

Análisis del efecto-día en el mercado accionario colombiano empleando mapas autoorganizados

Analysis of day-effect in the colombian stock market using self-organizing maps

David Rene Peña-Cuéllar

Ing. de sistemas (c),
Universidad Distrital Francisco José de Caldas.
Bogotá, Colombia
drpenac@correo.udistrital.edu.co

Juan David Ortiz-Sandoval

Ing. de sistemas (c),
Universidad Distrital Francisco José de Caldas.
Bogotá, Colombia
drpenac@correo.udistrital.edu.co

Helbert Eduardo Espitia-Cuchango

M. Sc, Ingeniería
Universidad Distrital Francisco José de Caldas.
Bogotá, Colombia
heespitiac@correo.udistrital.edu.co

Resumen- En este artículo se presenta un modelo de mapa autoorganizado de Kohonen (SOM), para encontrar una relación entre el día de la semana de la primera y segunda quincena del mes con el valor COLCAP, el cual corresponde al índice de referencia del mercado accionario colombiano. Adicionalmente, se describen los datos empleados, la configuración del SOM y los resultados de su entrenamiento. Utilizando la visualización por componentes del SOM se revelan gráficamente, respecto al día semanal en cada quincena, las predominancias que existen en el valor del retorno del índice COLCAP.

Palabras clave- Mapas autoorganizados, mercado accionario colombiano, quincena, retorno diario.

Abstract- In this article is presented a model of Kohonen's Self-Organizing Map (SOM), used to find a relation between weekday in the first and the second fortnight with the daily return of index COLCAP, the reference index of Colombian stock market. In addition it is described data used, the configuration used in the SOM and its training results. Using visualizations by SOM components it is revealed graphically, regarding weekday on each fortnight, the existing predominances in the return value of COLCAP index.

Keywords- Colombian stock market, daily return, fortnight, self-organizing maps.

1. INTRODUCCIÓN

En los mercados accionarios es posible encontrar anomalías en el comportamiento de los precios, producidas por factores exógenos, lo que muestra ineficiencia en el mercado, lo cual lo lleva

a declararse como ineficiente según la Hipótesis de mercados eficientes [1], la cual establece que en un mercado eficiente es imposible predecir los movimientos de los precios a partir de un conjunto de información disponible del mercado, ya que esta se incorpora instantáneamente al mercado, imposibilitando aprovechar algún tipo de arbitraje existente. El efecto día de la semana [2], [3] es una anomalía de tipo calendario que indica que existe una relación entre los precios del mercado accionario con el día de la semana, al ser este, junto con la quincena del mes, los factores exógenos involucrados.

La importancia de estudiar la posibilidad de que existan anomalías como el efecto día, radica en conocer la influencia del día semanal en la dinámica de compraventa de títulos accionarios por parte de inversionistas en el mercado. Existen estudios previos sobre esta temática en el mercado accionario colombiano. Villalobos y Mendoza [3] identifican por medio de un modelo lineal la influencia del día de la semana en la variación de los retornos del Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia (IGBC) (datos desde julio de 2001 a septiembre de 2009). Los resultados indicaron que existen diferencias en la variación porcentual de los retornos a través de la semana, de acuerdo con la aproximación de los coeficientes del modelo, asumiendo que los retornos presen-

tan una distribución normal. Los coeficientes del modelo para los días miércoles, jueves y viernes resultaron positivos y significativamente diferentes a cero, indicando que existen en esos días los retornos esperados y que son positivos comparados con los días restantes.

Montenegro [4] utiliza un modelo econométrico de dos ecuaciones. Una ecuación de modelo GARCH para explorar la presencia del efecto día en la variación de los retornos simples del IGBC (datos desde enero de 2002 a marzo de 2007), junto con una ecuación de proceso auto-regresivo AR para estudiar el mismo efecto en el valor esperado de los mismos retornos. Los coeficientes del modelo determinan la significancia de cada día semanal y a través del ajuste del modelo se demuestra que para la ecuación AR los coeficientes de los días finales de la semana (jueves y viernes) resultaron significativamente diferentes a cero y positivos. Para los días iniciales de la semana los coeficientes son negativos.

Otro estudio del efecto día para retornos y volatilidad fue realizado por Rivera [5]. Mediante la estimación de un modelo GARCH que utiliza los datos históricos del IGBC (desde julio de 2001 hasta julio de 2006) se concluye que los retornos observados son más altos en los días viernes y más bajos en los días lunes, martes y miércoles, resaltando que los días martes han sido los más perjudiciales para los retornos. Con ello se ha demostrado ineficiencia en el mercado colombiano, ya que la hipótesis de mercados eficientes afirma esencialmente que cualquier estrategia es inútil para predecir movimientos de precios, al mismo tiempo en que se incorpora nueva información al entorno accionario de parte de los participantes del mercado [6], impidiendo así cualquier intento de obtener retornos excesivos al momento de la inversión.

Efectos calendario sobre los precios accionarios han sido estudiados previamente. Uno de ellos realizado por Hensel y Ziemba [7], muestra un fenómeno de incremento de los retornos ocurrido entre 1928 y 1993 en el índice S&P500, en el periodo comprendido entre el último día bursátil del mes y los cuatro primeros días bursátiles del siguiente mes. Ogden [8] analiza el cambio de precios que ocurre en el mercado estadounidense en el cambio de mes, en el que se evidencia un aumento en el valor del retorno, especialmente

en el cambio al mes de diciembre. En el estudio de Ariel [9] para el mercado estadounidense se muestra que los retornos en la primera quincena del mes junto con el último día bursátil del mes inmediatamente anterior son mayores que en la segunda quincena del mes, excluyendo el último día bursátil, entre los años 1963 y 1981, donde también se encuentra un acumulado histórico positivo del retorno, mientras que la segunda porción del mes presenta un acumulado histórico negativo. Jaffe, Westerfield y Ma [10] analizan el comportamiento negativo en el retorno del índice S&P500 y en los índices respectivos de Canadá, Australia, Inglaterra y Japón, con el fin de estudiar por qué en promedio el retorno en el día lunes es negativo, y esto se debe a que existe una relación con una caída del mercado en la semana previa.

El objetivo de este trabajo es realizar un estudio de la serie de tiempo de retornos diarios del índice COLCAP, para lo cual se agrupan los retornos diarios en dos conjuntos de patrones, el primero de ellos contiene los retornos de las primeras quincenas y el segundo conjunto contiene los retornos de las segundas quincenas. Para ello se propone utilizar mapas autoorganizados de Kohonen (*Self Organizing Maps* o SOM) [11-13], un modelo de red neuronal artificial de tipo no-supervisado. La ventaja de emplear SOM es su habilidad para encontrar relaciones subyacentes en los datos a través de una etapa de entrenamiento, con el fin de describir las predominancias de un conjunto de datos por medio de gráficas bidimensionales.

El algoritmo de SOM ha sido aplicado en la identificación de patrones en series de tiempo, como menciona Barreto [14], donde se presenta una revisión a modelos de SOM y se considera una serie de tiempo caótica de la cual se conforman unos patrones de entrada con valores auto-regresivos para entrenar el modelo, con el que se obtienen buenos resultados en cuanto a la aproximación de la serie objetivo.

En el estudio realizado por Silva y Marques [15] se implementa un SOM para estudiar la volatilidad a corto plazo del índice SX5E (índice de referencia de la Eurozona), identificando dos grupos diferenciados de patrones del histórico de precios del índice que permitieron concluir que los precios no siguen una distribución normal. Los mismos autores en [16] utilizaron los históricos de precios de 49 acciones pertenecientes a la Eurozona para

identificar grupos de acciones que se comportaron de manera similar entre 1998 y 2009, donde se encontró también una relación del comportamiento presentado con el sector industrial al que pertenecía la acción de su respectiva compañía.

Así, se plantea revelar comportamientos que no se han estudiado en trabajos previos del mercado accionario colombiano, esta vez analizando los retornos del COLCAP en las primeras y segundas partes del mes. Si bien se ha proporcionado evidencia importante para la identificación del efecto día en el mercado accionario colombiano mediante modelos econométricos, con ellos se asume que los retornos se comportan como variables normalmente distribuidas, lo que conlleva a menospreciar en el análisis a los eventos extremos que pueden ocurrir en comportamiento de los retornos (ganancias y pérdidas excesivas), ya que en el ajuste del modelo se asigna una probabilidad de ocurrencia del mismo valor tanto para eventos extremos como también para eventos comunes (retornos cercanos a 0), con lo cual se puede subestimar el riesgo de inversión [15], [17].

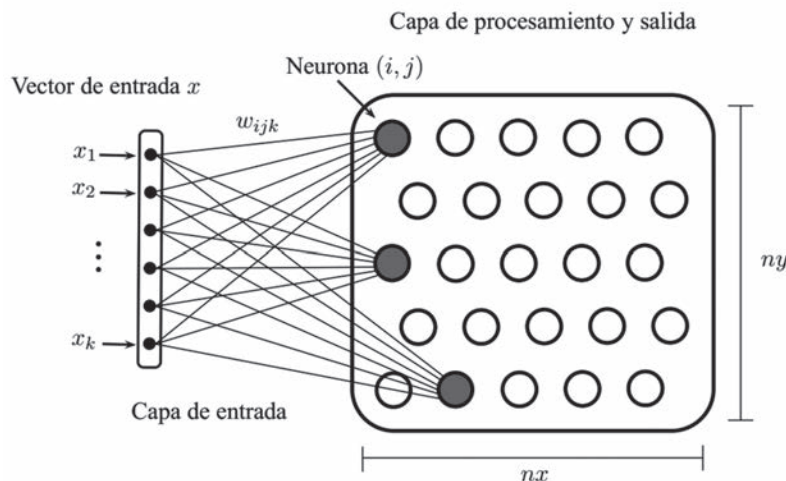
La motivación en el uso de los SOM radica en que a través del entrenamiento no supervisado se

pueden descubrir rasgos y características relevantes en los datos de estudio de manera autónoma sin especificar un modelo de probabilidad en particular que deban seguir los datos [18], siendo de utilidad para la detección de patrones desconocidos en grandes conjuntos de datos [19].

2. MAPAS AUTOORGANIZADOS DE KOHONEN

El mapa autoorganizado de Kohonen (SOM) es una red neuronal *feed-forward* de entrenamiento no-supervisado. Esta red neuronal tiene la capacidad de representar la estructura de los datos de entrada por medio de la autoorganización de sus neuronas (Fig. 1). La primera capa lleva los datos a la segunda capa de procesamiento y salida, que se conforma de neuronas ubicadas en una malla rectangular [20]. Cada neurona tiene conexión a todos los elementos de entrada por medio de pesos sinápticos [18]. Las neuronas se activan colectivamente con cierta intensidad ante patrones de entrada, describiendo relaciones subyacentes que existen en ellos. Tal intensidad es representada por los valores de los pesos que las neuronas ajustan a través del entrenamiento.

Fig. 1. DESCRIPCIÓN GRÁFICA DE UN SOM



Fuente: autores.

Los SOM han sido aplicados en situaciones de clasificación de patrones, cuantificación vectorial, reducción de dimensiones, extracción de rasgos, monitorización de procesos, análisis exploratorio, visualización, minería de datos [14], [21], y bioinformática [13].

El proceso donde el SOM imita la estructura de los datos se conoce como aprendizaje o entrenamiento, de tipo no supervisado y competitivo. Se presenta un patrón entrada x de tamaño k a la neurona ij , la cual calcula la similitud entre su vector de pesos w_{ij} y el vector de entrada por medio

de una función de distancia (1). Las neuronas de la capa de procesamiento compiten entre sí para activarse ante un patrón [18]. Usualmente se usa la distancia euclidiana como medida de cálculo para determinar la cercanía de la neurona a las entradas. La neurona cuyos pesos sean más parecidos al patrón de entrada se determina como neurona ganadora g (*Best Matching Unit* o *BMU*), la cual es la menos distante a x .

$$d(w_{g,x}) = \arg \min \|x_k - w_{ijk}\| \quad (1)$$

La actualización de pesos se hace mediante la ecuación (2), donde se indica que en la iteración $t+1$ del entrenamiento el vector de pesos w neurona ij en su componente k se ajusta con base en su valor previo en la iteración t , al calcular la diferencia existente entre el patrón de entrada y los pesos de la neurona, donde $h_{rg}(t)$ es la función de vecindad y $\alpha(t)$ es el ritmo del entrenamiento.

$$w_{ijk}(t+1) = w_{ijk}(t) + \alpha(t)h_{rg}(t)[x_k(t) - w_{ijk}(t)] \quad (2)$$

Los pesos de las neuronas vecinas a la *BMU* se modificarán si la neurona r está contenida en el radio de vecindad de la *BMU* y eso se determina por la función de vecindad mencionada anteriormente y descrita en la ecuación (3). La función vecindad $h_{rg}(t)$ es simétrica, decreciente y centrada en g , comúnmente de tipo gaussiano y determina qué tan cerca se ubican las neuronas vecinas a la ganadora, a partir de un rango de vecindad variable, dado por (4). Además, la función de vecindad es cambiante a través del entrenamiento, lo que muestra que la vecindad inicia con un número definido y amplio de neuronas para afectar varias de ellas en cada iteración y así lograr imitar en las primeras instancias del entrenamiento características generales que presentan los datos de entrada.

Las neuronas más cercanas a g tienen mayores cambios en sus pesos que las más alejadas. Además, se inicia con un radio que agrupa varias neuronas, disminuyendo hasta ser de una sola neurona en la última etapa del entrenamiento.

$$h_{rg}(t) = e^{-\frac{d(r,g)^2}{2\sigma(t)^2}} \quad (3)$$

$$\sigma(t) = \sigma_i \left(\frac{\sigma_f}{\sigma_i}\right)^{t/t_{\max}} \quad (4)$$

Previamente mencionado, el parámetro $\alpha(t)$, una variable que indica el ritmo en el cual las neuronas son organizadas (5). El valor es menor a 1 y a medida que transcurren las épocas de entrenamiento se va acercado a un valor final de 0.01 buscando que se produzcan al inicio cambios fuertes y que progresivamente los cambios sean más suaves y sutiles.

$$\alpha(t) = \alpha_i \left(\frac{\alpha_f}{\alpha_i}\right)^{t/t_{\max}} \quad (5)$$

El aprendizaje de un SOM está dividido en dos fases, una de ordenamiento y una de convergencia. En la primera los valores iniciales del radio de vecindad y del ritmo de aprendizaje son grandes para que las neuronas se distribuyan rápidamente a través de los datos de entrada. Al terminar la primera fase, se inicia una segunda para ajustar una neurona por iteración, en la cual el radio de vecindad es igual a 1 y el ritmo de aprendizaje de 0.01. Ambos parámetros se mantienen constantes durante la convergencia produciendo una distribución más suave que en la primera fase. La etapa de convergencia tiene muchas más épocas de entrenamiento que la fase de ordenamiento [11].

La eficiencia de un SOM entrenado se puede evaluar utilizando la medida de error de cuantificación promedio (*Average Quantization Error* o *AQE*) [22]. En la ecuación (6), el AQE, en síntesis, es la distancia promedio entre los vectores de entrada y los pesos sinápticos de las respectivas neuronas *BMU*. El objetivo del entrenamiento es ajustar los valores de W_g para que el valor de AQE sea minimizado, considerando que los patrones de entrada x se distribuyan de acuerdo con una función de densidad de probabilidad $p(x)$.

$$AQE = \int \|x - w_g\|^2 p(x) dx \quad (6)$$

Normalmente se emplean visualizaciones bidimensionales mediante una escala de color, que pueden ser usadas para interpretar los patrones de datos imitados por el SOM [16], [20]. El SOM puede ser visualizado por cada uno de los componentes de los vectores de pesos, utilizando la técnica de *Component Planes* (*C-Planes*) mediante una escala de color, donde los colores claros representan pesos positivos y colores oscuros representan pesos negativos. Por ejemplo, si las

neuronas tienen asociado un color oscuro se debe a que estas en el entrenamiento buscaron imitar los valores negativos existentes en los patrones de entrada, caso contrario cuando se visualizan con un color claro que indica que buscaron imitar valores positivos.

3. CONTEXTO DE ESTUDIO

El COLCAP es el índice de capitalización bursátil que refleja las variaciones de los precios de las 20 acciones más líquidas de la Bolsa de Valores de Colombia, en el que la participación de cada acción en el índice está determinada por el correspondiente valor de la capitalización bursátil ajustada, limitando la participación individual a máximo de 20%, y solo incluye un tipo de acción por empresa. Se trata básicamente de un valor que indica la realidad general del mercado accionario colombiano.

Las acciones partícipes del COLCAP corresponden a las empresas privadas, públicas y mixtas de los sectores destacados de la economía nacional, donde se encuentra el sector financiero, petrolero, alimentario, industrial y energético. En un proceso conocido como recomposición, realizado el último día hábil de octubre, se seleccionan las 20 acciones que conformarán el índice para el periodo anual siguiente a la recomposición [23].

En primera instancia se recolectan datos históricos del valor del COLCAP para calcular el retorno simple diario formando patrones semanales y quincenales. El SOM se inicializa con los parámetros necesarios que definen la estructura topológica y las características del entrenamiento. Seguidamente se evalúa la eficiencia del SOM con el índice de error AQE. Finalmente, se realizan los respectivos análisis de las visualizaciones bidimensionales que resultan del proceso de entrenamiento para identificar las predominancias que se presentan según el día semanal por quincena del mes.

4. DATOS

Los datos históricos del valor del índice COLCAP fueron tomados desde el 14 de enero de 2008 (fecha de inicio del cálculo del índice) hasta el 31 de mayo de 2014 (fecha de adquisición de los datos para la elaboración del estudio). Estos datos se

encuentran disponibles en el sitio web de la Bolsa de Valores de Colombia [24].

En total son 1560 valores históricos, los cuales se conforman en 5 columnas de datos (una por cada día semanal) y, posteriormente, se utiliza la fecha del valor del COLCAP para determinar a qué quincena pertenece el dato, conformando así dos grupos de patrones para el entrenamiento. Seguidamente se calculó el retorno simple diario (7), lo que permite obtener una serie de datos que representan la variación porcentual entre el valor del índice de un día accionario y su valor finalizando el siguiente día bursátil anterior. Los días “no-bursátiles”, como los días festivos, no existe valor del retorno, con lo cual el valor se declara como vacío. La elección de este método de cálculo de retornos se justifica con lo dicho por Forero [17], donde se menciona que el cálculo simple evita subestimar el valor de los retornos frente al alternativo cálculo logarítmico, ya que este proporciona ventajas para otras aplicaciones financieras diferentes a los propósitos de este trabajo.

$$R_t = \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} - 1 \right) \times 100 \quad (7)$$

5. MODELADO

El modelo de SOM fue implementado en el entorno MATLAB®, por medio del SOM Toolbox 2.0 [25] desarrollado en el Laboratorio de Computación y Ciencia de la Información de la Universidad Tecnológica de Helsinki (de uso libre y disponible para su descarga en [26]).

La configuración del mapa se toma de tipo hexagonal [12], lo que implica que cada neurona tiene máximo 6 neuronas adyacentes. Las neuronas se ubican en una malla rectangular donde uno de sus costados debe ser un 30% mayor en cantidad de neuronas que el costado menor [22]. Como experimentación se seleccionaron 15 neuronas para el costado menor y 20 neuronas para el costado mayor, siendo en total 300 neuronas que se ubican en la malla del SOM. Posteriormente, se da la inicialización de los pesos neuronales de tipo lineal, como sugiere Kohonen [13], para agilizar la convergencia del modelo.

Para la vecindad se utiliza una función de tipo gaussiana con radio inicial de 7 y final de 1, correspondiente a la fase de ordenamiento [11]. En

la fase de convergencia se usó un radio fijo de 1. Respecto a las épocas de entrenamiento, como parte de la experimentación se seleccionaron 100 y 40000 épocas para cada fase de entrenamiento, considerando lo recomendado en [21]. En las fases el ritmo de aprendizaje está dado por una función inversa que inicia con un valor de 0.9 en la fase de ordenamiento, mientras que en la fase de convergencia inicia en 0.01 [11]. Se utiliza también la medida de distancia euclidiana para la identificación de las neuronas BMU.

6. ANÁLISIS DE RESULTADOS

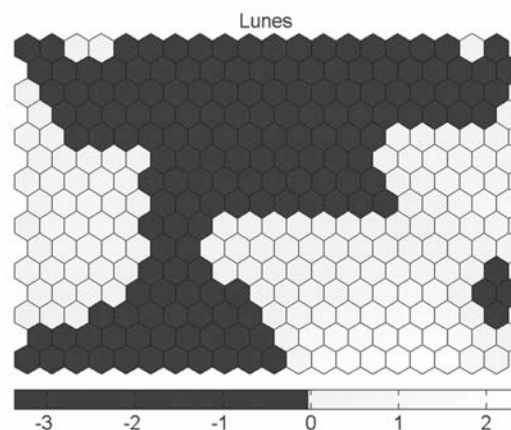
Se entrenaron dos modelos de SOM, el primero de ellos utilizó los retornos de la primera quincena y el segundo los retornos de la segunda quincena. Las siguientes 5 figuras muestran la visualización de C-Planes del SOM, para apreciar visualmente cómo este responde ante los datos de la primera quincena por cada día semanal. En las visualizaciones se muestra una malla rectangular de unidades hexagonales que representan las neuronas del modelo. Cada unidad tiene asociado un color para caracterizar el valor de la ponderación que todas las neuronas presentan ante cada componente del vector de entrada, en este caso, cada uno de los cinco días de la semana. El propósito de la visualización por los días de la semana es identificar predominancias que el modelo de SOM genera al interpretar los retornos diarios en el entrenamiento, en especial, grupos visualmente conformados de neuronas con valores similares, ya sean superiores o inferiores a 0.

Las visualizaciones fueron ajustadas en su codificación de color para mostrar dos colores, blanco para indicar los pesos de signo positivo y negro para indicar los pesos de signo negativo, ya que esto facilita la identificación de una predominancia positiva/negativa. Además, cada visualización difiere en la escala de medida aplicada, ya que el modelo de SOM responde de diferente forma ante cada componente de entrada, lo cual implica que se visualiza en la escala un rango de valores correspondientes a los pesos adquiridos por cada componente de manera individual. Con ello también se facilita comprender el rango de valores que ha generado el SOM en respuesta a los datos de entrada.

6.1 Modelo de SOM entrenado con los retornos de la primera quincena

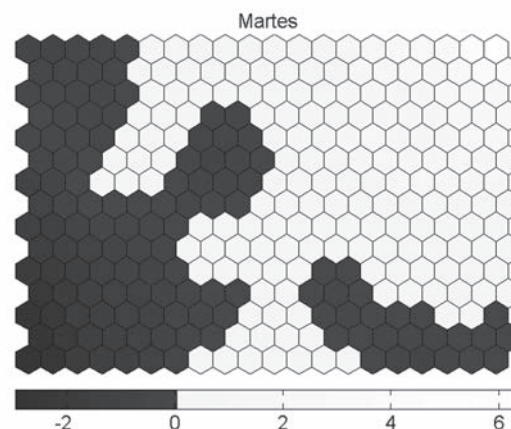
Se observa que en los días lunes (Fig. 2), miércoles (Fig. 4) y viernes (Fig. 6) de la primera quincena no se muestra una predominancia clara de valores positivos o negativos, a diferencia de los días martes (Fig. 3) y jueves (Fig. 5), donde se visualiza un predominio de valores de pesos positivos de forma más clara. Se destaca también que en los días martes, los valores son los más extremos en la porción positiva, superiores a 6. Por el contrario, los viernes es cuando se presentan los valores más negativos de todos los días de la primera quincena, con valores inferiores a -4.

Fig. 2. C-PLANE DEL SOM ENTRENADO, CORRESPONDIENTE AL VECTOR DE PESOS PARA EL DÍA LUNES DE LA PRIMERA QUINCENA



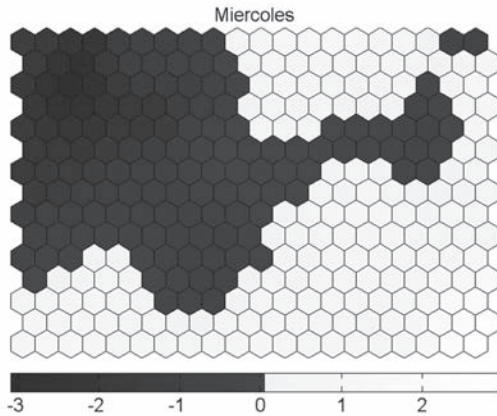
Fuente: autores.

Fig. 3. C-PLANE DEL SOM ENTRENADO, CORRESPONDIENTE AL VECTOR DE PESOS PARA EL DÍA MARTES DE LA PRIMERA QUINCENA



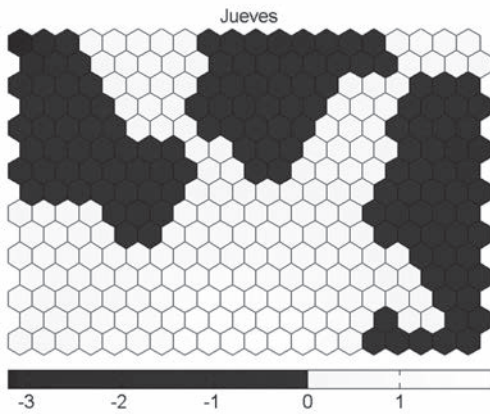
Fuente: autores.

Fig. 4. C-PLANE DEL SOM ENTRENADO, CORRESPONDIENTE AL VECTOR DE PESOS PARA EL DÍA MIÉRCOLES DE LA PRIMERA QUINCENA



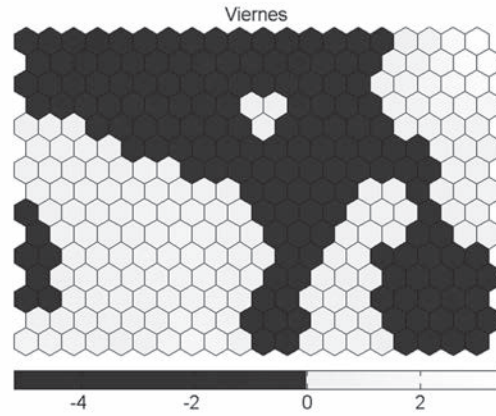
Fuente: autores.

Fig. 5. C-PLANE DEL SOM ENTRENADO, CORRESPONDIENTE AL VECTOR DE PESOS PARA EL DÍA JUEVES DE LA PRIMERA QUINCENA



Fuente: autores.

Fig. 6. C-PLANE DEL SOM ENTRENADO, CORRESPONDIENTE AL VECTOR DE PESOS PARA EL DÍA VIERNES DE LA PRIMERA QUINCENA



Fuente: autores.

En la Tabla I se muestran los datos referentes a los valores de pesos por cada día de la semana que las 300 neuronas adquirieron en el entrenamiento. Es de notar el comportamiento en los días martes, donde en su mayoría las neuronas tienen pesos positivos y además se encuentra el valor más alto de todos los días. A pesar de que la visualización no es clara en los casos de los lunes y viernes, se evidencia que en ambos casos existe un predominio de pesos negativos (además de un promedio negativo) y los valores más bajos en ambos días de la semana. En síntesis, los días martes y jueves se señalan como días favorables en la primera quincena del mes, mientras que los lunes y viernes se presentan como desfavorables.

TABLA I
DESCRIPCIÓN DE LOS PESOS EN EL MODELO DE LA PRIMERA QUINCENA

Día de la semana	Cantidad de pesos positivos	Cantidad de pesos negativos	Valor mínimo	Valor máximo	Promedio
Lunes	131	169	-3.3767	2.4084	-0.1239
Martes	183	117	-2.9542	6.4319	0.2097
Miércoles	167	133	-3.0993	2.9641	-0.0234
Jueves	166	134	-3.2320	1.9946	0.0341
Viernes	143	157	-5.1962	3.4287	-0.0489

6.2 Modelo de SOM entrenado con los retornos de la segunda quincena

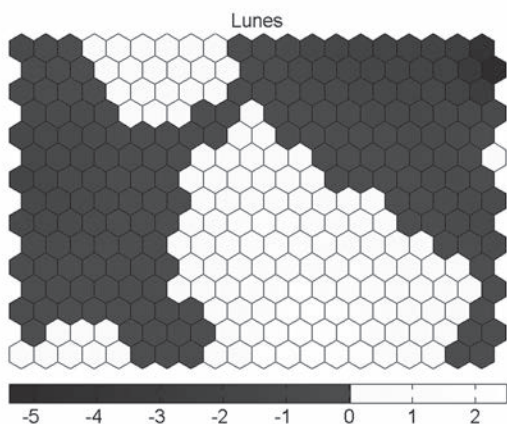
Se evidencia una predominancia de valores positivos en los días martes (Fig. 8) y jueves

(Fig. 10). En el caso de los lunes (Fig. 7) no se aprecia una predominancia clara, sin embargo, es cuando se presentan los retornos negativos más extremos. En los miércoles (Fig. 9) tampoco se logra concluir una predominancia clara,

además que la escala muestra que los pesos, tanto los positivos y los negativos, guardan una magnitud similar. En los días viernes (Fig. 11) la visualización tampoco indica una predominancia clara.

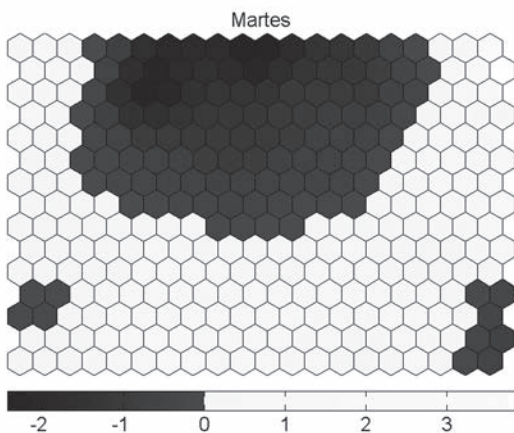
Los lunes es cuando también se nota que los pesos alcanzan los valores más negativos en toda la segunda quincena y donde se encuentra la escala más amplia numéricamente indicando mayor variabilidad de los pesos, mientras que los martes y jueves, los pesos son los más positivos.

Fig. 7. C-PLANE DEL SOM ENTRENADO, CORRESPONDIENTE AL VECTOR DE PESOS PARA EL DÍA LUNES DE LA SEGUNDA QUINCENA



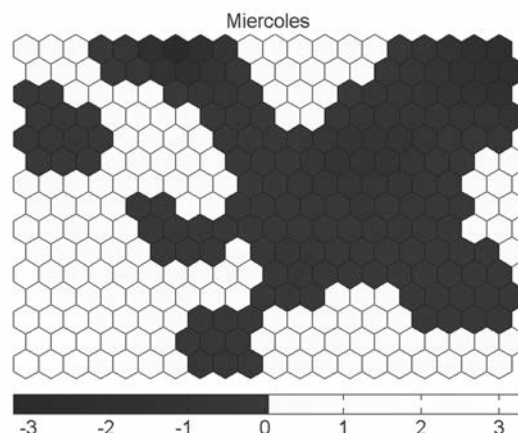
Fuente: autores.

Fig. 8. C-PLANE DEL SOM ENTRENADO, CORRESPONDIENTE AL VECTOR DE PESOS PARA EL DÍA MARTES SEGUNDA QUINCENA



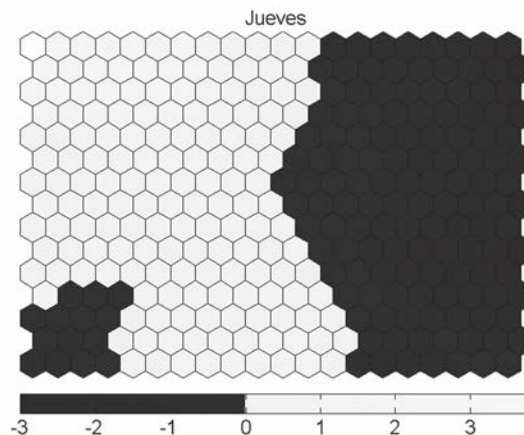
Fuente: autores.

Fig. 9. C-PLANE DEL SOM ENTRENADO, CORRESPONDIENTE AL VECTOR DE PESOS PARA EL DÍA MIÉRCOLES SEGUNDA QUINCENA



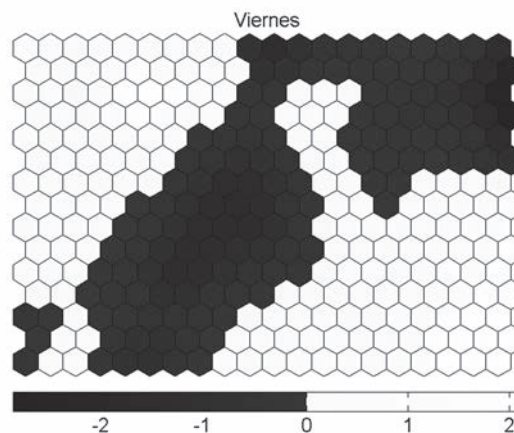
Fuente: autores.

Fig. 10. C-PLANE DEL SOM ENTRENADO, CORRESPONDIENTE AL VECTOR DE PESOS PARA EL DÍA JUEVES SEGUNDA QUINCENA



Fuente: autores.

Fig. 11. C-PLANE DEL SOM ENTRENADO, CORRESPONDIENTE AL VECTOR DE PESOS PARA EL DÍA VIERNES SEGUNDA QUINCENA



Fuente: autores.

En la segunda quincena, de acuerdo con la Tabla II, existe un predominio de valores positivos con notoriedad martes y viernes, aunque para estos últimos la visualización de tal predominio no fue evidente. Se destaca también que en los días lunes predominan los pesos negativos y se presenta un promedio también negativo. Aunque

en la visualización de los días miércoles no se evidenció un comportamiento claro, los valores de los pesos muestran un promedio positivo. En los días viernes aparece el mayor promedio frente a los días restantes, acompañado de un notable predominio positivo.

TABLA II
DESCRIPCIÓN DE LOS PESOS EN EL MODELO DE LA SEGUNDA QUINCENA

Día de la semana	Cantidad de pesos positivos	Cantidad de pesos negativos	Valor mínimo	Valor máximo	Promedio
Lunes	136	164	-5.3979	2.4894	-0.0492
Martes	181	119	-2.4323	3.8403	0.0737
Miércoles	158	142	-3.2311	3.3239	0.0714
Jueves	156	144	-3.0293	3.8522	0.0460
Viernes	167	133	-2.8963	2.1376	0.0865

6.3 Comparación de los modelos

La Tabla III resume lo explicado anteriormente para los dos modelos desde un aspecto cuantitativo. Al comparar los resultados de ambos SOM, se puede encontrar la similitud de los días martes y jueves, donde en ambas quincenas presentan en su mayoría pesos positivos. A pesar de que se fijó la misma cantidad de épocas de entrenamiento para ambos SOM, se obtuvo un AQE, el AQE del segundo SOM es menor al AQE del primer SOM, lo que indica que el segundo SOM obtuvo un mejor desempeño en el entrenamiento. Se puede también mostrar que los retornos de la primera quincena presentan una mayor volatilidad frente a los re-

tornos de la segunda quincena, ya que el primer SOM trata de imitar unos retornos que tienen una mayor variabilidad y necesitaría de más épocas de entrenamiento para mejorar el AQE, es decir, sería conveniente lograr definir una cantidad de épocas de acuerdo con la variabilidad que presenten los datos para lograr que los modelos entrenados logren imitar de mejor manera los patrones de entrada y así obtener mayor precisión en los análisis subsiguientes. Esto se relaciona puntualmente con el modelo para la primera quincena, donde en tres de las cinco visualizaciones no se identifica una predominancia clara y los grupos de valores se encuentran bastante dispersos, dificultando comprender las características que presentan.

TABLA III
COMPARACIÓN CADA MODELO DE SOM IMPLEMENTADO

Modelo	Neuronas	Épocas de entrenamiento	AQE	Promedio de los pesos obtenidos por componente				
				Lunes	Martes	Miércoles	Jueves	Viernes
Primera quincena	300	40100	0.7102	-0.1238	0.2097	-0.0234	0.0341	-0.0489
Segunda quincena	300	40100	0.6754	-0.0492	0.0737	0.0714	0.0460	0.0865

En el caso de la segunda quincena se mencionó en el numeral anterior que no se identifica una predominancia definida para los días miércoles y viernes, sin embargo, al observar el promedio de los pesos se evidencia que los promedios de pesos para tales días son posi-

tivos y además son mayores en comparación con los demás días. Para subrayar finalmente, la presencia de un promedio de retornos favorables en los días martes y jueves en ambas quincenas del mes.

7. CONCLUSIONES

La evidencia aportada señala la existencia de ciertos arbitrajes históricamente presentes en los días de la semana, teniendo en cuenta la quincena del mes a la que pertenecen. Por ende, la Hipótesis de mercados eficientes no se cumple en el estudio realizado, ya que los arbitrajes podrían ser aprovechados para obtener retornos por encima de lo esperado en los días de la semana mencionados como favorables. Los estudios previos sobre la presencia del efecto-día en los retornos accionarios en Colombia contemplaban el estudio del índice IGBC el cual ya no es más utilizado como referencia por los agentes del mercado, con lo cual se ha demostrado que en una de las actuales referencias, el índice COLCAP, se presenta anomalías en el día semanal que persisten en un periodo de análisis más reciente.

La técnica del algoritmo de SOM utilizada en este trabajo representa ventajas para comprender visualmente las características de los retornos, sin embargo, en algunos casos las visualizaciones obtenidas no muestran con claridad algún patrón o predominio. De acuerdo con lo indicado, los valores obtenidos de AQE hacen sugerir mejorar el rendimiento presentado, no solo en el modelo donde se obtuvo un mayor valor de esta medida y así generar un análisis más preciso para los retornos.

Se encuentran facilidades en la implementación de las funciones del SOM Toolbox 2.0 para la implementación de los modelos donde fue posible especificar las características del modelo recomendadas en la literatura expuesta, lo que deja abierta la posibilidad de continuar la mejora de los modelos.

Para trabajos futuros se propone realizar un análisis de las acciones que conforman la canasta del índice COLCAP, y así realizar una comparación con estos trabajos y especificar más en cada una de las acciones, buscar patrones de comportamiento, de volatilidad para entender qué tan cambiantes son los precios en ciertos días, además de buscar una comparación con factores externos que puedan afectar directamente o indirectamente, como por ejemplo, estudiar posibles correlaciones del comportamiento intra-diario con un índice de mercados accionarios extranjeros para conocer el impacto que otros mercados tienen en la

dinámica de negociación del mercado accionario colombiano.

REFERENCIAS

- [1] E. Fama, "Efficient capital markets: A review of theory and empirical work," *The Journal of Finance*, vol. 25, no. 2, pp. 383-417, 1970.
- [2] H. Kiyamaz, H. Berument, "The day of the week effect on stock market volatility and volume: International evidence," *Review of Financial Economics*, vol. 13, pp. 363-380, 2003.
- [3] J. Villalobos, J. Mendoza, "Efecto día en el mercado accionario colombiano: Una aproximación no paramétrica," *Borradores de economía, Banco de la República*, no. 585, pp. 1-18, 2010.
- [4] A. Montenegro, "El efecto día en la Bolsa de Valores de Colombia," *Documentos de Economía*, Pontificia Universidad Javeriana, Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas, no. 9, 2007.
- [5] D. Rivera, "Modelación del efecto del día de la semana para los índices accionarios de Colombia mediante un modelo STAR GARCH," *Revista de economía del Rosario*, vol. 12, no. 1, pp. 1-24, 2009.
- [6] C. Bahi, *Modelos de medición de la volatilidad en los mercados de valores: Aplicación al mercado bursátil argentino*, Universidad Nacional de Cuyo, Facultad de Ciencias Económicas, 2007.
- [7] C. Hensel, W. Ziemba, "Investment Results from Exploiting Turn-of-the-Month Effects," *Journal of Portfolio Management*, vol. 22, no. 3, pp. 43-45, 1996.
- [8] J. Ogden, "Turn-of-Month Evaluations of Liquid Profits and Stock Returns: A Common Explanation for the Monthly and January Effects," *The Journal of Finance*, vol. 45, no. 4, pp. 1259-1272, 1990.
- [9] R. Ariel, "A monthly effect in stock returns," *Journal of Financial Economics*, vol. 18, pp. 161-174, 1987.
- [10] J. F. Jaffe, R. Westerfield, C. Ma, "A twist on the monday effect in stock prices: Evidence from the U.S. and foreign stock markets," *Journal of Banking & Finance*, vol. 13, pp. 641-650, 1989.
- [11] T. Kohonen, "The self-organizing map," *Proceedings of the IEEE*, vol. 78, no.9, pp. 1464-1480, 1990.
- [12] T. Kohonen, "The self-organizing map," *Neurocomputing*, vol. 21, 1998.
- [13] T. Kohonen, "Essentials of the self-organizing map," *Neural Networks*, vol. 37, pp. 52-65, 2013.
- [14] G. Barreto, "Time Series Prediction with the Self-Orga-

- nizing Map: A Review," *Perspectives on Neural-Symbolic Integration*, vol. 77, pp.135-158, 2007.
- [15] B. Silva, N. Marques, "Clustering stock markets values with a Self-Organized featured Map," en *15th Portuguese Conference on Artificial Intelligence*, 2011, pp. 520-534.
- [16] B. Silva, N. Marques, "Feature clustering with self-organizing maps and an application to financial time-series portfolio selection," en *International Conference on Neural Computation*, 2010, pp. 301-309.
- [17] G. Forero, "Contrastación de paradigmas de las finanzas: Normalidad e hipótesis del mercado eficiente. Aplicaciones en MATLAB," *Observatorio de Economía y Operaciones Numéricas*, vol. 5, pp. 167-227, 2011.
- [18] E. Caicedo, J. López, *Una aproximación práctica a las redes neuronales artificiales*. Cali, Colombia: Programa Editorial Universidad del Valle, 2009.
- [19] G. Deboeck, "Financial applications of Self-Organizing Maps," *American Heuristics Electronic Newsletter*, 1998.
- [20] A. Engelbrecht, *Computational Intelligence: An introduction*, 2da edición. Chichester, Inglaterra: Wiley Publishing, 2007, p. 71.
- [21] B. Martín Del Brío, A. Sanz, *Redes neuronales y sistemas borrosos*, 3ra edición. México D.F., México: Alfaomega, 2007.
- [22] T. Eklund, B. Back, H. Vanharanta, A. Visa, "Assessing the feasibility of self-organizing maps for data mining financial information," en *Proceedings of the Xth European Conference on Information Systems*, Gdansk, Polonia, 2002, pp. 528-537.
- [23] Bolsa de Valores de Colombia, *Metodología para el cálculo del índice COLCAP*, abril de 2013.
- [24] Bolsa de Valores de Colombia, "Índices". [Online]. Available: www.bvc.com.co
- [25] J. Vesanto, J. Himberg, E. Alhoniemi, J. Parhankangas, *SOM toolbox for Matlab*, Helsinki University of Technology, Helsinki, Finlandia, 2000.
- [26] Universidad Tecnológica de Helsinki, Laboratorio de Computación y Ciencia de la Información, "SOM Toolbox", 2005. [Online]. Available: www.cis.hut.fi/projects/somtoolbox/download/