

MODELO LOG-NORMAL PARA PREDICCIÓN DEL PRECIO DE LAS ACCIONES DEL SECTOR BANCARIO ¹

LOG-NORMAL MODEL FOR PREDICTING THE PRICE OF SHARES OF THE BANKING SECTOR

LOG-NORMAL MODELO DE PREDIÇÃO DO PREÇO DAS AÇÕES DO SETOR BANCÁRIO

Edder Parody Camargo²
 Arturo Charris Fontanilla³
 Rafael García Luna⁴

FORMA DE CITACIÓN

Parody, E., Charris, A & García, R. (2016). Modelo Log-normal para la Predicción del Precio de las Acciones del Sector Bancario que Cotizan en el Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia (IGBC). *Dimensión Empresarial*, 14(1), 137 -149

JEL: M21, M31.

DOI: , <http://dx.doi.org/10.15665/rde.v14i1.412>

RESUMEN

El presente artículo de investigación desarrolla un ejercicio de predicción del precio de las acciones del sector bancario que cotizaron en el índice general de la Bolsa de Valores de Colombia (IGBC) durante el período del 17 al 24 de julio de 2015, utilizando un modelo Log-normal complementado con simulaciones de Monte-Carlo, a fin de determinar pruebas de bondad de ajuste del modelo mediante la raíz del error métrico cuadrado (RMSE). Los resultados encontrados indican que el modelo es eficiente para tener una aproximación a los posibles valores mínimos y máximos que pueden tomar las acciones, sin embargo sus resultados carecen de la suficiente precisión para inducir la compra certera de este tipo de activo financiero, dado que se calcula la rentabilidad de estas acciones usando los últimos 100 datos y el modelo aporta igual relevancia al dato t-100 que al t-1, sin importar si en el momento t-1 la volatilidad es baja o más alta que en el momento t-100, razón por la cual se recomienda en próximas investigaciones la aplicación de modelos con promedios móviles de suavizamiento exponencial y modelos de la familia Arch y Garch que generan mayor capacidad de predicción.

Palabras Claves: Modelo log-normal, acciones, volatilidad, simulación de Monte-Carlo, raíz del error cuadrático medio.

¹ Artículo de investigación adelantado como parte del plan de trabajo de los autores en la Universidad del Magdalena, Santa Martha, www.unimagdalena.edu.co y Autónoma del Caribe, Barranquilla, www.uac.edu.co. Recibido en 30/07/2015. Aceptado para publicación en 10/10/2015.

² Magister en Desarrollo Empresarial y Docente Tiempo completo ocasional de la Universidad del Magdalena en Santa Marta. Correo electrónico: arturocharris@hotmail.com

³ Magister en Finanzas de la Universidad del Norte y Docente Tiempo completo ocasional de la Universidad del Magdalena en Santa Marta. Correo electrónico: edderparody@gmail.com

⁴ Magister en Ciencias Económicas de la Universidad Nacional de Colombia y docente tiempo completo de la Universidad del Magdalena. Correo. rgarcialuna@gmail.com

ABSTRACT

The following article develops a prediction exercise of share's prices in the banking sector that quoted in the general index of the Stock exchange of Colombia (IGBC) during the period from 17 to 24 July 2015, using a model Log-normal complemented with Monte-Carlo's simulations, in order to determine goodness of fit test of the model, using the root-mean-square deviation (RMSD). The results indicate that the model is useful to make an approximation to the possible minimal and maximum values that shares can take. Nevertheless, it's results lack the sufficient precision to induce the accurate purchase of this type of financial assets. Since the profitability of these shares is calculated using the last 100 information and the model contributes equal relevancy to data $t-100$ to $t-1$. Without mattering if in $t-1$ moment, the volatility is lower or higher than in the $t-100$ moment, reason by is recommended in following researches, the application of models with mobile averages of gentle exponential and models of the Arch and Garch family, with major capacity of prediction.

Keywords: log-normal model, actions, volatility, Monte-Carlo simulation, the root mean square error.

RESUMO

Este trabalho desenvolve um preço de exercício de previsão de ações do setor bancário foram citados no índice geral da Bolsa de Valores da Colômbia (CIGB) durante o período de 17 a 24 de julho de 2015, usando um log-normal de simulações do modelo complementados por Monte Carlo, para determinar a bondade do modelo de teste de ajuste usando erro raiz quadrada métrica (RMSE). Os resultados indicam que o modelo utilizado para ter uma abordagem para os possíveis valores mínimos e máximos que podem tomar medidas, no entanto os seus resultados não têm precisão suficiente para induzir a compra precisa deste tipo de activo financeiro, calculado a rentabilidade dessas ações usando os últimos 100 dados e o modelo dá a mesma importância aos dados $t-100$ a $t-1$, quer no momento $t-1$ volatilidade é inferior ou superior no momento $t-100$. Por esta razão, recomenda-se a aplicação de modelos com médias móveis e modelos de suavização exponencial Garch Arch e familiares que geram uma maior previsibilidade em pesquisas futuras.

Palavras chave

1. INTRODUCTION

El mercado de capitales es un elemento de gran relevancia para el desarrollo de las economías nacionales, pues su buen manejo, reduce los costos de adquirir información para la toma de decisiones de inversión, brinda fuentes alternativas de crédito hacia proyectos más productivos y posibilita una mejor distribución de recursos de capital que disminuirán en ultimas los niveles de pobreza. Consecuencia de ello, se ha venido consolidando un importante estado del arte, compuesto por conceptos, perspectivas teóricas, modelaciones, metodologías y demás herramientas que han permitido un mejor entendimiento de este importante fenómeno.

En ese orden de ideas, el propósito del presente análisis es realizar un ejercicio de predicción del precio de las acciones del sector bancario que cotiza en el índice general de la Bolsa de Valores de Colombia IGBC a partir de la uso del modelo Log-Normal y

aplicación del método de simulación de Monte-Carlo, teniendo en cuenta el período comprendido entre el 17 al 24 de julio de 2015, para luego determinar la robustez del modelo de predicción mediante la medida estadística del error métrico cuadrado (MSE) y el error porcentual absoluto medio (MAPE).

En el desarrollo de esta investigación se realiza un ejercicio de prueba y optimización de técnicas para mejorar la toma de decisiones concernientes a la compra o venta de acciones en el mercado financiero colombiano, que usualmente implican el uso de análisis y herramientas de medición y control de riesgos, con el fin de minimizar el impacto de fenómenos como la volatilidad y la incertidumbre a la que se encuentran expuestos los inversionistas, requiriéndose entonces del cálculo de diferentes medidas de mitigación de riesgos y de pronósticos de las series, que posibiliten el diseño de estrategias financieras y de construcción de portafolios de inversiones.

Este artículo está compuesto en primera instancia por una revisión literaria en la que se describen trabajos de investigación en los que se aplican distintos métodos de pronóstico de precios de activos financieros, estableciéndose seguidamente la metodología para la implementación de la predicción, concluyendo con la determinación de los resultados y las reflexiones finales.

2. METODOS PARA PRONOSTICAR EL PRECIO DE LOS ACTIVOS FINANCIEROS

Perspectiva Teórica

En lo concerniente a la perspectiva teórica por medio de la cual se abordó el objeto de estudio de esta investigación, se identificó que la modelación y el pronóstico de series financieras, históricamente se han estudiado a través de dos enfoques antagónicos muy populares. Por una parte, se encuentra el enfoque de las teorías Chartistas, más específicamente el análisis técnico, el cual según explica De Arce (2004, p.3), “en definitiva, la clave de estos modelos está en considerar la información pasada de la variable y su volatilidad observada como factor altamente explicativo de su comportamiento presente y por extensión lógica, de su futuro predecible”. La anterior postura también es estudiada por Murphy (2007) y Hernández (2009), planteando que el precio de un activo financiero tiene mucha información que podría resultar útil para predecir su comportamiento, al grado que el patrón de los precios pasados tiende a repetirse en el futuro, terminando en un escenario en el que la historia se replica.

En contraste con lo anterior, la teoría de los mercados eficientes y las caminatas aleatorias plantea que no es posible predecir los precios futuros a partir de los precios pasados, dado que los precios de las acciones están determinados por un paseo aleatorio o al azar propuesto por Fama (1965). Lo anterior, según Johnston (1997), debido a que estadísticamente los cambios en los precios son variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas. En suma, según esta perspectiva, hay un sinnúmero de inversores atentos a cualquier nueva información y en caso de aparecer una oportunidad de ganancias extraordinarias, dicha oportunidad sería arbitrada en forma inmediata y trasladada a los precios de la acciones, situación que haría desaparecer la oportunidad latente, convirtiéndose en un hecho aparentemente contra intuitivo, dado que cuanto

más eficiente sea el mercado, más aleatoria será la secuencia de dichos precios (Delfiner, 2002).

En ese orden de ideas, es preciso anotar que para el desarrollo de esta investigación se utilizó la perspectiva de la teoría de la caminata aleatoria y la teoría de los mercados eficientes. Dichas perspectivas tienen un formalismo matemático estricto y cuentan con los modelos más difundidos para describir el comportamiento de las acciones. Sus planteamientos aseguran que el nivel de precios de un activo no es predecible, lo cual implica que la serie de variaciones de precios no tiene memoria y producto de ello no puede ser usada para predecir el futuro de ninguna manera significativa. Dicho de otra forma, desde esta perspectiva se asume que los precios de las acciones actúan asiduamente como variables de un proceso estocástico.

Algunos Casos Aplicados

Los estudios sobre pronósticos de valores futuros de activos financieros, teniendo como insumo el comportamiento pasado de estos, han venido utilizando herramientas estadísticas con las que han obtenido resultados muy útiles en la mayoría de los casos. Al respecto Lamberton (1996) afirma que el volumen de negociación de estos activos financieros es tan importante, que se han desarrollado diferentes modelos matemáticos con el fin de poder predecir el valor que puede tomar una acción en el futuro. Aclara además, que estos valores están influenciados, por variables económicas, sociales y políticas, resultando más razonable establecer el valor que pueda tener la acción en un instante determinado, no como una magnitud determinística, sino, como una variable aleatoria, siendo entonces más adecuado considerar la trayectoria temporal del valor de la acción como la realización de un proceso estocástico.

Por su parte Cortes, Debón y Moreno (2007), predijeron exitosamente el valor de la acción del banco Sadabel, utilizando como herramienta el modelo log-normal y el método de simulación de Monte-Carlo, realizando un análisis mediante pruebas de bondad de ajuste y análisis gráfico. De la misma manera, Navarro (2012) replicó el índice bursátil IBEX35 con la utilización de un número reducido de títulos, los cuales permitieron realizar predicciones y construir carteras de inversión basadas en este índice. Dentro de

las distintas metodologías aplicadas se empleó el modelo Log-normal y la simulación de Monte-Carlo para el pronóstico y análisis de medidas de bondad de ajustes para series temporales, primordiales para aceptar el modelo como válido.

El comportamiento de las acciones en Colombia ha sido analizado con diferentes métodos y desde distintos grupos de acciones; Cruz, Medina y Zapata (2010) analizan el comportamiento de los valores del IGBC durante el 2009, en el cual utilizan el método de caminata aleatoria, determinando que el índice tiene una marcada tendencia al alza y su componente aleatorio o ruido blanco es poco significativo visto en su representación gráfica y que en general los precios de las acciones de la Bolsa de Valores de Colombia no siguen la caminata aleatoria.

Uno de los métodos más utilizados por los expertos para pronosticar el comportamiento de activos financieros son las Redes Neuronales (RN); en este sentido, Arrieta, Torres & Velásquez, (2009) describen que la utilización de RN para el pronóstico de comportamiento de acción de Suramericana de Inversiones S.A, que fue al igual que los modelos econométricos, una herramienta que interpretó adecuadamente los resultados de la muestra y en los modelos fuera de muestra las RN logran una mejor interpretación de las dinámicas que los modelos econométricos. Singh y Bhatt (2010), también comparan dos métodos, uno de RN y otro estadístico, para pronosticar los precios diarios de las acciones y demuestran que la habilidad de las técnicas estadísticas para hacer pronósticos se reduce a medida que las series se hacen más complejas. Por lo tanto, comparando los resultados que ambos métodos arrojaron, las RN con suficientes datos, arquitectura apropiada y bien elaboradas, son mucho mejor a la hora de predecir los precios diarios de las acciones.

Servín y Silva (2011) realiza un análisis para estimar la volatilidad de las acciones en la Bolsa de Valores de México, sustentado en trabajos como el de Alizadeh, Brandt y Diebold (1999), los cuales valoran la utilidad práctica de los estimadores de Cuasi-Máxima Verosimilitud (QMLE); el de Magdoni y Atiya (2003), en el que se presentan estimaciones del rango basados en los precios máximos

y mínimos de la acción de IBM y haciendo las aplicaciones que desarrollaron Chou y Wang (2005), quienes describen los rasgos característicos del Modelo Autorregresivo de Rango Condicional (CARR); encontrando que los mejores resultados se obtienen mediante la utilización de los “modelos ARMA y GARCHX, con independencia de los rangos de valores extremos que se obtengan a partir de datos diarios, semanales o mensuales”.

Aghababaeyan, Siddiqui, & Ahmadkhan (2011) utilizaron la metodología de minería de datos en un estudio cuyo propósito era predecir siete principales índices del mercado accionario de Irán (Teherán Stock Exchange). Para ello se probaron y se compararon los resultados de dos algoritmos de aprendizaje: Como resultado se obtuvo que el algoritmo Neural Network Standard feed-forward back prop (FFB) que tiene una mayor precisión de predicción que la Regresión Lineal. Akintola et. al (2011), utilizaron como caso de estudio los precios de las acciones del Banco Intercontinental de Nigeria, en un período de un año y tres meses, concluyeron que, aunque se necesitaron más datos, las RN son un buen método para pronosticar precios de las acciones.

Perez-Guevara y Moreno (2012) establecen un modelo predictivo del comportamiento futuro de las acciones de las empresas industriales de Estados Unidos por rangos, utilizando las RN y el análisis de estados financieros, en donde conformaron “redes que permitieron distinguir rangos particulares de variación futura de precio y elaborar complejas estrategias de inversión, empleando instrumentos financieros derivados”; en este sentido Villada, Muñoz y García (2012) también con base en RN analizaron las necesidades de un swing trader operando en la Bolsa de Valores de Colombia con un horizonte de pronóstico de un mes (para el caso de las acciones de Ecopetrol y preferencial Bancolombia) demostrando que con modelos sencillos se obtiene un nivel bajo de errores en el pronóstico teniendo una alta aplicabilidad en mercados pequeños como el colombiano.

Por otro lado, el método de Redes Neuronales Artificiales (RNA) ha sido utilizado con el fin de pronosticar los precios de las acciones de la Bolsa de Valores de Atenas (Hanas, Curtis, & Thalassinos,

2012) y de los índices acciones DAX de Alemania y S&P 500 de Estados Unidos (Ortiz Arango, Cabrera Llanos, & López Herrera, 2013). Los resultados arrojados por ambos estudios confirmaron el hecho que las RNA (ya sea de propagación hacia atrás o la diferencial), son una herramienta poderosa para hacer pronósticos a corto plazo, especialmente diario y semanal. Laboissiere et al., utilizan las RNA para pronosticar rangos de precios mínimos y máximos de las acciones de tres compañías de energía brasileras, y concluyen que esta metodología es de gran utilidad tanto para los inversores, quienes a partir de esta tendrían la habilidad para definir valores umbrales en la bolsa, así como para los brokers quienes poseen poco conocimiento de dichas empresas (Laboissiere, Fernandes, & Lage, 2015).

Carmona y Criollo (2015) utilizan el método de modelos de múltiples factores para caracterizar los posibles fuentes de riesgo que pueden influir en las variaciones de los rendimientos de las acciones que se cotizan en el IGBC, en el que considera que para valorar las acciones factores importantes son el mercado y el tamaño de las empresas y definen como desventaja la falta de información histórica de precios para poder estimar los modelos.

Talarposhti, et al. (2015) proponen un método híbrido basado en “exponential fuzzy time series and learning automata based optimization” para pronósticos del mercado accionario. El resultado es que este método es superior a los métodos clásicos de series de tiempo y a los modelos de series de tiempo difusos en cuanto a precisión. Uno de ellos es el propuesto por Lahmiri (2016) en el que propone un modelo híbrido cuyos resultados tomados a partir de experimentos con un set de seis acciones mostraron la superioridad en la capacidad de predicción del modelo híbrido sobre la base predictiva del modelo. En el otro se toma el modelo ANFIS centrado en torno a EMD para predecir los precios de las acciones en el Taiwan Stock Exchange Capitalization Weighted Stock Index (TAIEX)

y Hang Seng Stock Index (HSI). Para medir el desempeño del modelo en cuanto a su capacidad de predicción, este fue comparado con el modelo Chen, el Yu, el modelo autoregresivo (AR), el modelo ANFIS y el modelo SVR. Los resultados mostraron que, teniendo en cuenta el error cuadrático medio, el modelo propuesto es superior a los otros (Wei, 2016).

3. METODOLOGÍA

Para lograr el objetivo propuesto en esta investigación, que implica la predicción de los valores de las acciones⁶ del sector bancario que cotizan en el índice general de la bolsa de valores de Colombia (IGBC), se procedió de acuerdo a los siguientes ocho pasos:

Paso 1: Obtención y organización de datos. Se tomaron, de los sitios Web⁵ de los bancos analizados; para el caso los precios de cierre diario de las acciones del Banco de Colombia, Banco de Bogotá y Banco de Occidente, en el periodo de tiempo comprendido entre el 17 al 24 de julio de 2015⁷. Seguidamente se procedió a organizar las series, teniendo en cuenta que en los días festivos el mercado accionario colombiano no opera, razón por lo cual fue necesario agregar en esos días de inactividad los precios de cierre del día de operación inmediatamente anterior.

Paso 2: Formación de las series de datos. Con los precios de las acciones obtenidos en el paso anterior, se calcularon los rendimientos diarios de las series de cada banco estudiado mediante la diferencia obtenida entre los logaritmos neperianos de los precios actuales y los precios del día inmediatamente anterior, utilizando la siguiente formula:

$$R_t = \ln(S_t) - \ln(S_{t-1})$$

Cabe destacar que los rendimientos diarios encontrados para las series de cada uno de los bancos, se convirtieron en la fuente básica de los pasos a realizarse seguidamente.

5 Los sitios web de los que se tomó la información fueron www.grupoaval.com y www.bvc.com.co

6 Se tomaron estas acciones dado que son las acciones que reportan más información sobre los precios de cierres diarios en las fechas en que se realizó el estudio. También se accedió a las demás series, pero al momento de organizarlas se identificó que tienen muchos días sin cotizar por lo que al momento de modelarlas puede arrojar datos sesgados dado su baja dinámica bursátil.

7 Se utilizó este período porque se consideró un rango histórico suficiente para la conformación de precios de los activos financieros bajo la perspectiva teórica escogida.

Paso 3: Calibración del Modelo. A partir de los rendimientos obtenidos, se calcularon las medias (μ) y las varianzas (S^2) muestrales de cada una de las series estudiadas. Para ello, se aplicaron las respectivas funciones de Excel, PROMEDIO() y VAR().

Sin embargo, debido a que se trabajó con el método de los momentos, que supone igualar la media y la varianza⁸ de las k variables aleatorias a la media muestral \bar{U} y a la quasi-varianza muestral S^2 , se hizo necesario obtener medias (\hat{U}) y varianzas ($\hat{\sigma}$) paramétricas para el modelo. Esto se logró mediante el uso del siguiente sistema de ecuaciones algebraico:

$$\bar{U} = \left(\mu - \frac{\sigma^2}{2} \right) \Delta t, \quad S^2 = \sigma^2 \Delta t \quad (8)$$

Cuya solución finalmente arrojó las estimaciones deseadas:

$$\hat{\mu} = \frac{1}{\Delta t} \left(\bar{U} + \frac{S^2}{2} \right), \quad \hat{\sigma} = \frac{S}{\sqrt{\Delta t}} \quad (9)$$

Cabe anotar que para la calibración del modelo, se asumió un $\Delta t = 1/252$, dado que como lo dice De Lara Haro (2011), “un año consta de 252 días de operación en el mercado, aproximadamente” (Pág 61).

Paso 4: Simulación de Montecarlo y del Movimiento Browniano. Se simularon valores de Z como variables aleatorias tipo $Z \sim N(0;1)$, generando números de una distribución uniforme (0,1) con la función ALEATORIO” de Excel. Posteriormente, a esos números generados, se les aplicó la inversa de la función de la distribución de una variable aleatoria $N(0,1)$, mediante la función “DISTR.NORM.ESTAND.INV(ALEATORIO; 0,1)” (Cortes, 2007). Lo anterior, arrojó unos datos que se homologaron con el comportamiento diario fluctuante que sufrirían las acciones en el mercado bursátil, los cuales además actuaron como un factor estocástico en la ecuación por medio de la cual se hicieron las predicciones. En suma, se simularon mil fluctuaciones para cada uno de los cinco

días de las series de cada banco en estudio, lo que en total redondo en quince mil simulaciones.

Paso 5: Predicción. Luego de haber simulado mil choques estocásticos para cada día de interacciones de las acciones de Bancolombia, Banco de Bogotá y Banco de Occidente se calcularon las mil predicciones puntuales diarias basadas en un proceso Browniano tipo Markov, mediante la ecuación 5. A esas mil predicciones, se les halló el valor promedio o media aritmética y dicho valor fue utilizado como predicción puntual para estimar el precio que alcanzaron las acciones estudiadas en cada uno de los cinco días proyectados⁹ para cada uno de los bancos objeto de estudio.

Paso 6: Predicción por intervalos. Además de la predicción puntual, también se realizó una predicción por intervalos de los precios de las acciones en referencia, con la finalidad de gozar de cierto margen de tolerancia válido y útil para las estimaciones. El esquema se parametrizó para obtener a partir de los percentiles un intervalo de confianza al 95%, $IC = [p_{0,025}, p_{0,975}]$. Dichos intervalos, se calcularon tomando como base la estimación puntual (media) y dos veces el valor de la desviación típica obtenida para el valor correspondiente. De esta manera, al sumarle a la predicción puntual la variabilidad se obtuvo el límite superior del intervalo y al restársela se obtuvo el límite inferior (Daniel, 2008). Los cálculos de los intervalos de confianza para la estimación se obtuvieron mediante el siguiente esquema:

$$E[S(t)] \pm 1.96 * S \quad (5)$$

Paso 7: Medidas de Bondad de Ajuste. Finalmente se procedió a calcular las medidas de bondad de ajuste, que son unas medidas de las diferencias entre los valores pronosticados por un modelo y los valores realmente observados. Las medidas utilizadas son las siguientes (Moreno 2012):

⁸ Esto es: $\bar{U} = \sum_{j=1}^k u_j$, $S^2 = \frac{1}{k-1} \sum_{j=1}^k (u_j - \bar{U})^2$

⁹ Del 17 al 24 de julio de 2015

- Error Cuadrático Medio

$$MSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^K (S_i - \hat{S})^2}{k}}$$

- Error Porcentual Absoluto Medio

$$MAPE = \frac{\sum_{i=0}^k |S_i - \hat{S}_i|}{S_i} \times 100$$

Paso 8: Graficación. Con base en todos los pasos anteriores, se procedió a graficar los resultados obtenidos en la investigación. Para tal efecto, se hizo un comparativo respecto a cada Banco entre el precio real de las acciones y el precio proyectado a partir de las estimaciones realizadas. De igual manera, se graficaron los intervalos de confianza a partir de los límites superiores e inferiores calculados, lo que permitió además identificar si las predicciones puntuales quedaron dentro de dicho rango o no.

4. RESULTADOS

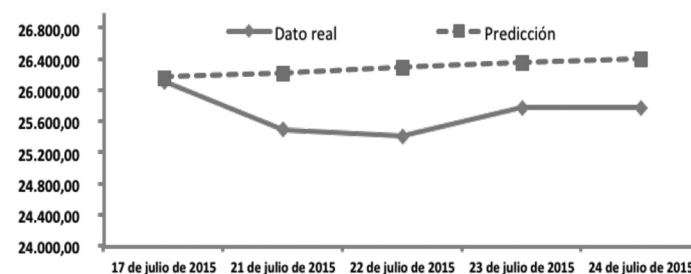
Las medidas de bondad de ajuste del Error cuadrático medio (Mean Squared Error, MSE) y el Error Porcentual Absoluto Medio (Mean Absolute Percentage Error, MAPE), de los activos objetos de estudios, se evidencian en la tabla 1:

Los resultados muestran que la acción que más se ajusta al mode-

lo de pronóstico desarrollado, es la del banco de Banco de Occidente, que en promedio la diferencia entre los valores pronosticados y los reales es de 8,5361 y correspondientes al 0,1438%, lo que denota un buen modelo de pronóstico para este grupo de acciones, que es la menos volátil de los tres grupos de acciones estudiados; por lo cual se puede resaltar que si bien el modelo incorpora el factor aleatorio en la variable Z, aplicando las simulaciones, este no alcanza a interpretar todos los eventos que se producen en el mercado, por lo que a los activos más volátiles se les genera menor capacidad predictiva en la aplicación de este tipo de modelos.

A continuación se muestran los resultados gráficos del comportamiento del precio real, comparado con el precio pronosticado durante el período de las acciones del grupo Bancolombia:

Gráfica 1. Comparación de Valor Real y Pronosticado del Precio de las Acciones de Bancolombia (17-23/07/2015)



Fuente: Datos Bolsa de Valores de Colombia (<https://www.bvc.com.co>). Organización y proyección de los Autores

Tabla 1. Resultados de las Medidas de Bondad de Ajuste para cada Grupo de Acciones

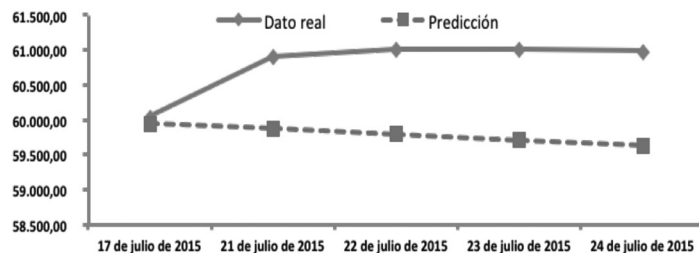
Medida de Bondad de Ajuste	Acción Bancolombia	Acción Banco de Bogotá	Acción Banco de Occidente
MSE	93,55186409	166,798073	8,5361669
MAPE	-2,130862123	1,59554402	0,14385543

Fuente: Datos Bolsa de Valores de Colombia (Sitio Web). Organización y proyección de los Autores

La gráfica 1 muestra los resultados entre el valor pronosticado y el valor real de la acción de Bancolombia, en las fechas del 17, 21, 22, 23 y 24 de julio del año 2015, observándose que los precios pronosticados siempre se encuentra dentro de los límites superiores e inferiores, teniendo en cuenta un nivel de confianza del 95%, hecho que explica que el modelo de pronóstico tiene cierto grado de eficiencia; aunque como se evidencia en las medidas de bondad de ajuste, esta acción presenta mayor error en los pronósticos, debiéndose en cierta manera a la volatilidad de la acción, por ello es relevante exponer que ante activos con cierto grado de volatilidad, el modelo presenta mayores errores en el pronóstico.

En la siguiente gráfica se muestran los precios reales y pronosticados de la acción del Banco de Bogotá:

Gráfica 2. Comparación del Valor Real y Pronosticado del Precio de la Acción del Banco de Bogotá (17-24/07/2015)



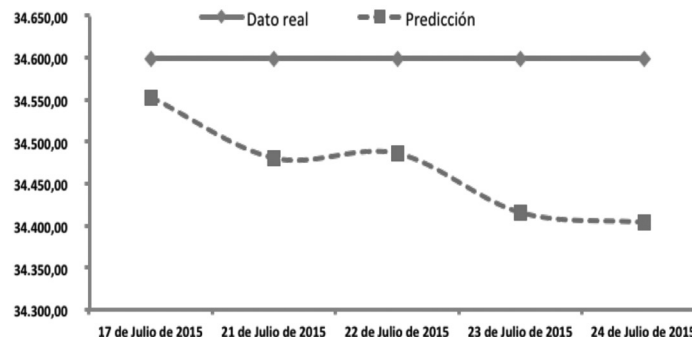
Fuente: Datos Bolsa de Valores de Colombia (<https://www.bvc.com.co>). Organización y proyección de los Autores

Para el caso de la acción del Banco de Bogotá, durante el período de estudio se observa que el pronóstico es más efectivo que en la acción de Bancolombia, sin embargo cuando la acción comienza a tener cambios considerables en sus precios (ver nexos 1), los resultados de las medidas de bondad de ajuste crecen; es fundamental resaltar que los valores del pronóstico siempre se encuentran dentro de los límites superiores e inferiores, siendo el modelo relativamente eficiente en el pronóstico de precios durante el periodo de estudio.

En la gráfica 3 se muestra el comportamiento de los datos reales

y pronosticados del precio de la acción del Banco de Occidente durante el periodo de estudio:

Gráfica 3. Comparación de Datos Reales y Pronosticados de los Precios de la Acción del Banco de Occidente (17-24/07/2015)



Fuente: Datos Bolsa de Valores de Colombia (<https://www.bvc.com.co>). Organización y proyección de los Autores

Finalmente, analizando el comportamiento del valor real de la acción del Banco de Occidente, se observa que el pronóstico es más efectivo que en las acciones anteriores, tal como lo corrobora las medidas de bondad de ajuste observadas en la tabla 1, que resalta el hecho de ser una acción poco líquida y poco volátil, por lo que la media y la desviación de los rendimientos no cambian en gran proporción entre períodos de tiempo, por lo que genera un pronóstico más efectivo.

5. REFLEXIONES FINALES

Es posible construir modelos de pronóstico de activos financieros bajo el modelo log-normal utilizando parámetros estadísticos para su estimación, realizando simulaciones para los valores pronosticados a partir de los valores de series periódicas, como lo son las series diarias de las acciones de las entidades financieras objeto de estudio.

En este sentido, es importante destacar que dicho modelo no genera pronóstico altamente certero para estas series financieras, debido a que los resultados de la medida de bondad de ajuste MSE y MAPE generan valores relativamente altos. Esta incapacidad pre-

dictiva del modelo, para este tipo de activos financieros, está asociada al uso de parámetros como la media (μ) y la desviación estándar (σ), parámetros que –por defecto- asignan igual importancia a todos los datos de la serie usada para su cálculo (en este caso, la serie de rentabilidad). Es decir, que si se calcula la rentabilidad de estas acciones usando los últimos 100 datos, el modelo aporta igual relevancia al dato de t-100 que el de t-1 sin importar si en el momento t-1 la volatilidad es muy baja y en el t-100 ha sido muy alta.

Así las cosas, se precisa que si bien es cierto el modelo sirve de insumo para tener una aproximación a los posibles valores mínimos y máximos que puede tomar el activo financiero, sus resultados carecen de la suficiente precisión para inducir la compra certera de este tipo de activo financiero. Aunque en el modelo incorpora el factor aleatorio, aplicando las simulaciones, no alcanza a interpretar todos los eventos que se producen en el mercado, por lo que a los activos más volátiles, se les genera menor capacidad predictiva; en este sentido el modelo evidenció mayor precisión en la predicción del precio de la acción del Banco de Occidente, que es la acción con menos volatilidad, tal como lo corrobora las medidas de bondad de ajuste.

Consecuencia de lo anterior, se recomienda para próximas investigaciones la aplicación de modelos con promedios móviles de suavizamiento exponencial y modelos de la familia Arch y Garch que generan mayor capacidad de predicción dado que permiten mejor modelamiento de su volatilidad.

REFERENCIAS

Aghababaeyan, R., Siddiqui, T., & Ahmadkhan, N. (2011). Forecasting the Tehran Stock Market by Artificial Neural Network . 13-17.

Akintola , K. G., Alese, B. K., & Thompson , A. F. (2011). Time Series Forecasting with Neural Network: A Case of Stock Prices of Intercontinental Bank of Nigeria. *International Journal of Research and Reviews in Applied Sciences*, 9(3).

Andersen, T., Chung, H.-J., & Sorensen, B. (1998). Efficient method of moments estimation of a stochastic volatility model: A

Monte Carlo study. *Journal Of Econometrics*, pp. 61-87. Disponible en: <http://www.uh.edu/~bsorensen/Emmpublished.pdf>.

Anderson, D., Sweeney, D., & Williams, T. (2008). *Estadísticas para Administración y Economía*. Decima Edición . México D.F: Cengage Learning.

Arrieta Bechara, J., Torres Cruz, J., & Velásquez Ceballos, H. (2009). Predicciones de Modelos Econométricos y Redes Neuronales: El Caso de la Acción de SURAMINV. *Semestre Económico*, volumen 12, No. 25, pp. 95-109 -ISSN 0120-6346- julio-diciembre. Disponible en: <http://revistas.udem.edu.co/index.php/economico/article/view/277>.

Bolsa de Valores de Colombia. (30 de julio de 2015). <https://www.bvc.com.co>. Recuperado el 30 de julio de 2015, de <https://www.bvc.com.co>: <https://www.bvc.com.co/pps/tibco/portalbvc/Home/Mercados/enlinea/acciones?action=dummy>

Butoi, A., & Nemes, M. (2013). Data Mining on Romanian Stock Market Using Neural Networks for Price. *Informatica Economica*, 17(3), 125-136.

Carmona, D., & Criollo, C. (2015). Determinantes de riesgo en la valoración de acciones en el mercado colombiano: modelo multifactorial comparativo. *Cuadernos de Administración*, Vol. 31 N° 53. pp. 68-84. Disponible en: <http://cuadernosdeadministracion.univalle.edu.co/index.php/cuadernosadmin/article/view/2879>.

Cortés López, J. C., Debón Aucejo, A. M., & Moreno Navarro, C. (2007). Aplicación del Modelo Log-normal para la Predicción de activos del Banco de Sabadell. XVI Jornadas ASEPUMA. IV Encuentro Internacional (pág. 11). Valencia: Universidad Politécnica de Valencia. Disponible en: <http://metodos.upct.es/asepuma/comunicaciones/completas/203.pdf>.

Cruz, E., Medina , P., & Zapata, C. (2010). Comportamiento del Precio de las Acciones un Enfoque de la Caminata Aleatoria. *Scientia et Technica*, Año XVI, No 44, pp. 84-89. Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=84917316015>.

Fería Domínguez, J. M. (2005). El Riesgo del Mercado su Medi-

ción y Control. Madrid España: Delta Publicaciones Universitarias; Disponible en: https://books.google.com.co/books?id=tTh7jxbSx-VUC&printsec=frontcover&hl=es&source=gbs_ge_summary_r&cad=0#v=onepage&q&f=false.

Hanias, M., Curtis, P., & Thalassinis, E. (2012). Time Series Prediction with Neural Networks for the Athens Stock Exchange Indicator. 15(2), 23-32.

Hanke, J. (2006). Pronósticos en los Negocios. Octava Edición. México: Pearson Education. Disponible en: https://books.google.com.co/books?id=WaiOrL8oct4C&pg=PR2&lpq=PR2&dq=Pron%C3%B3sticos+en+los+negocios.+Mexico:+C%C3%A1mara+Nacional+de+la+Industria+Editorial+Mexicana&source=bl&ots=YdfAx9fgS0&sig=37K2S7mY_v41bhNZAR0-WsA6gZ.

Juez Martel, P., & Diez Vegas, F. J. (1997). Probabilidad y Estadística en Medicina. Madrid. España: Díaz de Santos S.A. Disponible en: https://books.google.com.co/books?id=J12lRXENQ88C&printsec=frontcover&hl=es&source=gbs_ge_summary_r&cad=0#v=onepage&q&f=false.

Laboissiere, L. A., Fernandes, R. A., & Lage, G. G. (2015). Maximum and minimum stock price forecasting of Brazilian power distribution companies based on artificial neural networks. Applied Soft Computing, 35, 66-74.

Lahmiri, S. (2016). Intraday stock price forecasting based on variational mode decomposition. Journal of Computational Science, 12, 23-27.

Llinas Solano, H., & Rojas Alvarez, C. (2009). Estadística descriptiva y Distribuciones de Probabilidad. Barranquilla Colombia: Ediciones Universidad del Norte.

Llinas Solano, H., & Rojas Alvarez, C. (2009). Medidas de Dispersión o de Variabilidad. Barranquilla. Colombia: Ediciones Universidad del Norte.

Maciel, L. S., & Ballini, R. (2010). Neural Networks Applied to

Stock Market Forecasting: An Empirical Analysis. Learning and Nonlinear Models, 8, 3-22.

Marín, J., & Rubio, G. (2011). Economía Financiera. Madrid, España: Antoni Bosh. Disponible en: <https://books.google.com.co/books?id=tmZXGX40fZsC&printsec=frontcover&dq=economía+financiera&hl=es&sa=X&ved=0ahUKewjM5aiDjJfMAhW-GWx4KHRZDCI4Q6AEIzAC#v=onepage&q&f=false>.

Mirzaei Talarposhti, F., Javedani Sadaei, H., Enayatifar, R., Gadelha Guimaraes, F., Mahmud, M., & Eslami, T. (2015). Stock market forecasting by using a hybrid model of exponential fuzzy time series. International Journal of Approximate Reasoning, 70, 79-98.

Moreno, C. (2012). Composición de la Cartera de Réplica Para la Predicción del Índice Bursátil Español IBEX 35. Valencia. España: Facultad de Administración y Dirección de Empresas de la Universidad Politécnica de Valencia.

Muñoz Santiago, A., Ditta Mercado, E., & Duarte Padilla, H. (2012). Medición de la volatilidad del IGBC y la TRM utilizando las metodologías log-normal y montecarlo. Clio América, 6(12), 150-184.

Ortiz Arango, F., Cabrera Llanos, A., & López Herrera, F. (2013). Pronóstico de los índices accionarios DAX y S&P 500 con redes neuronales diferenciales. Contaduría y Administración, 58(3), 203-225.

Perez-Guevara, M., & Moreno, E. (2012). Propuesta de un modelo predictivo de la variación del precio de acciones basado en redes neuronales y análisis de estados financieros. Anales, Vol. 12, N° 1, 2012: 103-123. Disponible en: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=3943813>.

Richardson, G., & Spiegelhalter, D. (1996). Markov Chain Monte Carlo in Practice. Boca Ratón, Florida: Chapman & Hall.

Servín y Silva, F. (2011). Estimación de la volatilidad de los precios de las acciones de la BMV mediante el modelo CARR. Revis-

ta: Contaduría y Administración, núm. 234, mayo-agosto, 2011, pp. 173-196. Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=39518484009>> ISSN 0186-1042.

Singh Vaisla, K., & Kumar Bhatt, A. (2010). An Analysis of the Performance of Artificial Neural Network Technique for Stock Market Forecasting. *International Journal on Computer Science and Engineering*, 2(6), 2104-2109.

Talarposhti, F.M. Javedani, H., Enayatifar, R. Gadelha, F., Mahmud, M. & Eslami, T. (2015) Stock market forecasting by using a hybrid model of exponential fuzzy time series. *International Journal of Approximate Reasoning*, 70, 79-98.

Topa & Asociados. (2009). *Modelos de Calculo de Volatilidad*. Bogotá. Colombia: T&A. Disponible en: <http://www.tya.com.co/pdfs/GT12.pdf>.

Villada, F, Muñoz, N., & García, E. (2012). Aplicación de las Redes Neuronales al Pronóstico de Precios del Mercado de Valores. *Información Tecnológica*, Vol. 23(4), 11-20. doi: 10.4067/S0718-07642012000400003. Disponible en: http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-07642012000400003.

Wei, L.-Y. (2016). A hybrid ANFIS model based on empirical mode decomposition for stock time series forecasting. *Applied Soft Computing*.

ANEXO 1: Tabla de resultados de las acciones objeto de estudio

ACCIÓN BANCOLOMBIA					
Media Rendimientos	0,002197	0,002197	0,002197	0,002197	0,002197
Varianza Rendimientos	0,000189	0,000189	0,000189	0,000189	0,000189
Desv. Rendimientos	0,013734	0,013734	0,013734	0,013734	0,013734
Días Transables Año	252	252	252	252	252
Periodo de predicción	1	2	3	4	5
Δt	0,003968	0,007937	0,011905	0,015873	0,019841
$\sqrt{\Delta t}$	0,062994	0,089087	0,109109	0,125988	0,140859
μ'	0,577403	0,288702	0,192468	0,144351	0,115481
\tilde{O}	0,218016	0,154161	0,125872	0,109008	0,097500
\tilde{O}^2	0,047531	0,023766	0,015844	0,011883	0,009506
Dato real	26.120,00	25.500,00	25.420,00	25.780,00	25.780,00
Predicción	26.188,13	26.244,04	26.310,64	26.373,69	26.441,96
Límite inferior	25.504,49	25.530,75	25.614,59	25.679,32	25.729,42
Límite superior	26.871,77	26.957,33	27.006,68	27.068,07	27.154,51
Desviación	348,8	363,9	355,1	354,3	363,5
MSE	11,7	127,6	152,7	101,8	113,5
MAPE	-0,26084457	-2,91779227	-3,50368628	-2,302927	-2,56773578
ACCIÓN BOGOTA					
Media Rendimientos	-0,001415	-0,001415	-0,001415	-0,001415	-0,001415
Varianza Rendimientos	0,000066	0,000066	0,000066	0,000066	0,000066
Desv. Rendimientos	0,008106	0,008106	0,008106	0,008106	0,008106
Días Transables Año	252	252	252	252	252
Periodo de predicción	1	2	3	4	5
Δt	0,003968	0,007937	0,011905	0,015873	0,019841
$\sqrt{\Delta t}$	0,062994	0,089087	0,109109	0,125988	0,140859
μ'	-0,348402	-0,174201	-0,116134	-0,087100	-0,069680

Õ	0,128686	0,090995	0,074297	0,064343	0,057550
Õ²	0,016560	0,008280	0,005520	0,004140	0,003312
Dato real	60.040,00	60.900,00	61.000,00	61.000,00	60.980,00
Predicción	59.946,26	59.866,66	59.796,38	59.670,26	59.601,30
Límite inferior	58.994,17	58.922,47	58.837,57	58.701,82	58.627,67
Límite superior	60.898,34	60.810,84	60.755,18	60.638,69	60.574,93
Desviación	485,8	481,7	489,2	494,1	496,8
MSE	16,1	177,2	206,4	228,0	236,4
MAPE	0,15613722	1,69678579	1,97314986	2,17990932	2,26089909
ACCIÓN OCCIDENTE					
Media Rendimientos	-0,001572	-0,001572	-0,001572	-0,001572	-0,001572
Varianza Rendimientos	0,000797	0,000797	0,000797	0,000797	0,000797
Desv. Rendimientos	0,028225	0,028225	0,028225	0,028225	0,028225
Días Transables Año	252	252	252	252	252
Periodo de predicción	1	2	3	4	5
Δt	0,003968	0,007937	0,011905	0,015873	0,019841
$\sqrt{\Delta t}$	0,062994	0,089087	0,109109	0,125988	0,140859
μ'	-0,295847	-0,147924	-0,098616	-0,073962	-0,059169
Õ	0,448052	0,316820	0,258683	0,224026	0,200375
Õ²	0,200750	0,100375	0,066917	0,050188	0,040150
Dato real	34.600,00	34.600,00	34.600,00	34.600,00	34.600,00
Predicción	34.559,58	34.514,68	34.500,63	34.471,09	34.452,82
Límite inferior	32.671,13	32.576,97	32.526,07	32.585,66	32.460,17
Límite superior	36.448,04	36.452,40	36.475,19	36.356,52	36.445,47
Desviación	963,5	988,6	1007,4	962,0	1016,7
MSE	6,9	14,6	17,0	22,1	25,2
MAPE	0,11681179	0,24658156	0,2871976	0,37257567	0,42536761

Fuente: Datos Bolsa de Valores de Colombia (Sitio Web). Organización y proyección de los Autores