

Modelo vectorial por adaptación progresiva para la compra y venta de acciones utilizando indicadores bursátiles

Vectorial model for progressive adaptation for purchase and sale of shares using stock market indicators

Alejandro Peña¹, Felipe Gómez¹, Juan M. Vélez¹

¹ Grupo de Investigación en Ingeniería del Software y Modelamiento Computacional (GISMOC). Escuela de Ingeniería de Antioquia - EIA, Colombia

pjapena@gmail.com , felipegomsan@gmail.com , jmvelez92@gmail.com

RESUMEN. Las acciones son consideradas como parte fundamental del mercado de renta variable, ya que sus valores cambian con el tiempo como consecuencia de la oferta y la demanda, y por efecto de la volatilidad de los mercados. Esta volatilidad hace que la negociación de acciones en un mercado bursátil sea una tarea extremadamente difícil. Es por esto que en este artículo se desarrolla y analiza un sistema para la negociación automática de acciones, el cual incorpora una serie de modelos vectoriales por aprendizaje progresivo inspirado en la estructura de una máquina de vector soporte. Para la configuración de la estructura general del modelo, se utilizaron una serie de indicadores bursátiles utilizados por los inversionistas para fijar posiciones de compra y venta, mientras que el aprendizaje el modelo utilizó una estrategia negociación secuencial sobre cinco acciones diferentes inscritas en la bolsa de valores de Colombia, y en donde el aprendizaje estuvo guiado por las posiciones de compra y venta que iban fijando cada uno de los indicadores bursátiles de entrada. Los resultados arrojados por el sistema, mostraron la rentabilidad que el modelo iba logrando en la negociación como consecuencia del avance en el aprendizaje que cada uno de los modelos iba logrando a lo largo de la secuencia de acciones utilizadas para este estudio, haciendo el sistema cada vez más robusto, lo que lo hace ideal para la negociación de acciones basada en indicadores bursátiles.

ABSTRACT. The shares are considered as a fundamental part of the equity market, as their values change over time as a result of offer and demand, and the effect of market volatility. This volatility makes the trading of shares on a stock exchange is an extremely difficult task. That is why in this article develops and analyzes a system for automatic trading shares, which incorporates a series of progressive learning vector models inspired by the structure of a support vector machine. For the configuration of the overall structure of the model, a number of stock market indicators used by investors to establish positions for buying and selling, were used while learning the model used a sequential negotiation strategy on five different shares listed on the stock exchange of Colombia, and where learning was guided by buying and selling positions that were setting each input stock market indicators. Results from the system showed the profitability that the model was achieved in the negotiation as a result of progress in learning that each of the models was achieved along the sequence of actions used for this study, making the system each more robust time, which makes it ideal for trading shares based on stock indexes.

PALABRAS CLAVE: Inteligencia computacional, Aprendizaje progresivo, Redes neuronales, Modelos vectoriales, Mercado accionario, Máquinas de vector soporte.

KEYWORDS: Computational intelligence, Progressive learning, Neural Networks, Vectorial models, Shares, Support Vector Machines (MSV).

1. Introducción

Entender el comportamiento del mercado accionario es una labor de vital importancia a la hora de la estimación del grado de inversión de un país, ya que muchos de los cambios que experimentan los mercados a nivel mundial, afectan de una u otra manera el entorno macroeconómico de un país (Ferrari y Gonzalez, 2007). Dentro un entorno macroeconómico, las acciones son consideradas como parte fundamental del mercado de renta variable, ya que el valor de las acciones va cambiando con el tiempo como consecuencia de la oferta y demanda, así como por efecto de la volatilidad de los mercados. Esta volatilidad, hace que la negociación de acciones en un mercado bursátil sea extremadamente compleja, especialmente para mercados muy especulativos tal y como se presenta en economías emergentes.

Para reducir tal incertidumbre y el riesgo que implica la negociación de acciones en un mercado bursátil, diferentes autores han desarrollado diversos modelos y metodologías que ayudan al pronóstico y la predicción del comportamiento de series temporales que describen una acción. Entre estos modelos y metodologías se destacan los que utilizan conceptos propios de la inteligencia computacional para el pronóstico de los comportamientos del mercado accionario, así como robots que realizan operaciones de compra y venta automática de acciones (Grez, Gonzalez y Daza, 2007).

Dentro de este marco de referencia, se destaca una primera tendencia de desarrollo, la cual se centra en la construcción de modelos neuronales utilizados para el pronóstico y la predicción de la divisa EUR/USD en el mercado FOREX, en donde las redes neuronales toman en cuenta conceptos de análisis de correlación tradicional para estimar los posibles errores a futuro en la negociación (Vykylyuk, Vukovic y Jovanovic, 2013), las máquinas de vector soporte y modelos GARCH basados en S&P500 para la negociación de acciones en mercados con alta volatilidad (De la Fuente, Rosillo y Giner, 2014), o las Máquinas de Vector Soporte (MVS) utilizadas para la identificación de índices bursátiles que permitan evaluar el nivel de riesgo de un inversionista de acuerdo con los cambios que presenta el IBEX-35 (Dunis, Rosillo, De la Fuente y Pino, 2013).

Una segunda tendencia se centra en la construcción de Expert advisors basados en índices bursátiles, los cuales son programas que realizan operaciones de trade de forma automática. En esta tendencia se destacan las redes neuronales que utilizan diferentes estructuras para la negociación de acciones mediante la utilización de datos históricos 20 días atrás para divisas EUR/USD, GBP/USD (Meng y Sun, 2013), los modelos que permiten identificar señales de inversión mediante la utilización de índices de tolerancia al riesgo como apoyo a la toma de decisiones de compra y venta de acciones de acuerdo con la evolución de los principales índices bursátiles europeos basados en la herramienta de Google Insights (Martínez, 2012), o los modelos que permiten predecir a través de indicadores de entrada, la salud financiera y el riesgo de solvencia de las empresas con el fin de apoyar la participación de inversionistas en el mercado de valores (Benhayoun, Chairi, Gonnouni y Lyhyaoui, 2013).

En una tercera tendencia se destacan los modelos de pronóstico y negociación que integran una o más técnicas basadas en los principios de la inteligencia computacional, entre las que se destacan los modelos de redes neuronales que basan su aprendizaje en PSO (Particle Swarm Optimization) para determinar los rangos entre los cuales puede fluctuar una divisa (Pradeepkumar y Ravi, 2014), los modelos que integran redes neuronales y árboles de decisión para la toma de decisiones de negociación (Chang, 2011), los modelos neuronales que basan su estructura en los conceptos teóricos que definen un modelo ARIMA para el pronóstico de una acción (Khashei y Bijari, 2010), los modelos basados en redes neuronales que utilizan técnicas o de suavizamiento exponencial para el pronóstico en términos del comportamiento de una divisa (Wang, Wang, Zhang y Guo, 2012). Dentro de esta tendencia se destaca un modelo basado en el mapeo caótico del comportamiento de una acción mediante un algoritmo luciérnaga y un vector de regresión de apoyo (SVR), logrando a partir de la dinámica del espacio la optimización de parámetros para el pronóstico de dicha acción (Kazem, Sharifi, Hussain, Saberi y Hussain, 2013).

De acuerdo con lo anterior se puede observar el gran potencial que tienen los modelos y metodologías

basados en los principios de la inteligencia computacional para el pronóstico y la negociación de divisas y acciones en mercados bursátiles a nivel internacional. Es por esto que en este artículo se propone un sistema computacional para la negociación automática de acciones mediante indicadores bursátiles, el cual integra un modelo vectorial general flexible inspirado en la estructura de una máquina de vector soporte (MVS), en donde las entradas al modelo están definidas por cuatro indicadores bursátiles: RSI, MACD, OE y BB, mientras que las salidas están definidas en términos de las posiciones neutras, así como posiciones de compra y venta frente que guían la negociación y en general el aprendizaje del modelo.

Para el análisis y la validación del sistema se tomaron cinco acciones provenientes de diferentes sectores de la economía que participan en el mercado de la bolsa de valores de Colombia (Argos, Bancolombia, Ecopetrol, Isagen, SURA), las cuales conformaron una secuencia de negociación, así como cinco modelos vectoriales con diferentes estructuras que permitirán evaluar en una primera etapa la potencialidad de cada modelo frente a la negociación off-line de cada acción teniendo en cuenta los indicadores descritos anteriormente. En una segunda etapa se hará la validación dinámica secuencial del sistema, en donde cada uno de los modelos hará una negociación progresiva por adaptación sobre cada una de las acciones de la secuencia, y en donde su comportamiento será evaluado en términos del cambio de la rentabilidad lograda por el sistema a lo largo de la secuencia.

2. Metodología

Las acciones son títulos de derechos que adquiere el público y representan la participación de un inversionista en el patrimonio de una empresa. Dichos activos se transan en las bolsas de valores, y constituyen una forma en la cual las empresas se pueden financiar para poder llevar a cabo sus inversiones y proyectos que no se ajustan a su capacidad económica (Ferrari y Gonzalez, 2007).

Las acciones hacen parte de un mercado de gran incertidumbre conocido como mercado renta variable, en donde los precios de las acciones van cambiando con el tiempo como consecuencia de la oferta y demanda, así como de la volatilidad de los mercados. Este comportamiento puede llevar a la toma de decisiones erróneas frente a la compra y venta de acciones en un mercado bursátil, especialmente en mercados tan volátiles como se presentan en las economías emergentes (Ferrari y Gonzalez, 2007). Para la negociación de acciones en estos mercados, el pronóstico y la predicción del comportamiento de una acción no es suficiente, por lo que además del pronóstico, un sistema de negociación debe incorporar indicadores financieros con el fin de reducir los riesgos inherentes al comportamiento humano frente a dicha negociación (Issn, 2006). Es por esto que se propone un sistema vectorial adaptativo basado en los principios de la inteligencia computacional para la negociación automática de acciones o divisas mediante la utilización de indicadores bursátiles.

A. Caso de estudio

Para el análisis y la validación del sistema de negociación propuesto, se seleccionaron un total de cinco acciones asociadas con cinco empresas que cotizan en la Bolsa de Valores Colombiana y que provienen de diferentes sectores de la economía como son: ARGOS, Bancolombia, Ecopetrol, ISAGEN y SURA, ARGOS. Cada una de estas acciones presenta diferentes comportamientos a lo largo del tiempo que son representativos del mercado de valores colombiano.

Cada una de las series de tiempo fue obtenida de la plataforma Boolmberg, y tuvieron una periodicidad intradía comprendida entre el día 01/06/2015 y el 01/12/2015, arrojando un total de 1140 datos por acción. Esta periodicidad fue seleccionada con el fin de evidenciar el comportamiento del sistema frente a la negociación para un periodo de tiempo relativamente extenso por acción.

Para la validación general del sistema, se estableció una estructura secuencial para las series de tiempo, iniciando con la acción de Ecopetrol, y continuando con las acciones de Sura, Bancolombia, Argos e Isagen. En la Figura 1 se muestra el comportamiento de la acción de Ecopetrol durante este período de tiempo.

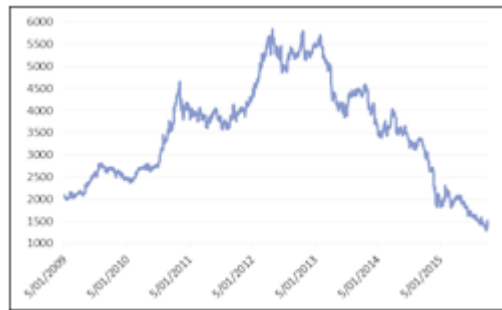


Figura 1. Comportamiento de la acción de ECOPETROL en la Bolsa de Valores de Colombia (BVC).

B. Desarrollo del modelo

El sistema automático de negociación, integra un modelo vectorial general inspirado en la estructura de una máquina de vector soporte (MVS) como se muestra en la Figura 2.

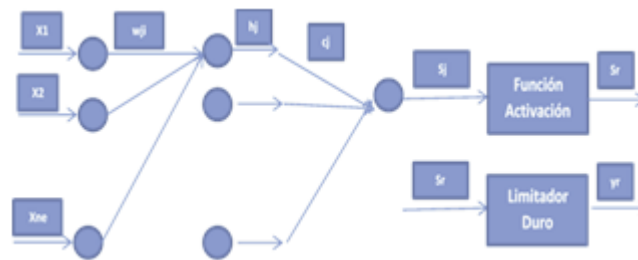


Figura 2. Estructura general del modelo vectorial que integra el sistema de negociación.

$$h_j = w_{ji} \cdot x_i, s_j = c_j \cdot h_j, s_r = f_A(s_j), yr = f_{LD}(sr) \quad (1)$$

Donde:

x_i : Vector de entrada compuesto por los indicadores que permiten llevar a cabo una negociación en un mercado accionario o de divisas. Este vector está compuesto por los siguientes indicadores:

1) Indicador MACD.

El indicador MACD (Moving Average Coverage Divergence), Es un indicador usado no solo para identificar las tendencias de una acción o divisa, sino que también sirve para identificar que tanta fuerza tiene dicha tendencia. Este indicador es de tipo oscilador, ya que muestra la diferencia entre una media móvil exponencial rápida y una lenta, y sirve para determinar cambios en la tendencia de una acción o divisa en el corto plazo (Stock Trader's Almanac, 2014).

2) Indicador RSI (Relative Strength Index).

Es un indicador de tipo oscilador que muestra la fuerza que tiene el precio de una acción o divisa. Este indicador se construye por medio de la comparación de los movimientos individuales al alza o a la baja de los precios sucesivos de una acción o divisa (Levene, Marcotte y Notache, 2015).

3) Oscilador Estocástico.

Es un indicador técnico que muestra la ubicación del precio de cierre de una acción o divisa con respecto

al rango entre el máximo y el mínimo de dicha acción o divisa durante una serie de períodos de tiempo (Acheme, Vincent, Folorunso y Olusola, 2014).

4) Bandas de Bollinger.

Es un indicador que refleja los cambios corrientes en la volatilidad del mercado, confirmando la dirección sobre la posible continuación de una tendencia o consolidación de un precio teniendo en cuenta la volatilidad, así como los máximos y mínimos locales (RHB Investment Banck Berhand, 2014).

w_{ji} : Pesos de conexión entre las entradas y la estructura del modelo vectorial.

h_j : Representa el producto punto entre el vector de indicadores y cada uno de los elementos que conforman la estructura interna del modelo vectorial.

s_r : Indica la salida de la función de activación o estructura interna del modelo vectorial.

y_r : Indica la salida bivaluada del modelo vectorial, que indica las posiciones de venta o compra de una acción o divisa por parte de un inversionista

$j=1,2,\dots,n_o$: Número de elementos que conforman la estructura interna del modelo.

$i=1,2,\dots,n_e$: Número de indicadores financieros utilizados para la negociación.

y_r : Indica la salida general del modelo vectorial, en donde la función f_{LD} o función limitador duro, toma el valor donde $y_{rk}=1$, cuando $S_{rk}>0$, o $y_{rk}=0$, cuando $S_{rk}<0$.

5) Estructura del modelo vectorial denegociación.

Para la negociación automática, el sistema adoptó cuatro tipos estructuras de acuerdo con el modelo vectorial general que se muestra en la Figura 2.

- Modelo Lineal.

$$h_j = (w_{j,i} \cdot x_i) \quad (1)$$

- Modelo polinómico general (Levene, Marcotte y Notache, 2015; Acheme, Vincent, Folorunso y Olusola, 2014):

$$h_j = (w_{j,i} \cdot x_i)^p \quad (2)$$

- Modelo vectorial radial polinómico (Isasi, 2004):

$$h_j = \left(\frac{w_{j,i} \cdot x_i}{D_j} \right)^p \quad (3)$$

Donde:

p: Potencia asociada con la estructura radial.

- Modelo logístico.

Este modelo permite asociar una probabilidad a la negociación de una acción o divisa. La función de activación para este modelo se define en términos de una función sigmoideal (Isasi, 2004):

$$S_r = \frac{1}{1 + e^{-\alpha \cdot (s_j - \beta)}} \quad (4)$$

Donde:

S_r : Indica la probabilidad asociada con una señal de compra o venta de una divisa o acción.

α : Indica el factor de plasticidad de la función que asigna la probabilidad en la clasificación de un patrón de predisposición.

β : Indica el desplazamiento del punto de corte del con el eje y.

De manera general, la salida del modelo vectorial general representa las posiciones de compra y venta de una acción o divisa por parte de un inversionista, en donde el valor de "1" indica posición de compra o venta, mientras que "0" indica una posición neutra.

La negociación que realiza el sistema sobre la secuencia de acciones definida anteriormente, permite un aprendizaje progresivo mediante la utilización de la Regla Delta Generalizada (Kazem, Sharifi, Hussain, Saberi y Hussain, 2013), la cual se denota y define:

$$w_{ji,k+1} = w_{ji,k} + \alpha \cdot \frac{\partial e_k^2}{\partial w_{ji,k}} \quad (5)$$

Donde:

$w_{j,i}$: Conexiones que conforman la estructura del modelo.

α : Representa el factor de aprendizaje o de relajación del aprendizaje.

e_k^2 : Indica el error cuadrático medio, el cual se denota y define

$$e_k^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{np} (y d_k - y r_k)^2 \quad (6)$$

Donde:

np : Indica el número de patrones emocionales disponibles para el aprendizaje.

C. Operaciones de Negociación

Para la configuración y aprendizaje de los modelos que conforman el sistema, se procedió a la construcción de los registros temporales de aprendizaje que permiten la negociación de una acción o divisa en cada instante de tiempo. Cada registro está compuesto por un vector de 6 componentes en términos de los indicadores descritos anteriormente: RSI, OE, MACD y su señal y las bandas de Bollinger superior e inferior, mientras que la salida está definida por un vector compuesto por tres componentes que indican las posiciones de compra (1), venta (1) o posición neutral (0). La decisión de compra se da de acuerdo con la dominancia que exhiben 2 de los 4 indicadores de entrada frente a la compra, mientras que la decisión de venta, se da por la dominancia que exhiben 2 de los 4 indicadores de entrada frente a la venta.

Para la negociación de una acción o divisa, el sistema requiere de la interacción de dos modelos vectoriales por acción, uno dedicado a las posiciones neutras y de compra, y otro dedicado a las posiciones neutras y de venta. Es importante tener en cuenta que los vectores que conforman el patrón de negociación o vector salida, nunca podrán tener un valor de 1 para la compra y la venta en el mismo período de tiempo, ya que esto indicaría que en el mismo instante de tiempo se dieron ambas posiciones, a diferencia del valor 0, el cual marca las posiciones neutras de negociación.

Los modelos integrados al sistema de negociación, llevan a cabo un aprendizaje progresivo a lo largo de la secuencia de acciones definida anteriormente en términos de las posiciones de compra y venta definidos por los indicadores bursátiles seleccionados para este estudio.

D. Materiales y Métodos

Para la validación del sistema de negociación propuesto se tuvieron en cuenta dos etapas. Una primera



etapa utilizada para la configuración, análisis y validación de cada uno de los modelos vectoriales que integran el sistema para el conjunto de acciones; y una segunda etapa en donde se hizo la validación general del sistema negociación frente a la secuencia de acciones definida anteriormente.

En la primera etapa se tomaron cinco configuraciones para el modelo vectorial general que integra el sistema de negociación: lineal, polinómico orden dos, polinómico orden cinco, radial polinómico, logístico. Cada modelo fue evaluado en términos del número de aciertos que logra el sistema al momento de identificación una posición de compra o venta en términos de los indicadores bursátiles utilizados para este estudio. Para cada acción, el modelo lleva a cabo un total de 100 ciclos de aprendizaje.

Para cada acción el sistema tomó dos versiones por modelo, una versión para posiciones neutras y de venta, y una versión para posiciones neutras y de compra. Para la configuración de cada modelo se utilizó una estrategia de aprendizaje de 50-25-25, en donde el 50% de los datos fueron utilizados para la configuración de cada modelo, un 25% de los datos se utilizó para la validación del aprendizaje, mientras que un 25% restante de los datos, se utilizó para la generalización del aprendizaje frente a la negociación (Tabla 1).

	Aprendizaje (50%)	760	Validación (25%)	380
	Compra	Venta	Compra	Venta
Ecopetrol	381	378	180	199
Sura	332	427	159	220
Bancolombia	425	334	178	201
Argos	304	455	226	153
Isagen	402	357	179	200

Tabla 1. Número de señales de compra y venta de referencia que presenta cada una de las acciones seleccionadas para este estudio.

Para la generalización del sistema, cada modelo fue evaluado en términos de las distribuciones de probabilidad que muestran el precio de compra, el precio de venta y el precio de mercado, y que permiten evaluar la ganancia a largo plazo lograda por cada modelo frente a la negociación de cada una de las acciones.

En una segunda etapa se hizo la validación general, en donde el sistema utilizó para la negociación el mejor modelo identificado en la primera etapa. Para la negociación en esta segunda etapa, se utilizó la totalidad de las acciones que conforman la secuencia de acciones definida anteriormente, y se utilizó una estrategia incremental de negociación, en donde a medida que se generan posiciones de compra o venta, el monto (en \$) va a ir aumentando. Para lograr aumentos sucesivos se definieron una serie de porcentajes crecientes asociados con el monto de dinero del inversionista (estos porcentajes van desde 10% hasta 17.5%) como se muestra en la Tabla 2.

Estrategia de Negociación	
Neg. Nro.	Valor
1	10,0%
2	10,0%
3	12,5%
4	15,0%
5	17,5%
6	17,5%
7	17,5%

Tabla 2. Estrategia de negociación progresiva.

Para evaluar el desempeño general del sistema, el modelo llevó a cabo un aprendizaje progresivo sobre las posiciones de compra y venta que definen los indicadores bursátiles definidos anteriormente, mientras que para la evaluación del desempeño se utilizaron como indicadores: monto inicial, monto actual, rentabilidad de portafolio, compra mínima, comisión y el stop & loss, el cual evita que el modelo lleve a cabo el aprendizaje cuando las pérdidas de una negociación están por encima de un 8% sobre el monto inicial.

3. Análisis de resultados

En la Tabla 3 se puede observar el porcentaje de aciertos que lograron cada uno de los modelos vectoriales que integra el sistema de negociación por acción en la primera etapa de configuración y aprendizaje:

Acción	Modelo	Compra		Venta	
		Aprendizaje (50%)	Validación (25%)	Aprendizaje (50%)	Validación (25%)
Ecopetrol	Polinómico General (Orden 2)	0.91	0.83	0.83	0.78
Sura	Polinómico General (Lineal)	0.82	0.76	0.82	0.82
Bancolombia	Radial Polinómico	0.84	0.81	0.87	0.83
Argos	Logístico	0.87	0.83	0.92	0.89
Isagen	Polinómico General (Orden 5)	0.98	0.87	0.94	0.93

Tabla 3. Resultados alcanzados por los modelos vectoriales integrados al sistema de negociación en la primera etapa frente a la configuración y aprendizaje.

En la Tabla 4 se puede observar que los modelos alcanzaron niveles de desempeño superiores en promedio al 80%, sin embargo el modelo que logró los mayores índices de desempeño frente a la negociación fue el modelo polinómico general de orden 5, gracias a su plasticidad y a su capacidad para identificar posiciones neutras o posiciones de compra y venta.

En la Tabla 4 se puede observar la ganancia normalizada lograda por cada uno de los modelos frente al 25% de los datos utilizados para la generalización del aprendizaje en la primera etapa. Al igual que en la Tabla 3, el modelo polinómico general de orden 5, logro la mayor diferencia entre la compra y la venta de una acción (ganancia), lo que corrobora aún más su buen desempeño en la identificación de posiciones de compra y venta.

Modelo	Precio Compra		Precio Mercado		Precio Venta		Ganancia
	Mean	Variance	Mean	Variance	Mean	Variance	
Ecopetrol	0.513456	0.14523	0.52456878	0.156723	0.5083781	0.19865	-0.0050779
Sura	0.332421	0.0519215	0.392382	0.0428456	0.441602	0.0475627	0.109181
Bancolombia	0.566716	0.0469551	0.644754	0.0437409	0.702705	0.0246132	0.135989
Argos	0.540467	0.0753683	0.655047	0.0630787	0.67999	0.0489968	0.139523
Isagen	0.54278	0.0608543	0.616923	0.0373237	0.683434	0.0369964	0.140654

Tabla 4. Ganancia a largo plazo que muestra cada uno de los modelos vectoriales frente a cada una de las acciones.

Para la evaluación general del sistema de negociación en la segunda etapa, y tomando como referencia el modelo polinómico general de orden 5, se tomaron los siguientes parámetros de negociación (Tabla 5):

Monto Inicial	100'000.000 \$
Monto Actual	105'383.495 \$
Compra Mínima	10'000.000 \$
Comisión	0.30%
stop & loss variable	0.00% - 8.00%

Tabla 5. Parámetros de negociación para cada una de las acciones seleccionadas.

De acuerdo con la secuencia de acciones y los parámetros de negociación definidos para el sistema, en la

Tabla 5 se puede observar la evolución que tuvo la rentabilidad a lo largo de la secuencia de acciones (Tabla 6):

	Monto Actual (\$)	Rentabilidad (%)
Ecopetrol	\$91,049,730.00	-8.95%
Sura	\$97,141,824.00	-2.86%
Bancolombia	\$97,288,898.00	-2.71%
Argos	\$105,385,230.00	5.39%
Isagen	\$106,766,031.00	6.77%

Tabla 6. Evolución de la rentabilidad a lo largo de la secuencia de negociación progresiva establecida para la validación del sistema.

En la Tabla 6 se puede observar que el sistema logró un mejoramiento progresivo de la rentabilidad, gracias al aprendizaje que llevó a cabo el modelo polinómico general orden 5 a lo largo de la secuencia de acciones, logrando una rentabilidad última de 6.77% en la acción de Isagen. Es de anotar que la acción que presentó mayor volatilidad fue la acción de Ecopetrol, empresa dedica a la producción de hidrocarburos en Colombia, que ha visto afectado el precio de su acción por efecto de la volatilidad de los precios del petróleo en el mercado internacional.

Para evitar el sesgo en el aprendizaje, se estableció una estrategia limitada por un stop & loss variable, lo que evita que el modelo tuviera pérdidas generadas por pequeños cambios en el precio de una acción, con respecto al promedio de las compras en instantes pasados.

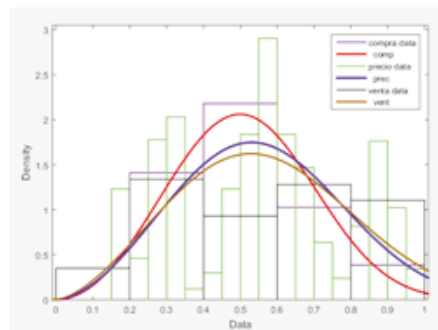


Figura 3. Distribuciones que muestran la ganancia a largo plazo como resultado de la negociación de la acción de Ecopetrol.

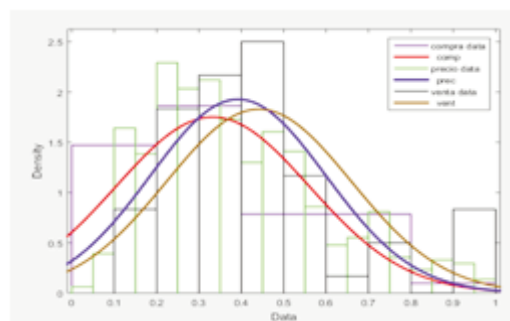


Figura 4. Distribuciones que muestran la ganancia a largo plazo como resultado de la negociación de la acción de Isagen.

En la Figura 3 y la Figura 4, se puede observar la evolución que tuvo el sistema de negociación frente a la ganancia a largo plazo para las acciones de Ecopetrol e Isagen. Esta ganancia se puede observar en la diferencia alcanzada por las medias de las distribuciones de los precios de compra y venta de las acciones, y

que se corrobora con los resultados logrados en la Tabla 6.

4. Conclusiones

El sistema propuesto permitió la negociación automática de acciones mediante la integración de un modelo vectorial general inspirado en la estructura de un modelo vectorial flexible por adaptación, el cual además de modificar su estructura, permite establecer posiciones automáticas de compra y venta en términos de una serie de indicadores que muestran el comportamiento de una acción a lo largo del tiempo.

Para mejorar el comportamiento de este tipo de sistemas frente a la negociación automática de acciones en mercados altamente volátiles, se requiere que los modelos utilicen secuencias de aprendizaje conformadas por acciones con diferentes comportamientos a lo largo del tiempo, con el fin de evitar comportamientos erróneos al momento de utilizar este tipo de sistemas para la negociación de acciones o divisas on-line.

Para la conformación de las posiciones de compra y venta, el modelo vectorial incorpora una estrategia de stop & loss, lo que le permite centrar su aprendizaje en posiciones de compra y venta que son relevantes para la negociación, eliminando posibles pérdidas por efecto de cambios inesperados en el comportamiento de una acción por efecto de la volatilidad de los mercados.

A pesar de que los sistemas por adaptación y aprendizaje pueden llegar a ser una herramienta poderosa para la negociación de acciones o divisas en mercados altamente especulativos, estos se deben complementar con herramientas de análisis fundamental, con el fin de evitar comportamientos exógenos al sistema, como situaciones de crisis, emisiones futuras, disminución de las calificaciones de una compañía o caída de los precios de una acción que afectan considerablemente el comportamiento de este tipo de modelos en una negociación.

La integración de diferentes indicadores bursátiles para la negociación automática de acciones o divisas en un solo modelo, permitirá extender el concepto de Expert Advisor utilizado por diferentes plataformas de negociación de divisas como el Metatrader 4.0, al concepto de Experts Advisors Multidimensionales, haciendo que la negociación por indicadores se haga de una manera más integral. Igualmente, este concepto permitirá que la estructura del modelo vectorial general se transforme en modelos multidimensionales en términos de diferentes funciones de activación que permiten generar múltiples posiciones de negociación.

Cómo citar este artículo / How to cite this paper

Peña, A.; Gómez, F.; Vélez, J. M. (2016). Modelo vectorial por adaptación progresiva para la compra y venta de acciones utilizando indicadores bursátiles. *International Journal of Information Systems and Software Engineering for Big Companies (IJISEBC)*, 3(2), 53-63. (www.ijisebc.com)

Referencias

- Achame, D.; Vincent, R.; Folorunso O.; Olusola, I. (2014). A predictive stock market technical analysis using fuzzy logic. *Computer and Information Science*, 7(3), 1-10.
- Benhayoun, N.; Chairi, I.; Gonnouni, A.; Lyhyaoui, A. (2013). Financial intelligence in prediction of firm's creditworthiness risk: evidence from support vector machine approach. *Procedia Economics and Finance*, 5(13), 103-112.
- Chang, T. (2011). A comparative study of artificial neural networks and decision trees for digital game content stocks price prediction. *Experts systems with applications*, 38(1), 14846-14851.
- De la Fuente, D.; Rosillo, R.; Giner, J. (2014). Stock market simulation using support vector machines. *Journal of forecasting*, pp. 448-500.
- Dunis, C.; Rosillo, R.; De la Fuente, D.; Pino, R. (2013). Forecasting IBEX-35 moves using support vector machines. *Neural Computing and Applications*, pp. 229-236.
- Ferrari, C.; Gonzalez, A. (2007). Fundamentales empresariales y económicos en la valoración de acciones, 20(33), 11-48.

- Grež, K.; Gonzalez, D.; Daza, R. (2007). Redes Neuronales Artificiales: Una herramienta para las finanzas. *Economía y Administración*, 44(68), 63-68.
- Isasi, P. (2004). Redes de Neuronas Artificiales - Un enfoque práctico.
- Issn, P. (2006). Negociación de portafolios de acciones usando la metaheurística recocido simulado, 1(30), 301-306.
- Kazem, A.; Sharifi, E.; Hussain, F.; Saberi, M.; Hussain, O. (2013). Support vector regression with chaos based firefly algorithm for stock market price forecasting. *Applied soft computing*, 13(2), 947-958.
- Khashei, M.; Bijari, M. (2010). An Artificial neural network (p,d,q) model for timeseries forecasting. *Experts systems with applications*, 37(1), 479-489.
- Levene, J.; Marcotte, J.; Notache, J. (2015). Stock trading systems: analysis and development of a system of Systems. Worcester Polytechnic Institute.
- Martínez, R. (2012). Señales de inversión basadas en un índice de aversión al riesgo. Academia Europea de Dirección y Economía de la Empresa (AEDEM), Madrid, España.
- Meng, L.; Sun, Y. (2013). Research on automated forex trading system based on BP neural network. *Advanced materials research*, pp. 753-758.
- Pradeepkumar, D.; Ravi, V. (2014). Forex rate prediction using chaos, neural networks and particle swarm optimization. *Lecture notes and computer science - subseries lecture notes in artificial intelligence*, pp. 363-375, Springer Verlag.
- RHB Investment Bank Berhad (2014). RHB Investment Bank Berhad, Spot BUY/SELL opportunities with these indicators.
- Stock Trader's Almanac (2014). Almanac Newsletter: Market a Glance. (http://chrome-extension://oemmnrcbldboiebfnladdacbfmadadm/https://www.stocktradersalmanac.com/NL_Archive/2014/2014_11.pdf)
- Vyklyuk, Y.; Vukovic, D.; Jovanovic, A. (2013). FOREX: prediction with neural network: USD/EUR currency pair. *Actual problems of economics*, 148(10), 261-273.
- Wang, J.; Wang, J.; Zhang, Z.; Guo, S. (2012). Stock index forecasting based on a hybrid model. *Omega*, 40(1), 758-766.