

UNA APLICACIÓN DE ALGORITMOS GENÉTICOS A LA REGLA DEL FILTRO EN LA TRANSACCIÓN DE ACCIONES

Allan Hernández Chanto¹

ÍNDICE

| | |
|---|-----|
| Resumen | .65 |
| Summary | .66 |
| Introducción | .66 |
| Las reglas técnicas en la transacción de acciones | .66 |
| ¿Se puede predecir el comportamiento futuro del precio de las acciones a partir de su historia? | .67 |
| La regla del filtro | .67 |
| Algoritmos genéticos | .68 |
| Aplicación de algoritmos genéticos a la regla del filtro | .69 |
| Definición de las funciones y operadores | .69 |
| Descripción de los datos | .70 |
| Principales resultados y conclusiones | .70 |
| Bibliografía | .71 |

RESUMEN

En el mercado de acciones, una regla de filtro se define como una herramienta técnica que le permite a los agentes involucrados definir una estrategia sobre cuándo comprar o vender sus acciones, a partir de la determinación de ciertos parámetros. El asunto crucial radica en cómo seleccionar la combinación óptima de los parámetros dentro de un espacio de búsqueda suficientemente grande. En este artículo se aplica la técnica heurística de algoritmos genéticos, para encontrar la combinación cuasi-óptima de parámetros que maximice las ganancias de capital en la transacción de acciones.

PALABRAS CLAVE: REGLA DEL FILTRO, GANANCIAS DE CAPITAL, ALGORITMOS GENÉTICOS, OPTIMIZACIÓN COMBINATORIA, CAMINATA ALEATORIA.

1 Economista Instituto de Investigaciones en Ciencias Económicas y Escuela de Economía,

Universidad de Costa Rica.
E mail: allan.r.hernandez@emate.ucr.ac.cr

SUMMARY

In the stock market, here is a rule which is used as a technical tool that allows the involved agents to define a strategy about when to buy or sell their stocks or shares departing from the determination of parameters within a space of search that may become sufficiently wide or big. In this article we apply the heuristic technique of genetic algorithms in order to find the quasi-optimal combination of parameters that would maximize the capital profits or earnings in the transaction of stocks.

KEY WORDS: FILTER RULE, CAPITAL PROFITS, GENETIC ALGORITHMS, OPTIMIZING COMBINATION, CONTINGENT WALK.

I. INTRODUCCIÓN

En los dinámicos y sofisticados mercados bursátiles modernos, el oportuno y eficiente manejo de la información parece ser una condición *sine qua non* para definir una estrategia óptima sobre cuándo transar. De allí el creciente interés en desarrollar herramientas matemáticas y computacionales que permitan aumentar la frecuencia y precisión de los pronósticos, ya que en el actual mundo de las finanzas el retraso de un día -o incluso horas o minutos- en la ejecución de una transacción, puede costar la posibilidad de obtener cuantiosas ganancias.

De acuerdo con Fama (1970), la hipótesis del mercado eficiente afirma que es imposible obtener consistentemente ganancias de capital mediante la utilización de información que el mercado también posee. Sin embargo, según los detractores de dicha teoría (Cf., Laporta et al., 1997), el supuesto de que el mercado descuenta perfectamente toda la información disponible raramente se cumple, por lo que pueden existir señales que suministren información adicional sobre el comportamiento esperado de los agentes en el mercado. El asunto radica en cómo extraer -si es posible- dichas señales de la historia de los precios. Para tal efecto se han desarrollado varias herramientas técnicas como complemento del criterio experto. No obstante, el problema de su utilización se basa en la escogencia de los parámetros que las determinan, ya que generalmente dicha selección resulta de un problema de optimización combinatoria dentro de un espacio de búsqueda infinito. Sin embargo, el desarrollo reciente de las técnicas

heurísticas de optimización permite resolver este problema obteniendo soluciones muy cercanas al óptimo global en tiempos aceptables para el mercado financiero.

Utilizando información de los índices S&P 500 y NASDAQ, el presente trabajo demuestra que la aplicación de los algoritmos genéticos a la regla del filtro mejora notablemente su desempeño, y por lo tanto que la utilización de señales endógenas puede ser útil para obtener ganancias superiores a las predichas por un modelo de caminata aleatoria.

El artículo se organiza de la siguiente manera: en la segunda sección se discute bajo cuáles circunstancias puede el historial de los cambios sucesivos en los precios pronosticar el comportamiento futuro de los mismos, y se presenta la regla del filtro. Seguidamente, en las secciones III y IV se introducen los algoritmos genéticos y se presenta los detalles de su aplicación a la regla del filtro. Por último, la sección V muestra los resultados de su implementación y concluye.

II. LAS REGLAS TÉCNICAS EN LA TRANSACCIÓN DE ACCIONES

Desde que se tiene información de alta frecuencia sobre el precio de las acciones, los expertos en finanzas se han interesado en analizar si es posible predecir el comportamiento futuro de los precios a partir de las señales que envía el mercado. Con este afán, se han desarrollado varias reglas técnicas dentro de las que destacan la regla del filtro, los retornos anormales, la media móvil, entre otros (Edwards y

Magee, 2001). Si bien es cierto la regla del filtro es la más antigua de las mencionadas anteriormente, su estudio no se ha complementado adecuadamente con otras herramientas estadísticas ni su aplicación se ha explotado suficientemente con las modernas técnicas computacionales (Lin et al., 2007).

¿Se puede predecir el comportamiento futuro del precio de las acciones a partir de su historia?

De acuerdo con Edwards y Magee (2001, p.4) “[una regla técnica puede ser definida como] la ciencia de llevar un registro de la historia bursátil de una acción y así deducir de esta fotografía de la historia la probable tendencia del futuro.” Dicha definición supone que el historial de los precios de una acción puede revelar información sobre su comportamiento futuro, lo cual contrasta con las teorías que establecen los cambios sucesivos en los precios como una caminata aleatoria (Cf., Grossman, 1976). De hecho, la hipótesis básica de dichas teorías es que los cambios sucesivos en los precios de una acción son variables aleatorias independientes, y que por lo tanto, en un mercado accionario completamente eficiente que evolucione como una caminata aleatoria, ninguna regla técnica puede obtener consistentemente mayores ganancias que una regla simple de comprar y conservar la acción. (Fama y Blume, 1966).

Así, un modelo más complicado que asuma la existencia de persistencia (dependencia positiva) o reacción (dependencia negativa) en la serie de cambios sucesivos en los precios -como la regla del filtro, debe producir mayores ganancias esperadas que una regla simple de comprar y mantener la acción, para declinar la teoría de la caminata aleatoria.

Una de las formas de identificar si existe dependencia o no en la serie de cambios sucesivos es aplicar pruebas estadísticas de auto correlación¹ y obtener sus respectivos coeficientes. Así una auto correlación cercana a cero

podría inclinar la balanza hacia la teoría de caminata aleatoria y declinar la utilización de una regla técnica. Sin embargo, aunque esto fuera así, no existe una relación automática entre el coeficiente de auto correlación y las ganancias esperadas de una regla técnica². Además, las simples relaciones lineales sobre las que descansan la mayoría de estos tests estadísticos, no son suficientes para identificar los complejos patrones que gobiernan los precios de las acciones. Por lo tanto, aún en este escenario existe la posibilidad de que la aplicación una la regla técnica retorne mayores ganancias.

La regla del filtro

Esta regla fue propuesta por Alexander (1961) como una herramienta para extraer información de las series de precios, con el afán de utilizarla en la predicción y formación de expectativas con respecto al desempeño futuro del mercado. Implícitamente, dicha regla supone que los agentes no siempre se comportan racionalmente³ y que existen fricciones, como mecanismos imperfectos de transmisión y costos de transacción, los cuales impiden que el mercado descuenta perfectamente toda la información disponible.

La lógica detrás de la regla del filtro es muy sencilla. Se define un umbral () para la variación relativa de los precios. Para un día en particular, si la variación relativa supera dicho umbral, el agente debe comprar la acción. Suponiendo que las expectativas son al alza, se mantiene la acción hasta que la variación relativa caiga por debajo del umbral. En este punto se supone una reversión en la tendencia, y por lo tanto, se debe vender la acción cuando todavía los precios están altos. Cuando se registre de

1 Como por ejemplo la prueba de rachas y la prueba de Durbin Watson. Para mayor detalle véase Greene (2003).

2 De hecho, Madelbrot (1966) demuestra que bajo condiciones generales en un mercado que descuenta completamente toda la información disponible, los precios seguirán una martingala que puede tener o no la propiedad de independencia de la caminata aleatoria.

3 Así por ejemplo, no existió ningún evento exógeno o noticia que propiciara la estrepitosa caída de la bolsa de valores en el llamado *lunes negro* de 1987.

nuevo un aumento en los términos establecidos, y se espera una tendencia creciente, el agente debe comprar *ipso facto*, aprovechando que los precios están bajos.

La correcta aplicación de esta regla debería entregar mayores ganancias que la regla simple de comprar la acción y mantenerla, debido a que permite tomar en consideración eventos que provoquen cambios bruscos en el mercado. No obstante, gran parte de su éxito depende de la selección de los parámetros que la determinan, los cuales se analizan con detalle en esta sección.

Siguiendo a Lin et al. (2007), se introducen algunas modificaciones a la regla del filtro anterior, con el objeto de refinar las señales del mercado sobre la tendencia de la serie de precios. En particular, se introducen los siguientes parámetros que ayudan a eliminar datos distorsionadores.

- Día de tenencia (t): Luego de que se atiende una señal de compra o venta, no se atiende ninguna otra señal dentro de los siguientes t días, aunque se verifiquen las condiciones señaladas en la variación relativa de los precios.
- Día de verificación (v): Una vez que se produce una señal de compra o venta, dicha señal se debe verificar v días después, si la señal persiste se atiende, sino se ignora.
- Día previo de comparación (pc) A la hora de calcular las variaciones relativas en los precios se toma como base el precios de hace pc días.

Por definición $\delta \in \mathbb{R}$ con dominio $[0,1]$, mientras que $t, v, pc \in \mathbb{N}$, se suponen por el momento con dominios⁴ $t, v, \in [1,30]$ y $pc \in [30,100]$, respectivamente. De esta forma, la implementación de la regla del filtro deriva en un problema de optimización combinatoria suficientemente complejo como para ser abordado por los métodos convencionales. De ahí que la aplicación de los algoritmos genéticos resulta vital para obtener el mayor aprovechamiento de dicha regla.

4 Dichos dominios se obtienen de la experiencia y el criterio experto.

III. ALGORITMOS GENÉTICOS

Los algoritmos genéticos son una técnica de búsqueda directa y aleatoria, diseñada por Holland (1975) para encontrar el óptimo global de una función de evaluación en complejos espacios de búsqueda multidimensionales. Como su nombre lo sugiere, dicha técnica fue modelada a partir de la evolución natural, y sus operadores funcionales intentan replicar dicho proceso biológico. (Pham y Karaboga, 1998).

Para iniciar la aplicación del algoritmo, se requiere generar un grupo inicial de potenciales soluciones llamado población inicial⁵. A los individuos que componen cada población se les llama cromosomas, y a cada una de las unidades que componen los cromosomas se les llama genes.

Una vez definida la población inicial se procede a la aplicación de los operadores genéticos de selección, cruce y mutación de forma iterativa. Una breve descripción de éstos se presenta a continuación.

- Selección. El propósito de dicho proceso consiste en producir más copias (progenie) de aquellos individuos (padres) con un mejor ajuste a la función de evaluación. Este proceso tiene una gran influencia para llevar el algoritmo a áreas promisorias, en donde encontrar buenas soluciones en corto tiempo; sin embargo, también es necesario mantener la diversidad de la población (algunos individuos con un bajo desempeño) para escapar a los óptimos locales y alcanzar un óptimo global (Pham y Karaboga, 1998).
- Cruce. Este operador es la característica distintiva de los algoritmos genéticos. Se utiliza para obtener dos nuevos individuos (hijos) del cruce de dos individuos existentes (padres), escogidos de la población corriente mediante el proceso de selección. En la literatura

5 La población inicial puede ser generada aleatoriamente o utilizando algún criterio previo sobre el problema en cuestión. La ventaja de utilizar este segundo enfoque, radica en que el método converge más rápidamente.

se han desarrollado una gran cantidad de cruces, sin embargo el más común -y utilizado en el presente trabajo- es el cruce de un punto⁶.

- **Mutación.** En este procedimiento se alteran estocásticamente algún(os) genes de cierto(s) individuos seleccionados al azar de la población, de acuerdo con una probabilidad especificada con anterioridad.

Como en la mayoría de las técnicas heurísticas, la aplicación de estos operadores depende en mucho del problema en cuestión, pero también de la pericia y experiencia del investigador. En la siguiente sección se presentará detalladamente la implementación de esta técnica a la regla del filtro, para optimizar las ganancias de capital en la transacción de acciones.

IV. APLICACIÓN DE ALGORITMOS GENÉTICOS A LA REGLA DEL FILTRO

Tal como se definió en la sección II, la regla del filtro depende de la combinación de cuatro parámetros que establecen una estrategia para comprar y vender acciones en el mercado, con el afán de maximizar las ganancias de capital. Sin embargo, dado que los dominios de dichos parámetros son suficientemente grandes, la aplicación de técnicas convencionales como programación dinámica o ramificación y acotamiento, resulta inmanejable en términos de memoria del computador y tiempo de ejecución.

En este sentido, los algoritmos genéticos ofrecen una opción factible para encontrar una solución muy cercana al óptimo global en tiempos aceptables para el mercado financiero.

6. Esta técnica selecciona dos padres al azar de la población y un gen que sirve como punto de corte. El material genético que se encuentra antes y después del punto de corte es intercambiado, y dos individuos (hijos) son producidos. Para un mayor estudio sobre posibilidades de cruces véase Michalewicz y Fogel (2000).

Definición de las funciones y operadores

Antes de desarrollar el algoritmo se proponen algunas modificaciones para mejorar tanto su eficiencia práctica como su consistencia teórica. En primer lugar, se modifica el dominio del parámetro δ que define el umbral para la variación relativa de los precios. Específicamente se aplica la prueba de normalidad Jarque-Bera⁷ a la serie de los cambios sucesivos en los precios para determinar si estos proceden o no de una distribución normal. En caso positivo, se utiliza como dominio del parámetro δ el intervalo $I_1 = [2\sigma - \mu, 2\sigma + \mu]$, de lo contrario se utiliza $I_2 = [3\sigma - \mu, 3\sigma + \mu]$. Aquí μ representa la media de la serie y σ su desviación estándar. Si alguno de estos límites no pertenece a $[0,1]$ este no se reemplaza.

La función de evaluación se define como la ganancia pura de capital en la transacción de acciones; es decir, la sumatoria de los diferenciales que se obtienen al vender y comprar acciones, durante el período para el cual se tienen los datos. Así:

$$\text{Ganancia} = \sum_{i=1}^N P v_i - \sum_{j=1}^M P c_j + I_{[N=M+1]} P c_M$$

donde Pv , Pc son los precios de venta y compra; N , M el número de compras y ventas realizadas; e I la función indicatriz, la cual es 1 cuando el número de compras es mayor en una unidad al número de ventas y 0 si no. Nótese que en este caso no se consideran ni los dividendos ni los costos de transacción en la función de ganancia, aunque su inclusión no cambia radicalmente los resultados como se demuestra en Allen y Karjalainen, (1999).

La población inicial se construye tomando n individuos (cromosomas) de la forma $C_1 = \{c_{i1}, c_{i2}, c_{i3}, c_{i4}\}$, donde cada uno de sus parámetros (genes) se obtienen aleatoriamente de sus dominios mediante una distribución uniforme.

De esta forma, si $C_1 = \{c_{11}, c_{12}, c_{13}, c_{14}\}$ y $C_2 = \{c_{21}, c_{22}, c_{23}, c_{24}\}$ son dos cromosomas diferentes, se selecciona uniformemente un punto

7 Para una demostración de esta prueba véase Bera y Jarque (1980).

de cruce γ en $[1, |C_i| - 1]$ tal que se formen dos nuevos individuos (hijos) C_3 y C_4 a partir del cruce de C_1 y C_2 .

Se definen entonces:

$$C_3 = \{c_{3i} \mid \text{si } i \leq \gamma, c_{3i} \in C_1, \text{ sino } c_{3i} \in C_2\}$$

$$C_4 = \{c_{4i} \mid \text{si } i \leq \gamma, c_{4i} \in C_2, \text{ sino } c_{4i} \in C_1\}$$

Adicionalmente, se realiza una mutación a un gen (seleccionado aleatoria y uniformemente) de un individuo escogido al azar -también uniformemente- de los n existentes en la población. Dicha mutación se realiza con una probabilidad θ especificada previamente por el investigador -para el presente caso se supone una probabilidad de 5%.

Finalmente, se seleccionan en cada generación los $\frac{n}{2}$ individuos (padres) que generan mayores ganancias, para con ellos producir n nuevos individuos (hijos), y seguir aplicando los demás operadores genéticos de forma iterativa. Para el presente caso se trabaja con poblaciones de $n = 10$ individuos.

Un aspecto distintivo de la presente implementación con respecto a todas las anteriores, es que se aplica una prueba de auto correlación a los cambios sucesivos en los precios de las acciones, y se incorpora como un criterio a la regla del filtro. Puntualmente, en cada momento t se calcula una prueba de rachas o de *Geady*⁸ a los $t - 1$ cambios sucesivos anteriores, de forma tal que si se cumple la hipótesis nula de cero auto correlación se ignoran las señales de compra o venta, aunque se verifiquen las demás condiciones establecidas en la sección II. Si se rechaza la hipótesis nula, entonces se procede a la revisión de los otros criterios. Esta modificación pretende agregar información sobre la serie de precios, en el sentido de que si ésta se ha venido comportando como caminata aleatoria, se esperaríamos que para el siguiente momento se comporte de la misma manera. No obstante, como

este procedimiento se realiza un paso a la vez, en el momento en que se identifique persistencia o reacción, el agente podría participar en el mercado accionario.

Descripción de los datos

Los datos para la presente aplicación se tomaron de los índices S&P 500 y NASDAQ, disponibles en el sitio web del *Chicago Mercantile Exchange* (www.cme.com). Para ambos índices se cuenta con información diaria, con un período que va desde el 03 de enero de 1950 hasta el 15 de febrero de 2008 para el índice S&P 500, y con uno que va desde el 05 de febrero de 1971 hasta el 15 de febrero de 2007 para el NASDAQ.

Al aplicar la prueba de *Geady* sucesivamente, se encuentra que para el índice NASDAQ la hipótesis nula de aleatoriedad del número de rachas debe rechazarse 21 veces, mientras que para el índice S&P 500 nunca se rechaza. De igual forma, al aplicar la prueba Jarque-Bera a la serie de cambios sucesivos en los precios para ambos índices, no se puede rechazar la hipótesis nula de normalidad, por lo que el dominio del parámetro δ se establece como se sugiere en la sección II.

V. PRINCIPALES RESULTADOS Y CONCLUSIONES

Utilizando la información anterior, se realizaron varias ejecuciones del algoritmo presentado anteriormente, a la serie de los índices S&P 500 y NASDAQ. La incorporación de una prueba de rachas como criterio a la regla del filtro, evita cualquier transacción en el índice S&P 500, y en el caso del NASDAQ reduce dicha regla a una de comprar y mantener la acción. Sin embargo, cuando se analiza el algoritmo sin dicha prueba de auto correlación, se obtienen mejores resultados para ambos índices.

Luego de realizar varias ejecuciones (sin considerar la prueba de rachas) para ambos índices, se obtuvieron los siguientes subdominios para los parámetros en cuestión: $\delta \in [0, 0,1]$, $t \in [8, 12]$, $v \in [5, 10]$ y $pc \in [20,$

8 De acuerdo con esta prueba, el número de rachas o segmentos ininterrumpidos de un mismo signo en los cambios de los precios relativos está distribuido normalmente. Para mayor detalle véase Greene (2003).

28] para el índice S&P 500, y $\delta \in [0, 0.05]$, $t \in [10, 14]$, $v \in [5, 10]$ y $pc \in [12, 20]$ para el índice NASDAQ. Al aplicar el algoritmo en dichos subdominios, las ganancias encontradas aumentan y los tiempos de ejecución disminuyen dramáticamente, pasando de 15 minutos cuando se ejecutan 200 iteraciones a menos de 11 segundos (utilizando un computador con 2GB de memoria RAM). Para el índice S&P 500 la combinación óptima de los parámetros que se encontró fue $C_{S\&P}^* = \{0.059, 8, 6, 21\}$ la cual produjo una ganancia de 2773 unidades, mientras que para el NASDAQ fue $C_{NASDAQ}^* = \{0.022, 12, 7, 15\}$ con una ganancia de 6540 unidades.

Al aplicar los algoritmos genéticos a la regla del filtro en la transacción de acciones, se obtiene un mejor desempeño que el obtenido con una estrategia simple de comprar y mantener la acción, a pesar que de conformidad con las pruebas de auto correlación lineal no se puede descartar la hipótesis nula de aleatoriedad. Esto sugiere que la ausencia de auto correlación lineal no es suficiente para descartar la utilización de la serie de precios en la formación de expectativas sobre el comportamiento futuro de los mismos, por lo que sería deseable incorporar alguna medida de auto correlación no lineal como criterio de decisión en la regla del filtro.

Finalmente, dado el desarrollo de las técnicas heurísticas y la disponibilidad de herramientas computacionales, sería conveniente realizar un estudio comparativo de las reglas técnicas más conocidas además de la regla del filtro, como la media móvil y los retornos anormales.

BIBLIOGRAFÍA

- Alexander, Sidney; (1961). "Price movements in Speculative Markets: Trends or Randoms Walks." *Industrial Management Review*; vol. 5, pp. 25-46.
- Allen, F. y Karjalainen R; (1999). "Using Genetic Algorithms to Find Technical Trading Rules" *Journal of Financial Economics*; vol. 51, pp. 245-71.
- Bera, Anil y Carlos Jarque (1980). "Efficient Tests for Normality, Homoscedasticity and Serial Independence of Regression Residuals." *Economics Letters*; vol. 6, pp. 255-59.
- Edwards, Robert y John Magee; (2001). *Technical Analysis of Stock Trends. American Management Association*, octava edición.
- Fama, Eugene; (1970). "Multiperiod Consumption-Investment Decisions." *American Economic Review*; vol. 60, pp. 163-74.
- Fama, Eugene y Marshall Blume; (1966). "Filter Rules and Stock-Market Trading." *The Journal of Business*; vol. 39, pp. 226-41.
- Greene, William; (2003). *Econometric Analysis*. Upper Saddle River, NJ, *Prentice Hall*, quinta edición.
- Grossman, Sanford. (1976). "On the Efficiency of Competitive Stock Markets Where Trades Have Diverse Information." *Journal of Finance*; vol 31, pp. 573-85.
- Holland, J.H.; (1975). *Adaptation in Natural and Artificial System*. Ann Arbor, Michigan, University of Michigan Press.
- La Porta, R. et al. (1997); "Good News for Value Stocks: Further Evidence on Market Efficiency." *Journal of Finance*; vol. 52, pp. 859-74.
- Lin, Li et al.; (2007). "The Applications of Genetic Algorithms in Stock Market Data Mining Optimisation." *Faculty of Information Technology*; Sidney, Australia.
- Mandelbrot, Benoit; (1966). "Forecasts of Future Prices, Unbiased Markets and Martingale Models." *The Journal of Business*; vol. 39, pp. 100-14.

Michalewicz, Z y David Fogel; (2000). *How to Solve It: Modern Heuristics*. Berlin, Springer.

Pham, Duc y Davis Karaboga; (1998). *Intelligent Optimisation Techniques*. Londres, Springer.