolutiva y las finanzas; la sección 3 explica el método y los materiales utilizados en este artículo; la sección 4 presenta los principales resultados obtenidos; y, por último, en la sección 5 se presentan las conclusiones derivadas de nuestro trabajo.

## 2. Trabajos relacionados

La computación evolutiva se ha aplicado ampliamente a los problemas de predicción y optimización relacionados con la economía, las finanzas y con el mercado de divisas. Los enfoques mono-objetivo y multi-objetivo se han utilizado en una variedad de problemas [5]: optimización de la cartera y la selección de valores [6], derivados de precios [7], gestión del riesgo financiero [8], reglas técnicas en evolución para el comercio y la inversión [9], y toma de decisiones [7].

Existen algunos enfoques que utilizan Algoritmos Genéticos u otros Algoritmos Evolutivos para optimizar una Red Neural [10] y para desarrollar las reglas comerciales [11]. En [3] se propuso una versión de una técnica para la optimización de los parámetros de los IT, tales como Convergencia-Divergencia Mínima Promedio del indicador (MACD) y el Índice de Fuerza Relativa (RSI) [12]. Dicha técnica se puede aplicar a un gran número de ITs y está basada en el uso de AEMOs con un súper individuo (MOEASI) [5].

En los problemas de optimización dinámica, el conjunto de datos de entrenamiento, las restricciones y la función objetivo son estáticos [2]. Por lo general, la optimización se inicia a partir de un intervalo fijo de datos, llamado conjuntos de entrenamiento, de los que se obtiene un grupo de soluciones. Estas soluciones pasan por un período de validación [2], donde se someten a varios filtros basados en restricciones y nuevos conjuntos de datos. El uso de este conjunto de datos estáticos para obtener individuos genera principalmente dos problemas:

1. No toma en cuenta la evolución del sistema, estado actual y constante cambio
2. Los individuos pueden ser sensibles al conjunto de datos de entrenamiento, produciendo el efecto indeseado del sobreentrenamiento [12]

En este trabajo, se trata de evitar estos problemas recalculando el frente de Pareto con la llegada de nuevos datos. En general la variación es pequeña, lo que indica la robustez del sistema, aunque está ligado a la volatilidad. El tiempo de recálculo está fijado por el número de evaluaciones que ejecuta el algoritmo evolutivo. Las características de los cambios en los sistemas dinámicos son estudiadas por diferentes autores [4,6]. En este trabajo se utiliza la serie “*tick by tick*” del par EUR/USD. La caracterización de esta serie podría modelarse en un sistema de movimientos suaves y cambios moderados [13]. La dinámica de la serie temporal es importante porque una dinámica demasiado fuerte podría limitar la provisión de información a la próxima generación de soluciones.

## 3. Materiales y métodos

Los indicadores técnicos son los encargados de analizar la serie de precios y de generar las señales comerciales (compra/venta) para la posterior operativa en el mercado. Los valores de sus parámetros son determinados a partir de las soluciones obtenidas por los distintos algoritmos propuestos en éste trabajo.

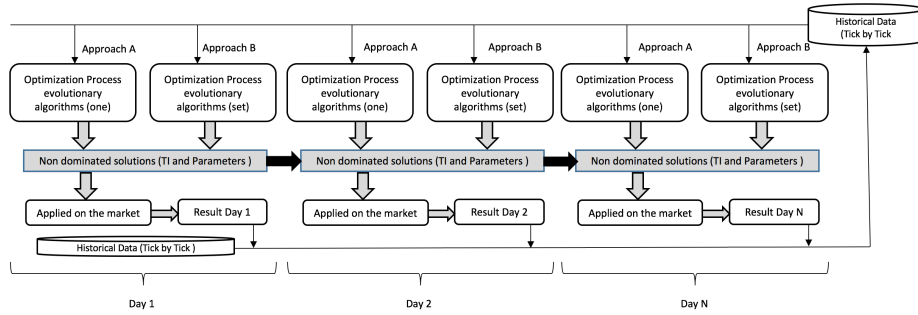
En esta sección se explican los dos enfoques utilizados para la optimización de ITs basados en AEMOs, continuando con los detalles de las funciones objetivo

utilizadas en la selección de las soluciones. Posteriormente, se describe la arquitectura del Framework y, finalmente, se indican los conjuntos de datos utilizados en los diferentes experimentos llevados a cabo.

### 3.1. Dos diferentes combinaciones de AEMO'S

La forma en la que se obtienen las soluciones generan dos enfoques diferentes. El primero consiste en aplicar un solo algoritmo evolutivo en la obtención de las soluciones no dominadas, mientras que el segundo utiliza un conjunto de AEMOs populares en la literatura relacionada: NSGA-II, SPEA-II, PAES, PESA-II y MOCeII.

La Fig. 1 muestra el flujo de trabajo de ambos enfoques, donde el resultado del proceso de optimización es un conjunto de soluciones no dominadas que se seleccionan de acuerdo con un conjunto de objetivos en un proceso de selección no dominante.



**Fig. 1.** Vista general de la técnica con los enfoques A y B

### 3.2. Evaluación de las soluciones

Antes de entrar en los objetivos conviene recordar la definición de algunos conceptos relacionados con el fin de facilitar la comprensión de las 3 funciones objetivo para el algoritmo utilizado.

El retorno en el periodo aplicado (HPR, *Holding Period Return*) es el retorno obtenido durante un periodo de tiempo en el cual ha sido aplicado. La riqueza relativa (TWR, *Terminal Wealth Relative*) es la multiplicación de los HPRs.

$$TWR = \prod_{i=1}^n HPR \quad (1)$$

Esto nos permite obtener la media geométrica como sigue:

$$Media\ Geométrica = (TWR)^{1/N} \quad (2)$$

donde N es el número de operaciones.

La media geométrica puede ser estimada en función de la media geométrica y la desviación estándar como:

$$\text{Media Geométrica} = [\text{med}^2 - \text{desv}^2]^{1/2} \quad (3)$$

Por tanto, y a través de la definición (2), la media geométrica y la TWR están relacionadas como:

$$\text{TWR} = [\text{med}^2 - \text{desv}^2]^{N/2} \quad (4)$$

### **Función objetivo 1: maximizar la media aritmética (maximizar el retorno)**

El objetivo de la estrategia es generar señales de salida y entrada en el mercado. La diferencia entre el precio de entrada y el precio de salida marca el resultado de la operación. Esto puede ser positivo o negativo, y debe incluir los gastos generados por los intereses y los honorarios.

La media geométrica se utiliza para calcular el rendimiento de un sistema en el que los beneficios son reinvertidos. Un valor alto implica un mayor rendimiento del sistema. Para comparar dos estrategias, sólo se tiene que calcular la media geométrica de ambas y saber cuál es mayor. Ésta se puede calcular sobre la base de la media aritmética y la desviación estándar a través de la ecuación fundamental del trading (4).

*Objetivo 1: Maximizar la media aritmética y el retorno de la inversión.*

### **Función Objetivo 2: minimizar el riesgo de la estrategia**

Básicamente, la gestión del riesgo es una combinación de múltiples parámetros interrelacionados, entre los cuales se encuentran los siguientes:

- Contención del número máximo de pérdidas consecutivas
- Controlar la dispersión de las operaciones sobre la media
- Limitar la cantidad de capital invertido
- Determinar los límites de pérdidas (*stop-loss*) y beneficios (*take-profit*)

Un buen sistema debe funcionar con operaciones que generen una dispersión pequeña sobre la media. Es decir, que la desviación estándar sea lo más pequeña posible. Por lo tanto, no es aconsejable tener un *stop-loss* y *take-profit* demasiado grandes. Además, si volvemos al concepto inicial, vemos que cuando se minimiza la media aritmética, se maximiza la media geométrica y, por lo tanto, el retorno de la inversión. Otro factor de riesgo es la permanencia de las operaciones en el mercado, ya que consumen recursos y generan intereses

*Objetivo 2: Minimizar la desviación estándar y ajustar el stop-loss y el take-profit para maximizar el retorno de la inversión.*

### **Función Objetivo 3: maximizar el número de operaciones**

El inversor siempre intenta diversificar su cartera, no para reducir el riesgo, ya que en un mal día de mercado las pérdidas que se generan varían muy poco entre una cuenta que lo éste y otra que no. Los beneficios de la diversificación

vienen mayoritariamente por una disminución de la desviación estándar en los resultados, lo cual maximiza nuevamente la media geométrica del sistema. Se podría concluir que diversificar es bueno aunque no podamos operar valores inversamente correlacionados. En nuestro caso, en vez de tener un único agente que opere una solución, tenemos un conjunto de agentes conformado por el frente de *Pareto*, cada uno con su propia estrategia. Dado que las distintas soluciones operan en marcos temporales distintos, es posible que una solución con un marco temporal mayor se posicione en largo y otra con uno menor lo haga en corto.

Esta operativa hace que se maximice el número de operaciones, y teniendo en cuenta que se opera con un sistema que tiene una expectativa positiva, se encuentran sinergias que logran acelerar el crecimiento del capital. Por tanto, el operar con todo el conjunto de soluciones maximiza el retorno de la inversión y la diversificación de la cartera.

*Objetivo 3: maximizar el número de operaciones  $N$ , maximizar la diversificación y el rendimiento.*

### 3.3. Marco de trabajo experimental

El trabajo teórico ha sido implementado en una plataforma en tiempo real y basada en servicios, con dos lenguajes de programación: C++ y Java. La librería utilizada con los algoritmos evolutivos ha sido jMetal 4<sup>1</sup>. Este marco de trabajo permite el desarrollo, experimentación y estudio de las metaheurísticas para solventar problemas de optimización multiobjetivo. El software Metatrader 4<sup>2</sup> fue utilizado para la adquisición de datos y la operativa en tiempo real. Esta es una plataforma para proveer servicios de intermediación a clientes en mercados financieros. El software desarrollado puede operar en tiempo real o puede ser utilizado para realizar análisis de intervalos temporales específicos.

La arquitectura del sistema (ver Fig. 2) consta de 4 módulos: recolector de datos, gestor de información, gestor de experimentos y experto. Además, el sistema utiliza 2 bases de datos que guardan datos históricos y trabajan con datos en tiempo real. A continuación se detallan cada uno de los 4 roles:

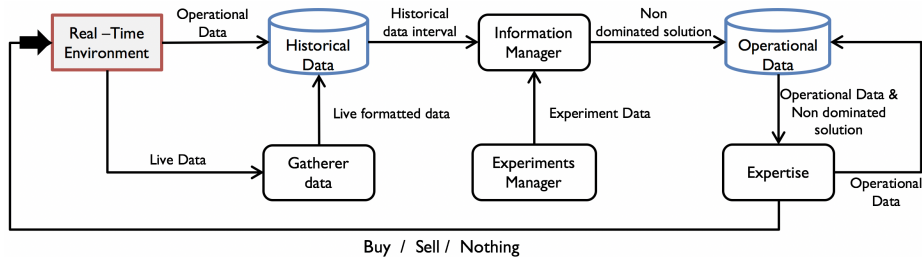
1. El recopilador de datos obtiene los valores de los activos en tiempo real, y los formatea a las escalas más comunes tales como: minutos, horas, semanas y meses. Este módulo está siempre en ejecución.
2. El administrador de experimentos maneja el número de evaluaciones, el período temporal para analizar, el Algoritmo Evolutivo utilizado y sus valores de probabilidad de mutación y cruce. Éste puede usarse para realizar experimentos o para operar en tiempo real.
3. El gestor de información es responsable de gestionar la respuesta del sistema a partir de los datos proporcionados por el gestor de experimentos. Éste determina los expertos que deben estar activos en tiempo real.

---

<sup>1</sup> Sitio Web jMetal: <http://jmetal.sourceforge.net>

<sup>2</sup> Sitio Web Metatrader: <https://www.metatrader4.com/es>

- El experto (solución de negocio) es responsable de realizar la compra y venta. Los datos necesarios para operar se generan en tiempo real y se almacenan en la base de datos operativa. Puede funcionar simultáneamente con todas las soluciones a lo largo de la frontera de *Pareto*.



**Fig. 2.** Diagrama funcional del sistema

### 3.4. Experimentación

Las mejores estrategias para el *trading* se generan a partir de la combinación de un seguidor de tendencias y un oscilador [14]. Siguiendo esta recomendación se ha preparado la estrategia utilizada en este trabajo. Los indicadores seleccionados fueron el MACD y el estocástico [12]. El primero indica la tendencia del sistema, la llamada “oleada”, mientras que el segundo detecta las mejores opciones para operar siguiendo la tendencia anterior.

En este artículo, hemos seleccionado una estrategia comercial básica y optimizada para realizar experimentos. Encontrar la mejor estrategia comercial para este mercado está más allá del alcance de este trabajo.

Para este estudio se utiliza el conjunto de datos del mercado de divisas EUR/USD. Los conjuntos de datos fueron seleccionados porque representan un período suficientemente largo y también constituyen tendencias diferentes del mercado. La Tabla 1 muestra un resumen de dichos datos, obtenidos de la web <http://ratedata.gaincapital.com>.

**Tabla 1.** Conjunto de datos seleccionados para el experimento

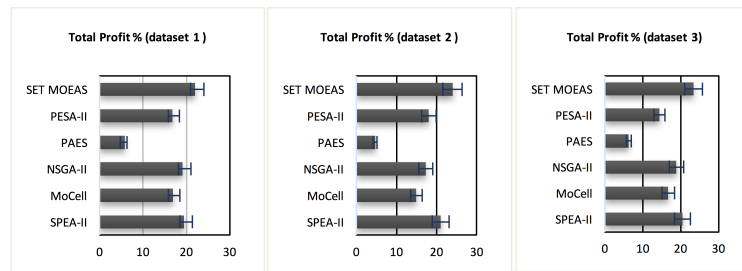
Set	Interval	Amount of data	Trends
1	2012/03/29 - 2012/05/30	800.000	Neutral
2	2014/03/27 - 2014/05/30	660.000	Bullish
3	2016/03/31 - 2016/05/30	675.000	Both Trends

## 4. Resultados y Discusión

Entre los resultados más destacados, hemos estudiado los beneficios que representa cada uno de los enfoques propuestos. En ambos casos los algoritmos utilizados

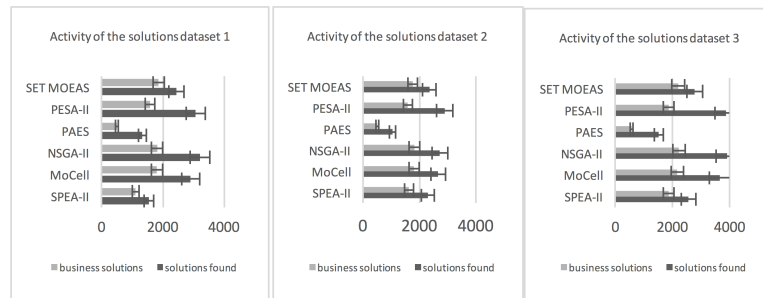
son: PESA-II, PAES, NSGA-II, SPEA-II y MoCell. El Enfoque A está compuesto de soluciones no dominadas del frente de *Pareto* del conjunto de todos los algoritmos evolutivos seleccionados. Mientras que el Enfoque B está compuesto sólo de aquellas soluciones no dominadas pertenecientes al frente de *Pareto* de cualquiera de los algoritmos anteriores (SET MOEAS).

En la Fig. 3 se representa el rendimiento obtenido para cada uno de los métodos y conjuntos de datos. El beneficio se define como la ganancia total obtenida por cada algoritmo una vez procesado todo el conjunto de datos. Ésta se obtiene como suma de los beneficios individuales conseguidos por cada solución. La unidad de medida es en “pips”. Los resultados incluyen los costes de operación.



**Fig. 3.** Beneficios totales, en porcentaje, para los 3 conjuntos de datos

En todos los casos se puede apreciar la superioridad del enfoque propuesto en este trabajo. Los resultados muestran que los mejores valores se obtienen por el enfoque B en comparación con cualquiera de los algoritmos evolutivos que se encuentran en el Enfoque A. Por otra parte, que el beneficio obtenido sólo representa una rentabilidad teórica, y por tanto, solo aplicable en ese período.



**Fig. 4.** Soluciones que operan vs. soluciones encontradas

En cada nueva iteración se generan nuevas soluciones no dominadas. Algunas se sustituyen por otras soluciones no dominadas antes de realizar cualquier operación. En la Fig. 4 se puede observar el número de soluciones que operan (*business solutions*) en contraposición con el total de soluciones encontradas en un experimento completo. Esto nos da un factor del rendimiento del sistema.

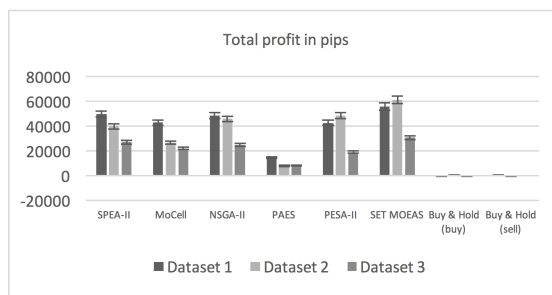


En el caso del enfoque B, el número de soluciones que se utilizan sobre el total encontrado es muy alto. Además, la influencia de diferentes conjuntos de datos en términos de variación de las soluciones obtenidas es irrelevante.

Además, en el Enfoque B el número de operaciones comerciales es muy superior al resto. Esta es una característica que hace que el método propuesto sea mejor respecto al Enfoque A. Además, la influencia de diferentes conjuntos de datos en términos de variación de las soluciones obtenidas es irrelevante.

La mayoría de propuestas funcionan con una única solución. En algunos casos, esta solución se mantiene durante todo el período desde una optimización previa [2] y en otros casos, está cambiando con la llegada de nuevos datos, pero sólo una solución funciona a la vez a pesar de utilizar objetivos diferentes para obtener las soluciones finales [3]. Esta selección, cubierta por el Enfoque A, puede depender de varios factores, pero normalmente está determinada por la ganancia. Además, la estrategia seleccionada también se compara con la de *B&H*.

El beneficio de *B&H* se obtiene restando el valor inicial del valor final. Las posibles operaciones son 2, ya que el inversor puede apostar que el valor aumentará o disminuirá. En este estudio se utilizan 100 experimentos para simular cada tipo de estrategia. La Fig. 5 muestra los resultados obtenidos en este sentido.



**Fig. 5.** Beneficios en *pips* Enfoque B vs. *B&H* vs. Enfoque A

En la Fig. 5, y a diferencia de la Fig. 3, se observa el rendimiento en número de “pips”, el cual es independiente de la cantidad de capital invertido. Dados los resultados obtenidos, es posible afirmar que el enfoque propuesto es una estrategia de investigación válida que aporta notables mejoras en este contexto.

## 5. Conclusiones y trabajos futuros

En este trabajo se ha desarrollado una herramienta, basada en servicios, para operar en tiempo real en el mercado de divisas. Ésta se basa en la optimización de un conjunto de parámetros a través de un algoritmo evolutivo multiobjetivo. La herramienta ofrece una alta escalabilidad y flexibilidad, y la utilización del paradigma de *cloud computing* permite la inclusión de otros potenciales mercados financieros. También es completamente personalizable para cualquier tipo de indicadores y parámetros.

Las versiones futuras incluirán más indicadores e incorporarán modelos más complejos de costes de operación. Sería útil investigar métodos para estimar la rentabilidad alcanzada por la estrategia, así como aplicarla a otros índices y mercados. Por último, un sistema complejo de gestión del riesgo podría ajustarse a inversores particulares, proporcionando estimaciones de potencial aumento de beneficios asumiendo estos riesgos, y todo ello distribuido como un servicio.

**Agradecimientos.** Esta investigación ha sido financiada por la CAM bajo el proyecto SICOMORo-CM (S2013/ICE-3006), por el proyecto ELASTIC (TIN2014-52938-C2-1-R), financiado por el MINECO del Gobierno de España y por el Grupo de Excelencia Investigadora GES2ME (Ref. Orgánica 30VCP1GI05) co-financiado por la URJC y el Banco Santander.

## Referencias

1. Lehmann, B.N.: Fads, martingales, and market efficiency. *The Quarterly Journal of Economics* **105**(1) (1990) 1–28
2. Lohpetch, D., Corne, D.: Discovering effective technical trading rules with genetic programming: Towards robustly outperforming buy-and-hold. In: *Nature & Biologically Inspired Computing. NaBIC 2009.*, IEEE (2009) 439–444
3. Bodas-Sagi, D.J., Fernández, P., Hidalgo, J.I., Soltero, F.J., Risco-Martín, J.L.: Multiobjective optimization of technical market indicators. In: *11th Companion on Genetic and Evolutionary Computation Conference*, ACM (2009)
4. Corne, D.W., Knowles, J.D., Oates, M.J.: The pareto envelope-based selection algorithm for multiobjective optimization. In: *International Conference on Parallel Problem Solving from Nature*, Springer (2000) 839–848
5. Sánchez, P.G.: Service oriented architecture for adaptive evolutionary algorithms: implementation and applications. PhD thesis, Universidad de Granada (2014)
6. Lo, A.W., MacKinlay, A.C.: When are contrarian profits due to stock market overreaction? *Review of Financial studies* **3**(2) (1990) 175–205
7. Fan, K., Brabazon, A., O’Sullivan, C., O’Neill, M.: Option pricing model calibration using a real-valued quantum-inspired evolutionary algorithm. In: *Proceedings of the 9th annual conference on Genetic and evolutionary computation*, ACM (2007)
8. Parisi, A., Parisi, F., Díaz, D.: Models of genetic algorithms and neural networks in the prediction of asian stock market indexes. *Cuadernos de Economía* **43** (2006)
9. Nebro, A.J., Durillo, J.J., Luna, F., Dorronsoro, B., Alba, E.: Mocell: A cellular genetic algorithm for multiobjective optimization. *International Journal of Intelligent Systems* **24**(7) (2009) 726–746
10. Trojanowski, K., Michalewicz, Z.: Evolutionary algorithms for non-stationary environments. In: *Proc. of 8th Workshop: IIS.* (1999) 229–240
11. Oussaidene, M., Chopard, B., Pictet, O.V., Tomassini, M.: Parallel genetic programming and its application to trading model induction. *Parallel Computing* **23**(8) (1997) 1183–1198
12. Elder, A.: *Trading for a living: psychology, trading tactics, money management.* Volume 31. John Wiley & Sons (1993)
13. Jong, K.A.D.: Evolving in a changing world. In: *Proc. of the 11th International Symposium on Foundations of Intelligent Systems.* (1999) 512–519
14. Malkiel, B.G.: *A random walk down Wall Street: including a life-cycle guide to personal investing.* WW Norton & Company (1999)