

Un nuevo algoritmo de búsqueda de sistemas de trading bursatil a corto plazo basado en GAPS

Manuel E. Fernández García Enrique A. de la Cal Marín Raquel Quiroga García

Dpto. de Informática
Universidad de Oviedo
Campus de Viesques
33203 Gijón
enri99@yahoo.com

Dpto. de Informática
Universidad de Oviedo
Campus de Viesques
33203 Gijón
delacal@uniovi.es

Dpto. de Economía Cuantitativa
Universidad de Oviedo
Campus del Cristo
33002 Oviedo
rquiroga@uniovi.es

Resumen

La Hipótesis del Mercado Eficiente se basa en la suposición de que los precios de los activos bursátiles son impredecibles, según la cual sería inútil anticipar el comportamiento de los precios. Por otro lado, la teoría del análisis técnico afirma que sí es posible obtener beneficios basándose en la evolución histórica de los precios. En este trabajo se presenta un sistema generador de reglas de trading a corto plazo, implementado utilizando un algoritmo GAP, capaz de devolver órdenes de compra y venta rentables. Además incorpora dos aspectos novedosos respecto a los sistemas existentes en la literatura que le hacen más eficaz, por un lado, la función de evaluación no incorpora la estrategia Buy&Hold, como hacen la mayoría de trabajos, permitiendo al sistema obtener buenos resultados en mercado bajistas, y por otro lado, se ha considerado un serie de indicadores técnicos más rica y completa de lo que es habitual. El algoritmo se ha aplicado sobre dos series históricas “alcista” y “bajista” correspondientes a los índices S&P500 e Ibex35 respectivamente, obteniendo mejores rentabilidades que otros sistemas existentes en la literatura.

1. Introducción

La Hipótesis del Mercado Eficiente (EMH: Efficient Market Hypothesis) [5] se basa en la afirmación de que los precios de los activos

bursátiles son impredecibles ya que en todo momento incorporan toda la información, histórica, pública y privada existente en los mercados. Según esta teoría, la información histórica no sería útil para anticipar el comportamiento de los precios, ya que varían únicamente en presencia de nueva información. Esto implica que el uso del análisis técnico como herramienta básica a la hora de invertir, no generaría ninguna rentabilidad, ya que éste se basa únicamente en la evolución histórica de los precios que se supone ya incorporada en los mismos. No obstante hay situaciones que no es capaz de explicar, como el crack bursátil de octubre del 87.

Por ello la EMH es cada vez más cuestionada lo que da lugar a la teoría de los *Mercados Conductistas o Conductivistas o Finanzas del Comportamiento* [12] (*Behavioral Finance*).

1.1. Análisis técnico

Dentro de los Mercados Conductistas existen diferentes corrientes: por un lado las que basan su predicción en el estudio en profundidad de los datos económicos y macroeconómicos de empresas e índices bursátiles, sería el llamado Análisis Fundamental y, por otro lado, los que tratan de anticipar el comportamiento del mercado basándose en la conducta pasada del mismo, que sería el Análisis Técnico. En este trabajo, tomaremos como referencia el Análisis Técnico en su vertiente cuantitativa considerando un horizonte de corto plazo,

Actas del IV Congreso Español sobre Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados, MAEB2005, pp.85-92

ISBN: Vol I:84-9732-440-4 Vol II: 84-9732-467-6 © 2005 Los autores, Thomson

es decir, días o semanas, a lo sumo unos pocos meses. Esta inversión es más activa que la de largo plazo, ya que requiere un seguimiento constante del mercado, realizando un buen número de operaciones de compra/venta para aprovechar los movimientos del mismo. Este proceso se denomina habitualmente trading. El análisis técnico cuantitativo utiliza una serie de indicadores que aplicados a series temporales de datos históricos, permiten detectar determinadas características del mercado, como: tendencias, divergencias, volatilidad, etc. En este trabajo se combinarán estos indicadores, mediante un algoritmo GAP para generar reglas de trading.

1.2. Sistemas de Trading

Un sistema de trading es un conjunto de reglas que indican cuándo comprar y cuándo vender cualquier activo que cotice en un mercado financiero. Existen diferentes tipos de sistemas de trading: manuales, consideran criterios subjetivos a la hora de tomar las decisiones de inversión; y mecánicos, basados únicamente en criterios objetivos. Estos últimos utilizan las herramientas cuantitativas del análisis técnico y se dividen en: no automáticos, requieren intervención humana para llevar a cabo las operaciones; y automáticos, están completamente automatizados de modo que cuando se produce una señal de compra o de venta, la realizan por sí solos sin ninguna intervención humana. La eficacia de un sistema de trading se suele medir tomando como benchmark la rentabilidad de la estrategia Buy&Hold. Esta refleja la operativa de un inversor que en un periodo de trading hubiera comprando al principio del periodo y vendido al final de mismo y se basa en la hipótesis EMH según la cual no es posible superar el rendimiento del mercado. En la figura 1a se puede apreciar como la estrategia Buy&Hold efectúa una única operación de compra-venta frente a las tres operaciones que ha efectuado el sistema de trading de la figura 1b obteniendo una mayor rentabilidad.



Figura 1: a) Estrategia Buy&Hold frente a b) múltiples operaciones de un Sistema de Trading

1.3. Aplicación de indicadores técnicos bursátiles al trading

El Análisis Técnico Cuantitativo engloba el desarrollo, interpretación y aplicación de modelos matemáticos y estadísticos (indicadores técnicos). En este trabajo utilizaremos los indicadores técnicos: Media Móvil, RSI¹, Estocástico y ROC².

Estos indicadores generan señales de compra y venta que, con ayuda computacional, se aplican al análisis de activos financieros. La mayor parte de estos indicadores incorporan líneas de referencia cuyo cruce genera señales de operación (compra o venta). Cuando el indicador corta estas líneas de referencia hacia arriba o hacia abajo según los casos, se originan señales de compra o venta. La figura 2 arriba) presenta el gráfico de ACERINOX para un horizonte de 3 meses, en la figura 2 abajo) el indicador empleado (estocástico K) supera la línea de sobreventa generando una orden de compra a 23 euros (ver figura 2 arriba) y vuelve a rebasar hacia abajo la línea de sobrecompra a 33 euros.

1.4. Estado del arte

Las primeras aplicaciones de los Algoritmos Genéticos al campo de la inversión bursátil es el sistema desarrollado por Bauer [2] en el que utilizaba variables económicas fundamentales para generar reglas de decisión sobre si inver-

¹Relative Strength Index

²Rate of Change



Figura 2: arriba) Valor estudiado; abajo) Indicador de señales de compra-venta

tir en el S&P 500 o en el mercado de Bonos. Los resultados de su sistema eran buenos en el período de entrenamiento pero no en el de test.

La primera aplicación de la Programación Genética a la predicción financiera se materializa en el sistema de predicción genérico ED-DIE³ [13] [9], sin embargo, sus resultados no han tenido en cuenta los costes de operación que podrían ser relevantes si el sistema realizara muchas operaciones. En posteriores trabajos sí se han considerado comprobándose que se pasa de elevadas rentabilidades a pérdidas.

El trabajo de Allen [1] implementa un algoritmo de búsqueda basado en Programación Genética que utiliza como nodos función varias Medias Móviles y operadores aritméticos y lógicos. Como función de evaluación toma el exceso de rentabilidad sobre Buy&Hold. Considera distintos costes de operación (0.1 %, 0.25 % y 0.5 %), no superando en el periodo de prueba la rentabilidad de Buy&Hold. Resultados muy similares obtienen [11] y [4] con coste de operación 0.25 % y utilizando como único indicador técnico la Media Móvil. Todos estos trabajos se basan en el índice S&P500.

El único trabajo realizado sobre un índice español [6], el IGBM, emplea una función de evaluación que consiste en maximizar el porcentaje de aciertos de las reglas de trading utilizando la Media Móvil. Como resultado, las

³Evolutionary Dynamic Data Investment Evaluator

reglas generadas por este sistema de Programación Genética son muy activas (producen muchas señales de compra-venta) lo cual ocasiona que la rentabilidad en los períodos de prueba sea bastante inferior a Buy&Hold (con un coste de operación del 0.25 %).

Becker & Seshadri [3] desarrollan el único sistema basado en Programación Genética con rentabilidad por encima de Buy&Hold. El handicap de este trabajo es que el sistemas de trading no llegan a realizar una operación al año, por lo que no se puede considerar un sistema a corto plazo. Esto es debido a que utiliza como datos de entrada para su algoritmo datos de cierre mensual, al contrario que el resto de investigadores que utilizan precios de cierre diarios.

1.5. Motivación

En ningún caso se ha logrado, mediante Algoritmos Evolutivos, obtener reglas de trading a corto plazo que, aún siendo rentables, superen la rentabilidad de Buy&Hold en el periodo de prueba, aunque sí es relativamente fácil conseguirlo en el periodo de entrenamiento. Probablemente esto es debido a que la mayoría de los estudios utilizan como función de evaluación el exceso de rentabilidad sobre Buy&Hold, que a su vez, probablemente es la causa de los altos niveles de sobreentrenamiento que obtienen.

La utilización del exceso de rentabilidad sobre Buy&Hold como función de evaluación tiene, a nuestro juicio, otro problema añadido: el sistema de trading se entrena para seguir al mercado, con lo cual lo más probable es que cuando el mercado baje, el sistema tenga malos resultados. Consideramos más interesante obtener reglas de trading que no tengan esta característica y puedan tener buenos resultados independientemente de la evolución del mercado, aprovechando las constantes subidas y bajadas del valor del activo que se producen tanto en periodos alcistas como bajistas.

El indicador más utilizado en los trabajos revisados es la Media Móvil. Este indicador, aunque es uno de los más sencillos del Análisis Técnico Bursátil, es uno de los que mejores resultados proporciona, sin embargo, la consideración de un mayor número de indicadores

puede hacer que las reglas obtenidas posean mayor capacidad para detectar el comportamiento del activo.

1.6. Objetivos

Por todo lo anterior, en este trabajo proponemos un nuevo algoritmo de búsqueda de sistemas o reglas de trading a corto plazo, cuyas aportaciones serán:

- La aplicación de un GAP a este campo, que permite una evolución más eficiente tanto de los coeficientes aritméticos, como de los parámetros de los indicadores utilizados en las reglas de trading.
- La consideración de un abanico mayor de indicadores técnicos y de mayor calidad, en las reglas de trading, que las haga más adaptativas a diferentes situaciones del índice o valor analizado.
- El diseño de una función de evaluación que no tenga en cuenta el exceso de rentabilidad sobre la estrategia Buy&Hold, permitiendo a las reglas de trading obtener beneficios en mercados bajistas.
- La aplicación de un factor de penalización por complejidad a las reglas de trading, lo que según [3] disminuye el sobreentrenamiento y mejora su legibilidad.

2. Definición de la metodología

En este trabajo se presenta un algoritmo de búsqueda de reglas de compra-venta de activos bursátiles a corto plazo basado en GAPs.

Nuestro algoritmo tomará como entrada una serie histórica de valores de cierre diarios correspondientes a varios años de un activo bursátil.

2.1. Definición de las reglas de trading

Las reglas de trading que genera el algoritmo se representan como un árbol de decisión compuesto por los siguientes tipos de nodos función:

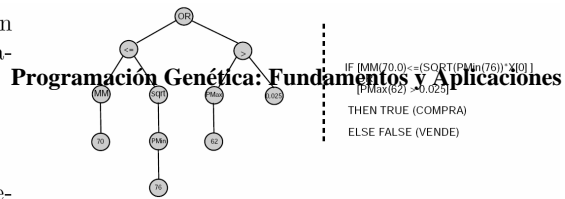


Figura 3: Ejemplo de regla de compra-venta

- Operadores aritméticos: suma, resta, multiplicación, división, raíz cuadrada, logaritmo y exponenciación.
- Operadores lógicos: and y or.
- Ciertos indicadores técnicos que se describen en el apartado 2.2.

Deberá tenerse en cuenta que los parámetros de los operadores aritméticos y lógicos están en un rango mientras que los correspondientes a cada indicador técnico lo estarán en otro.

En la figura 3 se recoge un ejemplo de regla compra-venta. Una regla de compra-venta o trading se evalúa secuencialmente para todos los datos de una serie. El resultado de la evaluación de la regla es un valor booleano: si es *true*, se interpreta como señal de venta, si es *false*, como señal de compra. Las señales de venta sólo se tienen en cuenta cuando se ha comprado previamente y las de compra cuando se ha vendido. En otro caso se ignoran dichas señales.

2.2. Descripción de los indicadores técnicos utilizados

A continuación se incluye una breve descripción de los indicadores bursátiles utilizados como nodos función en las reglas de trading. Los tres primeros no son indicadores propiamente dichos sino funciones que, al igual que estos, actúan sobre la serie temporal de datos de entrada.

- *PRet(n)*. Precio retrasado. Es el precio del activo hace n días.
- *PMax(n)*. Precio máximo. Es el precio máximo del activo de los últimos n días.

- $PMin(n)$. *Precio mínimo*. Es el precio mínimo del activo de los últimos n días.
- $MM(n)$. *Media móvil*. Es la media móvil de los últimos n días. Su fórmula de cálculo sería la siguiente:

$$MM(n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_i$$

donde: P_i es el precio del activo el día i y n el número de días.

- $ROC(n)$. *Rate Of Change*. Es el ROC del activo de los últimos n días.

$$ROC_n = 100 \cdot \frac{C}{C_n}$$

donde: n es el número de sesiones, C el cierre de la última sesión y C_n el cierre de la sesión de hace n días.

- $RSI(n)$. *Relative Strength Index*. Es el RSI del activo de los últimos n días antes. Su fórmula de cálculo es la siguiente:

$$RSI_n = 100 - \frac{100}{1 + RS}$$

donde: n es el número de sesiones (habitualmente se usa 14) y RS es la suma de la cotización de las sesiones al alza / suma de la cotización de sesiones a la baja.

- $K(n)$. *Stochastic*. Es el K del activo de los últimos n días. Se calcula en base a la siguiente fórmula:

$$K = 100 \cdot \frac{C - \min}{Max - \min}$$

donde: C es cierre de la última sesión, Max el valor máximo del título en el periodo considerado, Min el valor mínimo del título en el periodo considerado y D la media móvil de K en las últimas tres sesiones.

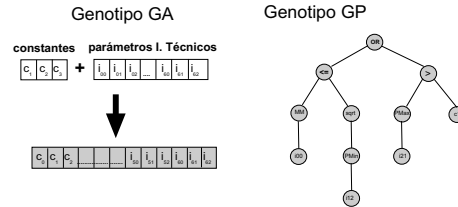


Figura 4: Genotipo-Fenotipo del cromosoma propuesto

2.3. Formulación genética

El problema se resolverá empleando un algoritmo evolutivo GAP [7], decisión que viene avalada por la necesidad de un árbol de decisión dependiente no sólo de operadores complejos, como son los indicadores técnicos, sino también de un amplio número de parámetros correspondientes a sus argumentos.

Cada individuo GAP estará formado por (ver figura 5):

- Un árbol de decisión (GP) de altura limitada a 10, que consideramos es altura suficiente para evitar reglas excesivamente complejas poco interpretables.
- Una cadena GA de longitud, $s \cdot (n + 1)$, siendo s la longitud de cada segmento de la cadena y n el número de indicadores técnicos.

La cadena GA estará dividida en $n + 1$ segmentos de longitud s . El primer segmento se dedica a coeficientes reales para las operaciones aritméticas y cada uno de los n segmentos siguientes contendrá parámetros enteros para cada tipo de indicador técnico. En nuestra implementación s será 3 y n 7.

2.4. Operadores de cruce y mutación

Con el fin de no aumentar la diversidad de la población, seleccionamos un operador de cruce que cruza con la misma probabilidad la parte GP que la cadena GA. Para la parte GP se empleará un cruce swap de un punto [8] y para la parte GA un cruce aritmético uniforme [10] (ver figura 5).

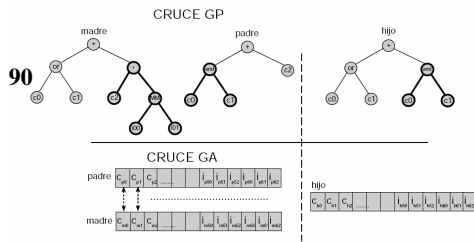


Figura 5: Operador de cruce empleado

En el caso del operador de mutación se ha empleado un esquema similar. Se mutarán con una probabilidad de 50 % la parte GP y la parte GA. Para la parte GP se selecciona un nodo y se reemplaza ese subárbol con otro generado al azar, controlando no superar la altura máxima. Respecto a la parte GA se realizará una mutación de un punto.

2.5. Función de evaluación

La principal aportación de la función de evaluación radica en no considerar la estrategia Buy&Hold, lo cual permite explotar mercados a la baja.

Nuestra función de evaluación persigue que las reglas obtenidas alcancen los siguientes objetivos en orden de prioridad:

1. Realizar como mínimo una operación al año. Esta es la condición que hemos impuesto para que una regla de trading actúe a corto plazo, evitando la pasividad.
2. Con el fin de mejorar la efectividad de la regla se ha fijado un umbral mínimo del 50 % de aciertos.
3. Maximizar la rentabilidad.

Además, al evaluar las reglas, se aplica un factor de penalización por complejidad, similar al propuesto en [3], que consiste en asignar fitness cero a aquellas reglas con más de 16 nodos (se considera que a mayor fitness la regla es mejor). De esta forma se pretende disminuir el sobreentrenamiento y mejorar la legibilidad de las reglas.

Finalmente, se aplica otro factor de penalización por inactividad que consiste en asignar fitness cero a aquellas reglas que no realizan al menos 20 operaciones en el periodo de entrenamiento.

3. Resultados numéricos

3.1. Definición de escenarios de estudio

Las series utilizadas para analizar los resultados de nuestro algoritmo se corresponden con los últimos 25 y 12 años para los índices S&P500 e Ibex35 respectivamente. Hemos seleccionados estos índices para poder observar el comportamiento del algoritmo en dos escenarios diferentes, uno alcista a través del índice S&P500 y otro bajista con el Ibex35. Se ha considerado que se dispone para cada operación de 1000 Euros y que los beneficios no se reinvierten. Además, se ha tenido en cuenta la presencia de comisiones, restando a la rentabilidad obtenida en cada operación un 0,25 % tanto a la compra como a la venta por este concepto. Aunque en España es posible operar por debajo de este coste, considerar el 0,25 % nos permite comparar nuestros resultados con los obtenidos en otros trabajos de ámbito internacional.

El GAP empleado sigue un esquema generacional con elitismo. Cada prueba se ha realizado sobre una población de 500 individuos y 100 generaciones. Hemos seleccionado una probabilidad de mutación de 0.9 % para todos los experimentos [6].

3.2. Resultados sobre el índice S&P500

El periodo de entrenamiento empleado va desde el 02/01/1981 hasta el 29/12/1995. En este periodo, el índice ha obtenido una revalorización del 351,76 % (esto se correspondería con la rentabilidad de la estrategia Buy&Hold para este período).

El periodo de prueba incluye datos desde el 02/01/1997 hasta el 04/08/2004. En dicho periodo la revalorización del índice fue del 49,07 %.

En la tabla 1 se observa que la rentabilidad (*Rent.*) total de la mejor regla supera en más

Cuadro 1: Resultados de S&P500

| | Ra. | NOp. | %Ac. | Rent. |
|----------------------|---------|-------|---------|----------|
| <i>Entrenamiento</i> | | | | |
| Buy&Hold | - | - | - | 351,76 % |
| Media | 10,57 % | 38,90 | 60,67 % | 159,74 % |
| Mejor | 10,72 % | 39,00 | 58,97 % | 162,66 % |
| <i>Prueba</i> | | | | |
| Buy&Hold | - | - | - | 49,07 % |
| Media | 6,08 % | 20,60 | 59,71 % | 46,11 % |
| Mejor | 7,16 % | 19,00 | 73,68 % | 54,38 % |

de un 5 % a la del índice en el mismo periodo, realizando 19 operaciones (*NOp.*) en algo más de siete años y medio y con un elevado porcentaje de aciertos (*%Ac.*). La rentabilidad del resto de reglas es muy similar a la del índice.

Se observa un sobreentrenamiento elevado, ya que las rentabilidades medias anuales (*Ra.*) en el periodo de prueba son bastante inferiores a las del periodo de entrenamiento.

3.3. Resultados sobre el índice Ibex35

El periodo de entrenamiento empleado va desde el 14/01/1992 hasta el 30/12/1999. En este periodo, el índice ha obtenido una revalorización del 332,27 % (esto se correspondería con la rentabilidad de la estrategia Buy&Hold para este período).

Cuadro 2: Resultados de Ibex35

| | Ra | NOp | %Ac. | Rent. |
|----------------------|---------|-------|---------|----------|
| <i>Entrenamiento</i> | | | | |
| Buy&Hold | - | - | - | 332,27 % |
| Media | 23,75 % | 31,20 | 59,94 % | 186,21 % |
| Mejor | 25,12 % | 47,00 | 68,08 % | 196,94 % |
| <i>Prueba</i> | | | | |
| Buy&Hold | - | - | - | -18,82 % |
| Media | -4,54 % | 21,90 | 44,75 % | -16,11 % |
| Mejor | 2,70 % | 28,00 | 35,71 % | 9,61 % |

El periodo de prueba incluye datos desde el 08/01/2001 hasta el 04/08/2004. En dicho periodo la revalorización del índice fue del -18,82 %.

En la tabla 2 se observa que la rentabilidad total de la mejor regla supera en casi un 30 % a la del índice en el mismo periodo, realizando 28 operaciones en algo más de tres años y medio. Incluso la rentabilidad anual media de las reglas obtenidas es bastante superior a la del índice.

Al igual que en el caso del S&P500, también se observa un sobreentrenamiento elevado, ya que las rentabilidades anuales en el periodo de prueba son bastante inferiores a las del periodo de entrenamiento.

3.4. Valoración de los resultados

Los mejores resultados se obtienen en el escenario bajista, con el Ibex35 (ver tabla 2), superando ampliamente en rentabilidad a la estrategia Buy&Hold.

En el escenario alcista las reglas obtenidas tienen, de media, una rentabilidad similar a Buy&Hold. La mejor regla obtenida supera claramente en rentabilidad a la estrategia Buy&Hold (ver tabla 1).

4. Conclusiones y trabajos futuros

4.1. Conclusiones

Podemos decir a la vista de los resultados obtenidos que nuestro algoritmo genera reglas más rentables que la estrategia Buy&Hold, sobre todo en escenarios negativos (Ibex35). Creemos que esto es debido a no tener en cuenta la rentabilidad de la estrategia Buy&Hold en la función de evaluación. Además el trading permite anticipar los beneficios, ya que el capital no tiene que estar invertido durante larguísimos periodos, como ocurriría si un inversor siguiese la estrategia Buy&Hold.

Por otra parte, se observa un sobreentrenamiento bastante elevado, siendo las rentabilidades medias anuales muy superiores en los periodos de entrenamiento respecto a los de prueba.

Por último, podemos afirmar que las rentabilidades obtenidas con el estudio del Ibex35 en un escenario bajista proporciona resultados positivos. En definitiva nuestro algoritmo es independiente de la tendencia del mercado.

4.2. Trabajo futuros

Pensamos que sería posible mejorar el sobreentrenamiento del sistema y por lo tanto la rentabilidad en la fase de prueba empleando cross-validation. Así mismo, consideramos ampliar nuestros estudios a otros tipos de activos bursátiles, como son los futuros o las acciones. E incluir un mayor número de indicadores técnicos para tener en cuenta más factores de comportamiento de mercado. Y finalmente, sería interesante la realización de un estudio completo de riesgo y robustez de las reglas obtenidas así como de la calidad de las reglas de trading en cuanto a factores de Drawdown, Rentabilidad/Riesgo y Beneficio/Pérdidas.

5. Agradecimientos

Este trabajo ha sido llevado a cabo con el apoyo del Ministerio de Ciencia y Tecnología y los fondos FEDER, bajo el proyecto TIC2002-04036-C05-05.

Referencias

- [1] Franklin Allen and Risto Karjalainen. Using genetic algorithms to find technical trading rules. *Journal of Financial Economics*, (51):245–271, 1999.
- [2] Richard J. Jr. Bauer. *Genetic Algorithms and Investment Strategies*. John Wiley and Sons, Inc., 1994.
- [3] Lee A. Becker and Mukund Seshadri. GP-evolved technical trading rules can outperform buy and hold. In *Proceedings of the Sixth International Conference on Computational Intelligence and Natural Computing*, Embassy Suites Hotel and Conference Center, Cary, North Carolina USA, September 26-30 2003.
- [4] Hongqin Chen. Equity premium prediction and investment strategy searching with genetic programming. Technical report, Faculty of Wiskunde en Natuurwetenschappen of the Universiteit Leiden, July 2003.
- [5] E. F. Fama. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *Journal of Finance*, pages 383–417, May 1970.
- [6] Christian González Martel and Fernando Fernández Rodríguez. La creación de nuevas reglas técnicas en el igbm mediante la programación genética. *X Jornadas de la Asociación Española de profesores Universitarios de Matemáticas para la Economía y la Empresa*, 2002.
- [7] L. Howard and D. D' Angelo. The ga-p: a genetic algorithm and genetic programming hybrid. *IEEE Expert*, pages 11–15, 1995.
- [8] J. Koza. *Genetic Programming: On the programming of computers by means of Natural Selection and Genetic*. MIT press, 1992.
- [9] Jin Li and Edward P. K. Tsang. Improving technical analysis predictions: An application of genetic programming. In *Proceedings, Florida Artificial Intelligence Research Symposium, USA*, 1999.
- [10] Z. Michalewicz. *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*. Springer-Verlag, 1992.
- [11] C. J. Neely. Risk-adjusted, ex ante, optimal, technical trading rules in equity markets. Technical report, Federal Reserve Bank of St. Louis., 2001.
- [12] Richard Thaler and Nicholas Barberis. A survey of behavioral finance. *National Bureau of Economic Research*, (working paper n°9222), September 2002.
- [13] E. P. K. Tsang, J. Li, and J. M. Butler. Eddie beats the bookies. *International Journal of Software, Practice and Experience*, (28(10)):1033–1043, 1998.