

# Modelación de la volatilidad y pronóstico del índice general de la bolsa de valores de Colombia (IGBC)

## Modelling of the volatility and forecasting the index of the general stock exchange of Colombia (IGBC)

**Resumen:** El objetivo de esta investigación es determinar ¿cuál es el modelo que permite explicar con mayor precisión el comportamiento histórico del índice general de la bolsa de valores de Colombia (IGBC), durante el periodo comprendido entre el 01 de enero de 2008 y el 31 de mayo del año 2012?, analizando dicho fenómeno desde la perspectiva teórica del Dow Jones y el análisis técnico y empleando la metodología de los modelos de la familia ARCH. Se estudia la volatilidad del mercado, se comparan los modelos ARCH, GARCH, EGARCH y PARCH utilizando los criterios tradicionales de evaluación y concluyendo que el modelo EGARCH (1,1) posee la mejor capacidad para predecir. Finalmente, se identifica como futura línea de investigación, la necesidad de contractar empíricamente la pertinencia de medir la volatilidad del IGBC según las directrices fijadas por la superintendencia financiera colombiana para el cálculo del riesgo de mercado.

**Palabras clave:** ARCH, GARCH, volatilidad, metodología, IGBC.

**Abstract:** This research aims to determine, what is the model that allows to explain more precisely the historical behavior of the general index of the stock exchange of Colombia (IGBC), from the period January 1 2008 to May 31-2012? Analyzing this phenomenon from the theoretical perspective of the Dow Jones and the technical analysis and using the methodology of the ARCH family models. It is studied the market volatility, the ARCH, GARCH, EGARCH and PARCH models are compared using traditional evaluation criteria and it's concluded that the EGARCH (1, 1) model has the best ability to predict. Finally, it is identified like a future line of research, the need for empirically contracting the relevance of measuring the volatility of the IGBC under the guidelines established by the Colombian financial Superintendence for the calculation of market risk.

**Keywords:** ARCH, GARCH, volatility, methodology, IGBC.

**Edder Parody Camargo**

edderparody@gmail.com

Magister en Finanzas

Universidad del Magdalena

**Arturo Charris Fontanilla**

arturocharris@hotmail.com

Maestría en Desarrollo Empresarial (Est grado). Administrador de Empresas

**Rafael García Luna**

rgarcialuna@gmail.com

Magister en Ciencias Económica

Universidad Autónoma

**Artículo Tipo:** Investigación Científica

**Fecha de recepción:**

Julio 12 de 2012

**Fecha de aprobación:**

Septiembre 25 de 2012

## Introducción

La volatilidad juega un papel muy importante en el momento de evaluar el riesgo de un determinado activo financiero o portafolio. Por tanto, su estimación es necesaria para las personas relacionadas o involucradas con los mercados financieros, tales como los emisores, inversores, administradores de portafolios, administradores de productos derivados y de riesgos (Díaz, s.f.).

En la ruta de encontrar información cada vez más precisa al respecto, docentes e investigadores han venido consolidando un importante estado del arte, haciendo aportes y usos tanto de conceptos y perspectivas teóricas como de modelaciones, metodologías y demás herramientas que han permitido entender mejor este fenómeno. Desde ese marco, han surgido corrientes con planteamientos congruentes así como corrientes antagónicas, tales como la teoría Chartista y la teoría de la caminata aleatoria. También se ha evidenciado una radical evolución acerca de las metodologías y modelos empleados. Muestra de ello, lo son los planteamientos de Casas y Cepeda (2008), quienes describieron como inicialmente se introdujo una nueva clase de procesos estocásticos llamados modelos ARCH, en los cuales la varianza condicionada a la información pasada no es constante y depende del cuadrado de las innovaciones pasadas. Luego se generalizaron los modelos ARCH al proponer los modelos GARCH cuya varianza condicional depende no solo de los cuadrados de las perturbaciones, como lo planteó Engle (1982), sino también de las varianzas condicionales de períodos anteriores. Posteriormente, se presentan los modelos EGARCH, en los cuales se fórmula un modelo para la varianza condicional que no se comporta de manera simétrica para perturbaciones positivas y negativas, como indican los modelos GARCH; surgiendo así otro rasgo de la volatilidad, cuyo comportamiento es asimétrico frente a las alzas y bajas de los precios de un activo financiero.

En ese marco, el objetivo de esta investigación es determinar cuál es el modelo que permite explicar con mayor precisión el comportamiento histórico del índice general de la bolsa de valores de Colombia (IGBC), durante el periodo comprendido entre el 01 de enero de 2008 y el 31 de mayo del año 2012.

Justifica la realización de este estudio, entre otras razones, argumentos como los planteados por Engle (1982), quien manifestó que los agentes económicos suelen tener muy en cuenta la información pasada de un activo financiero respecto al valor promedio de su rentabilidad y la volatilidad de su rendimiento para así identificar el nivel de riesgo que podría correr y a partir de allí tomar decisiones respecto a comprar, vender o mantener ese tipo de activo financiero. Dicho interés, desde luego, genera la necesidad de mecanismos que permitan una aproximación a pronósticos que permitan tomar decisiones lo más acertadas posibles. Es decir, se requiere una medida de riesgo al momento de realizar las transacciones, situación que relleva la importancia de modelar y pronosticar la volatilidad condicional de los rendimientos para el diseño de portafolios de inversión, la fijación de precios, el cálculo de valor en riesgo, las estrategias financieras, entre otros (Hernández, 2009). En consecuencia, contar con

instrumentos, mediciones y análisis capaces de señalar el posible curso del comportamiento de los factores de riesgo, es un punto clave para construir herramientas que permitan mejor anticipación de los resultados (Díaz, s.f). Así las cosas, puede argumentarse que con los resultados de este estudio se hace un aporte a los diferentes actores relacionados con los activos financieros o portafolios, en vista de que de él surgirán nuevas conclusiones al respecto, otras premisas, brechas de investigación, entre otros aportes que servirán para contribuir al debate y optimizar la toma de decisiones de los agentes económicos.

En lo concerniente a las teorías por medio de las cuales se aborda este objeto de estudio, se identificó que la modelación de la volatilidad y el pronóstico de series financieras, históricamente se han estudiado a través de dos enfoques antagónicos y muy populares. Por una parte, se encuentra el enfoque de las teorías Chartistas, más específicamente la teoría de Dow Jones y el análisis técnico, los cuales según Murphy (2000), plantean que el precio de un activo financiero tiene mucha información que podría resultar útil para predecir su comportamiento. De acuerdo a Hernández (2009), el patrón de los precios pasados tiende a repetirse en el futuro, terminando en un escenario en el que la historia se replica. La anterior postura es ratificada por De Arce (2004), al afirmar que “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” (p. 3).

Por otra parte, la teoría de las caminatas aleatorias, argumenta 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 (Fama, 1965). Lo anterior, según Johnston (1997), debido a que estadísticamente los cambios en los precios son variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas.

En ese orden de ideas, se precisa que esta investigación busca explicar el fenómeno objeto de estudio por medio de la perspectiva Chartista, más específicamente desde la teoría del Dow Jones y el análisis técnico, dado que como lo han concluido diversos investigadores:

La evidencia empírica presentada en relación con la hipótesis de que los retornos de los activos financieros siguen un proceso de caminata aleatoria soporta la afirmación de que éstas no son de este mundo. Independientemente de que el estudio se haya realizado en un mercado desarrollado o en uno emergente, la conclusión es la misma. Se rechaza la hipótesis de caminata aleatoria para todos los mercados, pues se evidencia la presencia de autocorrelación en las distintas series analizadas y, ciertamente, los retornos no siguen una distribución definida, independiente e idéntica, mucho menos una distribución normal. (Maya y Ochoa, 2005, p. 1)

Así las cosas y dado que el fenómeno a estudiar implica el análisis de la volatilidad y su respectivo pronóstico, se hace necesario hacer precisiones acerca

de su conceptualización. Al respecto De Lara (2011), afirma que la volatilidad es la desviación estándar<sup>1</sup> de los rendimientos de un activo financiero o un portafolio. Entiéndase por rendimiento de un activo o portafolio, el cambio de valor que se registra en un periodo respecto a su valor inicial. Dicho cambio puede definirse en función del logaritmo de la razón de rendimientos, como se indica en la siguiente formula:

$$R_i = \text{Ln} \left( \frac{P_t}{P_{t-1}} \right)$$

Ahora bien, un activo financiero o portafolio es un título por el cual el comprador adquiere el derecho a recibir un ingreso futuro de parte del vendedor (Krugman y Wells, 2007). Por ejemplo, cuando un sujeto invierte su dinero en una acción en el mercado de valores, esa acción es un activo financiero.

En suma, la volatilidad se utiliza principalmente como una medida del riesgo de un activo financiero o un portafolio, de manera que cuanto más volátil sea, mayor riesgo tendrá el inversionista de no recibir los rendimientos esperados.

En cuanto a sus tipologías, es importante indicar que existen varias formas de medir y pronosticar la volatilidad. Entre los métodos más importantes se destacan la volatilidad histórica, la volatilidad dinámica y los modelos Arch y Garch. La volatilidad histórica es un método que no hace énfasis en el pasado inmediato, es decir todas las observaciones tienen el mismo peso específico y el pronóstico está basado en las observaciones históricas, que se calculan mediante la siguiente formula (De Lara, 2011):

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (R_i - \mu)^2}{n-1}}$$

La volatilidad dinámica o con suavizamiento exponencial, es aquella que entre toda la muestra estudiada asigna mayor peso a las últimas y/o más recientes observaciones, ante que las primeras o las más alejadas en el tiempo, y que se calcula de la siguiente manera (Melo y Becerra, 2006):

$$\sigma_t^2 = (1 - \lambda) \sum_{i=1}^T \lambda^{i-1} r_{t-i}^2$$

1. o raíz cuadrada de la varianza

Según De Lara (2011), este método depende de un parámetro  $\lambda$  que se encuentra entre 0 y 1, conocido como factor de decaimiento y que determina los pesos que se aplican a las observaciones y la cantidad efectiva de datos que se utilizan para estimar la volatilidad.

Por su parte, la volatilidad mediada a través de los modelos ARCH y GARCH connotan un método que ha emergido debido a que, por defecto, generalmente se supone que la varianza de una serie cronológica es constante u homocedástica (De Lara, 2011). Sin embargo, la volatilidad es una característica inherente a las series de tiempo financiera, cuya varianza, no es constante y en consecuencia los modelos de series de tiempo tradicionales que suponen varianza homocedástica, no son adecuados para modelar dichas series de tiempo (Casas y Cepeda, 2008). Para estos casos resulta muy útil modelar la volatilidad, mediante los modelos ARCH Y GARCH que son métodos que permiten recoger los cambios sistemáticos que se presentan en la varianza de una serie financiera cuando esta muestra que dicha varianza no es constante. El primero lo hace teniendo en cuenta los cuadrados de las perturbaciones mientras que el segundo lo hace de forma generalizada al incluir las varianzas condicionales de periodos anteriores (Ibid). Su cálculo puede establecerse mediante las siguientes fórmulas:

El proceso ARCH (q) viene dado por: El proceso GARCH (p,q) viene dado por:

$$\begin{aligned}
 a_t &= \sigma_t \epsilon_t & a_t &= \sigma_t \epsilon_t \\
 \sigma_t^2 &= \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i a_{t-i}^2 & \sigma_t^2 &= \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \delta_j \sigma_{t-j}^2
 \end{aligned}$$

Fuente: Zarraga (2011).

La especificación de los modelos ARCH y GARCH utilizados en esta investigación obedece a los siguientes parámetros o directrices:

**Tablas 1.**

**Especificación de los modelos ARCH y GARCH**

Modelo	Autores	Especificación de la Varianza
ARCH	Engle (1982)	$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2$
GARCH	Bollerslev (1986)	$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 h_{t-1}$

Modelo	Autores	Especificación de la Varianza
EGARCH	Nelson (1989)	$\log(h_t) = \alpha_0 + \beta_1 \log(h_{t-1})$ $+ \gamma \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} + \alpha \left[ \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} - \sqrt{2\pi} \right]$
PARCH	Ding, Granger and Engle's (1993)	$h_t^\delta = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i ( \varepsilon_{t-i}  - \gamma_i  \varepsilon_{t-i} )^\delta + \sum_{j=1}^q \beta_j h_{t-j}^\delta$

Fuente: De Arce, 2004.

En cuanto al concepto de pronóstico, es importante precisar que para efectos de este estudio, pronóstico connota un procedimiento objetivo en el que se utiliza la información recabada en un espacio de tiempo, para predecir el futuro, considerando que las tendencias actuales continuarán en el futuro (Echeverría, 2011).

En ese orden de ideas, el pronóstico a realizar en esta investigación se hará en el marco de la metodología Box-Jenkins (citado por Gujarati y Porter, 2009), metodología por medio de la cual se identifican y estiman modelos estadísticos que pueden ser interpretados como generadores de la información muestral y que se basan en el supuesto de que sus características son constantes a través del tiempo y, particularmente, en periodos de tiempo futuro, planteamiento que es reforzado por Pokorny (1987), al plantear que la simple razón para requerir información estacionaria es que cualquier modelo que sea inferido a partir de esta información proporcionará una base válida para predicción.

Así las cosas, es importante destacar que en el marco de lo relacionado anteriormente, son diversos los estudios precedentes que se han realizado. Sin el ánimo de ser exhaustivos, a continuación se sintetizan algunos de los más importantes y relacionados con esta investigación. En ese orden Hernández (2009), realizó una investigación cuyo fin fue determinar el modelo que permitía explicar con mayor precisión el comportamiento histórico del Índice de Precios y Cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores, durante el periodo 2000-2008, aplicando modelos de la familia ARCH, tales como el GARCH, EGARCH, TARCH y utilizando los criterios tradicionales de evaluación, de lo cual concluyó que el modelo EGARCH (1,1) tuvo la mejor capacidad predictiva. De igual manera, Casas y Cepeda (2007), desarrollaron una descripción de los modelos ARCH, GARCH y EGARCH y los procesos de estimación de sus parámetros usando máxima verosimilitud, proponiendo además un modelo alternativo para el análisis de series financieras y el estudio de las series de precios y retornos de las acciones de Gillette, haciendo una selección de los modelos usando los criterios AIC y BIC, concluyendo que de los modelos considerados, el GARCH (1,2) es el que mejor

explicó el comportamiento de los precios de las acciones y el EGARCH(2,1) es el que mejor explicó la serie de los retornos. A su vez, Amigo (S.f.) modeló la volatilidad de la tasa de rendimiento porcentual diaria del tipo de cambio spot peseta/dólar en el periodo de turbulencias financieras 1992-1993, mediante la consideración de procesos ARCH, concluyendo que el modelo que mejor explicó la serie objeto de estudio, es el proceso GARCH (1,1). En el mismo sentido Montenegro (2010), midió la precisión que ofrecen las distintas alternativas a la hora de predecir la volatilidad futura, cuyos resultados permitieron argumentar que el modelo que mejor replicó la volatilidad de la diferencia del logaritmo de la TRM como modelo en media, fue un modelo AR (2) mientras que como modelo en varianza un GARCH (1,1) pronosticó mejor la volatilidad futura de la serie de la TRM. Finalmente, se reseña el estudio realizado por Domínguez y Zambrano (S.f), quienes propusieron el uso de la metodología ARIMA en el análisis de las series de tiempo del IPC y las acciones de América Móvil, de lo cual concluyeron que los residuos proveen gran información respecto al modelo.

## Metodología

Para lograr modelar la volatilidad y hacer el pronóstico de la serie de tiempo estudiada, además de utilizar modelos econométricos, procesados a través del Software Eviews 7, se aplicaron los siguientes pasos:

**Paso 1:** Se partió de los precios de cierre diario del IGBC, a partir del 1 de enero del año 2008 hasta el 31 de mayo de 2012 y su respectiva graficación para determinar la estacionalidad y tendencia de la serie.

**Paso 2:** Luego se le aplicó la primera diferencia logarítmica, para calcular los rendimientos diarios de los activos estudiados. Una vez realizada esta transformación la serie se tornó estacionaria. Con la diferenciación se eliminó la tendencia, mientras que el Logaritmo Natural se encargó de la heterocedasticidad, por lo que las series objetos de estudios se quedaron lista para ser analizadas y pasar el siguiente paso.

**Paso 3:** Se calculó la volatilidad histórica, la volatilidad dinámica o con suavizamiento exponencial y la volatilidad a partir de los modelos ARCH Y GARCH.

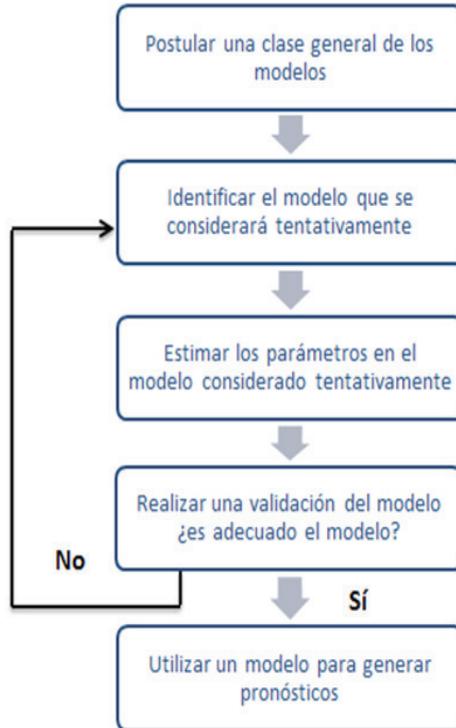
**Paso 4:** Se implementó la metodología Box-Jenkins (ver figura 1) para realizar el pronóstico, el cual considera cuatro pasos a seguir: (i) identificación, (ii) estimación, (iii) validación y (iv) pronóstico. A través de estos pasos se identificó el proceso generador de los datos, se estimó los parámetros que caracterizan dicho proceso, se validó el cumplimiento de los supuestos e hipótesis que permitieron la estimación de los parámetros y se pronosticaron nuevos datos para tomar decisiones (Gujarati y Porte, 2009).

**Paso 5:** Se calcularon las medidas de precisión, tales como el error cuadrático medio, el error absoluto medio, coeficiente de desigualdad de Theil y la descomposición del error cuadrático medio, que permitieron evaluar los

pronósticos, y se eligió el modelo en el cual la diferencia entre los valores pronosticados y los valores reales fue menor (Hernández, 2009).

Figura 1.

### Diagrama de flujo de la estrategia de construcción del modelo Box-Jenkins



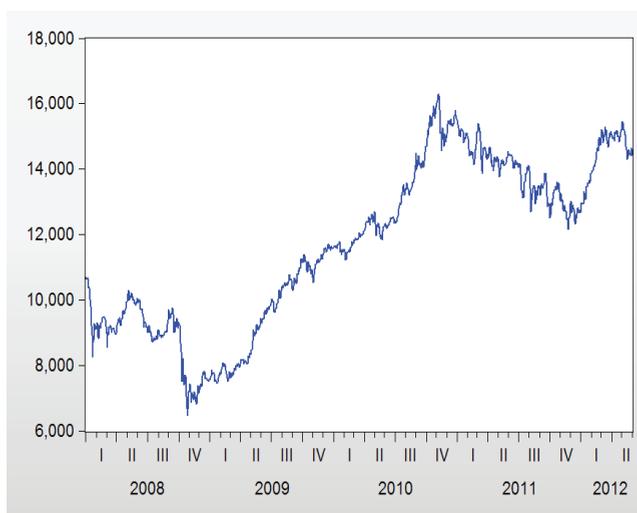
Fuente: Pronóstico en los negocios, John E. Hanke y Dean W. Wichern, Pág 382

## Resultados

En la gráfica 1 se muestra periodos de alta y baja volatilidad. Se puede identificar que la serie tienen tendencia y variabilidad, por lo tanto es una serie no estacionaria y no sería posible construir un modelo. En consecuencia, se hace necesario realizar la transformación de la serie, sacando la primera diferencia logarítmica para luego aplicar las pruebas y determinar si la serie es estacionaria, propiciando la posibilidad de construcción de modelos ARCH y GARCH.

### Gráfica 1.

#### Precios de cierre diario del IGBC

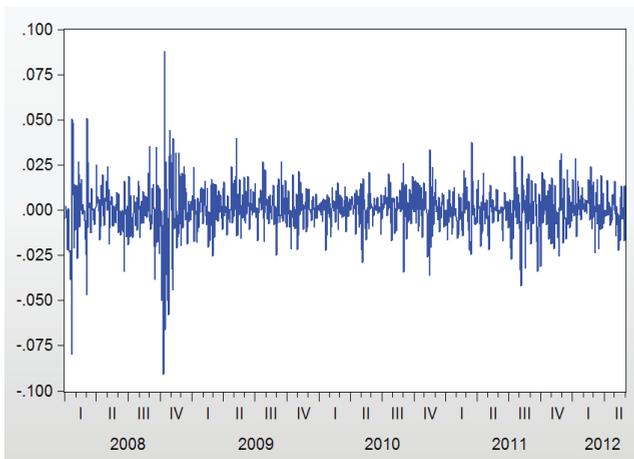


Fuente: Elaboración Propia

La gráfica 2 revela los retornos logarítmicos de la serie original, observándose que fluctúa alrededor de su media; es decir, cero. La serie se torna estable en el tiempo, no obstante la varianza de los rendimientos no se mantiene constante sino que va cambiando a los largo del tiempo, de tal manera que se observan periodos en que la volatilidad es menor y periodos en los que la volatilidad es mayor. A este comportamiento en los rendimientos de los índices se le conoce como agrupamiento de la volatilidad o clustering de volatilidad.

Gráfica 2.

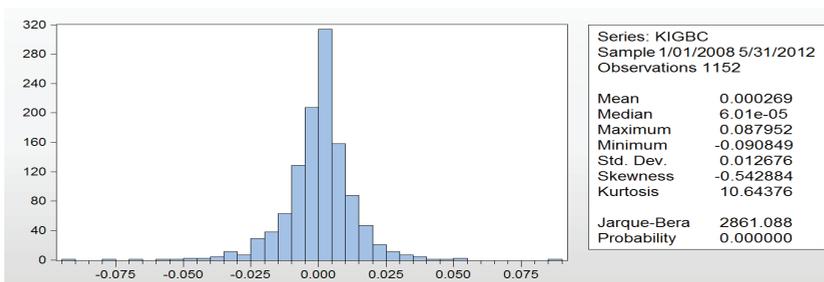
### Rendimientos del IGBC



Fuente: Elaboración Propia

Gráfica 3.

### Histograma de los rendimientos del IGBC



Fuente: Elaboración Propia

En la gráfica 3 se observa los estadísticos descriptivos y las propiedades de la distribución de los rendimientos del IGBC. El histograma de la serie se encuentra centrado en el cero con un ligero sesgo negativo (-0,542884) y una curtosis con valor de (10.64376) lo que muestra un exceso de curtosis con respecto a la normal estándar, La prueba Jarque Bera rechaza la distribución normal de los rendimientos del IGBC (2861.088).

También se identificó que la serie es estacionaria, al aplicarle la prueba de Dickey-Fuller, la cual comprueba si una raíz unitaria está presente en un modelo auto-regresivo. La prueba de hipótesis para comprobar dicha estacionariedad es la siguiente:

$$\varepsilon_t = \alpha_k \sum \Delta y_{t-k} + V_t$$

Donde k: orden del rezago.

$$H_0 : \alpha_k = 1$$

$$H_a : \alpha_k \neq 1$$

Vt: Ruido Blanco.

$$\tau = \frac{\hat{\alpha}_k - \alpha_{H0}}{\sigma \hat{\alpha}_k}$$

La Hipótesis nula dice que la serie no es estacionaria dado que tiene raíz unitaria.

$$|\tau_c| > \tau^*$$

El tao debe ser negativo para rechazar la hipótesis nula de no estacionariedad se necesita que:

Al realizar la prueba Dickey Fuller se observa que presenta un tao calculado de -30.73301 por lo que se rechaza la hipótesis nula de no estacionariedad. También se evidencia que los estadísticos Akaike y Schwarz son negativos lo cual es buen indicador. Teniendo en cuenta esto, y lo observado en el correlograma, se concluye que la serie correspondiente a la primera diferencia logarítmica del precio del IGBC es estacionaria. Una vez se validan los supuestos que la serie no es ruido blanco y que esta misma es estacionaria, se procede a identificar los procesos autorregresivos y de media móvil.

La verificación de tal hipótesis se obtuvo al correr la prueba de raíz unitaria ADF, la cual reveló que el valor p es menor al nivel de significancia esperado del 5%:

## Figura 1.

## Prueba de Raíz unitaria primera diferencia logarítmica

Null Hypothesis: KIGBC has a unit root  
Exogenous: None  
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=22)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-30.73301	0.0000
Test critical values:		
1% level	-2.566973	
5% level	-1.941099	
10% level	-1.616514	

\*Mackinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation  
Dependent Variable: D(KIGBC)  
Method: Least Squares  
Date: 12/22/13 Time: 17:40  
Sample (adjusted): 1/03/2008 5/31/2012  
Included observations: 1151 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
KIGBC(-1)	-0.902317	0.029360	-30.73301	0.0000
R-squared	0.450947	Mean dependent var		1.52E-05
Adjusted R-squared	0.450947	S.D. dependent var		0.017036
S.E. of regression	0.012624	Akaike info criterion		-5.905637
Sum squared resid	0.183257	Schwarz criterion		-5.901251
Log likelihood	3399.694	Hannan-Quinn criter.		-5.903981
Durbin-Watson stat	1.992713			

Fuente: Elaboración Propia

La siguiente tabla indica que el modelo GARCH (1,1) es el que presenta mejor ajuste, debido a que éste es el que menor valor muestra en los criterios de información Schwarz Criterion (SBC) o Akaike Info Criterion (AIC).

## Tablas 2.

### Criterios de Información de los modelos estimados<sup>1</sup>

MODELO AR(1)	Akaike Info Criterion	Schwarz Criterion
	AIC	SBC
GARCH (1,1)	-6.204708	-6.187164
EGARCH (1,1)	-6.215293	-6.193363
PARCH (1,1)	-6.229282	-6.202966
ARCH (1,1)	-6.206240	-6.189923

Fuente: Elaboración Propia

Los resultados de la tabla 3, indican que el modelo que arrojó el valor más bajo de la raíz del error cuadrático medio es el modelo EGARCH (1,1), lo cual sugiere que es el mejor modelo para pronosticar el IGBC. De igual manera los errores de pronóstico (proporción de sesgo y proporción de varianza) generan valores pequeños por debajo de 1 en el sesgo lo que indica un buen ajuste del modelo.

## Tablas 2.

### Evaluación de la capacidad predictiva del modelo

INDICADOR/MODELO	GARCH (1,1)	EGARCH (1,1)	PARCH (1,1)	ARCH (1,1)
Raíz del Error Cuadrático Medio	135,7318	135,7282	135.7284	135.7285
Error absoluto medio	94,75090	94.80759	94.83054	94.83672
Coefficiente de desigualdad de Theil	0,005673	0.005673	0.005673	0.005673
Proporción de sesgo	0,000509	0.000500	0.000497	0.000496
Proporción de varianza	0,000037	0.000034	0.000033	0.000033
Proporción de covarianza	0,999453	0.999465	0.999470	0.999471

Fuente: Elaboración Propia

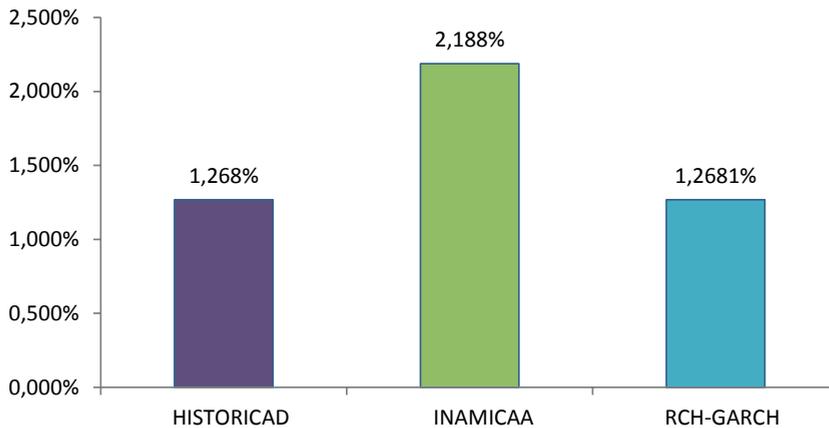
1. Es decir de ajuste: modelo que mejor estima.

## Volatilidades

En la siguiente grafica se muestra las comparaciones de las volatilidades obtenidas con las diferentes metodologías o métodos más tradicionales.

### Gráfica 4.

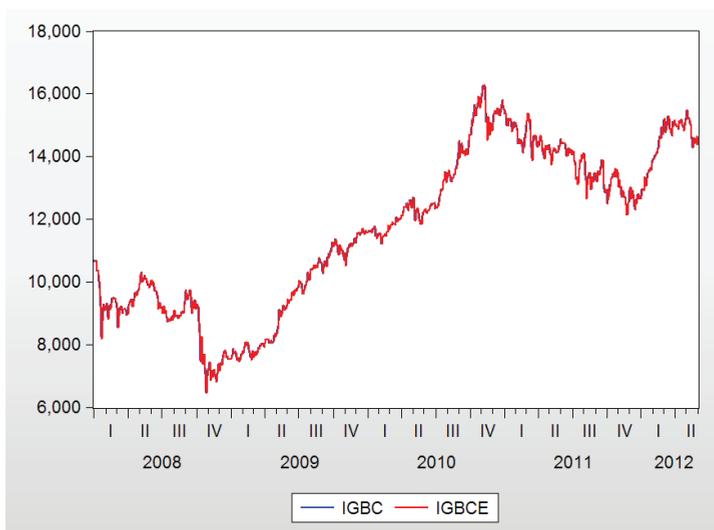
#### Resultados cálculos de las volatilidades de los rendimientos



Fuente: Elaboración Propia

Se puede observar en la gráfica anterior, que los valores de las volatilidades difieren entre sí en las tres metodologías utilizadas. Se aprecia, a su vez, que la volatilidad dinámica es la que mayores valores presenta. Esto puede deberse a que la volatilidad dinámica otorga mayores peso a los valores de las series más recientes, lo que denota que la serie estudiada ha presentado altas variaciones al final de los periodos analizados. Sin embargo, empíricamente se ha comprobado que la volatilidad mediante la metodología de los modelos ARCH y GARCH ajusta eficientemente los parámetros.

Finalmente, se reseña la gráfica de la serie real y la serie pronosticada. En esta se observa un buen pronóstico, la línea azul equivale a la serie real y la roja a la serie pronosticada. Asimismo es importante destacar, que al tratarse del pronóstico de los precios de cierre diario del IGBC, este modelo es utilizable en corto plazo, por lo que se hace necesario estimar el modelo periódicamente teniendo en cuenta que las series financieras cambian permanentemente respondiendo ante cambios positivos o negativos del mercado.

**Gráfica 5.****Pronostico**

Fuente: Elaboración Propia

## Conclusiones

Los resultados indican que el modelo que tiene mayor capacidad predictiva es el modelo EGARCH, lo que es coincidente con los hallazgos de los estudios realizados por Hernández Mejía (S.f) y Casas y Cepeda (2007).

Para la serie de cotizaciones diarias del IGBC en el periodo de estudio, se identificó un modelo AR (1), en este modelo persistió la heterocedasticidad, por lo cual fue necesario ajustarlo aplicando la metodología ARCH/GARCH para eliminar la presencia de volatilidad.

Al observar las volatilidades, se percibió que la volatilidad dinámica es la que muestra una mayor dispersión, dado que recoge el pasado más cercano de la serie estudiada, asignando mayor peso a los rendimientos más recientes, recogiendo de esta manera el impacto que han tenido los últimos acontecimientos del mercado en la serie estudiada. En la práctica profesional es recomendable el trabajo con este tipo de volatilidad. Lo anterior se propone teniendo en cuenta que las series de tiempo en finanzas son de memoria "corta" (la tendencia de los seres humanos es a darle más importancia a los más reciente), la volatilidad histórica no es muy útil en la práctica profesional (De Lara, 2008.).

Se destaca que el proceso que permitió estimar un buen modelo de pronóstico

y la volatilidad condicional heterocedástica es un modelo EGARCH (1,1) Este modelo tiende a tener en cuenta el efecto apalancamiento, es decir, que fuertes fluctuaciones inesperadas en los mercados tienden a venir seguidas de períodos de iguales características, mientras que períodos de estabilidad tienden a venir seguidos de períodos así mismo estables, lo que evidencia existencia de alta persistencia de volatilidad de la serie estudiada.

Congruente con la evidencia empírica precedente, se concluye que los modelos de la familia ARCH y GARCH, son los que mayor capacidad de modelación de la volatilidad ofrecen. Esta evidencia resulta antagónica a las prácticas que sugiere la Superintendencia financiera de Colombia<sup>2</sup> respecto a los trece factores de riesgo y en especial a los relacionados con la volatilidad del IGBC acerca de lo cual sugiere modelar la volatilidad empleando el modelo Lognormal que implica modelaciones mediante la metodología de la volatilidad histórica.

Finalmente, y consecuente con lo anterior, se concluye a su vez que se deben generar escenarios de discusión académica sobre las revisiones y validación de las metodologías propuestas por este organismo estatal, para estimar la volatilidad que se utiliza para calcular el riesgo de mercado de los factores de riesgo<sup>3</sup>, lo que a su vez se convierte en una línea de investigación por explorar a fin de poder contar con la información suficiente y necesaria para generar un debate de tal magnitud.

## Bibliografía

- Alonso, J.C. y Patiño, C.I. (2005). Evaluación de pronósticos para la tasa de cambio en Colombia. *Estudios Gerenciales*, 96, 13-26. Disponible en: [http://bibliotecadigital.icesi.edu.co/biblioteca\\_digital/bitstream/item/361/1/Evaluacion\\_de\\_pronosticos\\_para\\_tasa\\_de\\_cambio.pdf](http://bibliotecadigital.icesi.edu.co/biblioteca_digital/bitstream/item/361/1/Evaluacion_de_pronosticos_para_tasa_de_cambio.pdf)
- Amigo, L. (s.f) Modelos ARCH: Análisis de la Volatilidad de Series Temporales Financieras.
- Andersen, T.G. y Bollerslev, T. (1997). Intraday periodicity and volatility persistence in financial markets. *Journal of Empirical Finance*, 4(2-3), 115-158.
- Berument, H. y Kiyamaz, H. (2003). The day of the week effect on stock market volatility and volume: International evidence. *Review of Financial Economics*, 12(3), 363-380.
- Bollerslev, Chou y Kroner. (1992). ARCH modeling in finance: A review of the theory and empirical evidence. *Journal of Econometrics*, Volume 52, Issues 1-2, Pages 5-59.
- Box, G.E.P. and J.M. Jenkins. (1976). *Time series analysis: Forecasting and control* (Holden-Day, San Francisco, CA).
- Casas, M. y Cepeda, C. (2008). Modelos ARCH, GARCH y EGARCH: aplicaciones a series financieras; *Cuadernos de Economía* Vol 27, No 48.

2. La circular externa 003 de 2002, define los criterios y procedimientos para la medición del riesgo de mercado, es así como en esta, se identifican 13 factores de riesgo, de igual manera se estima la volatilidad para cada factor de riesgo y se informa la metodología por el cual se hizo el cálculo de la volatilidad.

3. Un factor de riesgo es una variable del mercado con características particulares que la diferencian de otras, cuya variación genera un cambio en el valor de mercado de un instrumento financiero.

- Maya, C. y Torres, G. (2005). Las caminatas aleatorias no son de este mundo. Teoría y revisión bibliográfica sobre evidencia empírica. *Revista Universidad EAFIT*. Vol 41 N° 138. 2005.
- De Arce, R. (2004). "20 Años de Modelos ARCH: Una Visión de Conjunto de las Distintas Variantes de la Familia, (Facultad de CC EE y EE, Universidad Autónoma de Madrid, Madrid) 53 págs.
- De Lara, A. (2011). *Medición y Control de Riesgos Financieros*. Tercera Edición. México: Editorial Limusa.
- Díaz, S. (s.f) *Aplicación del modelo ARCH y GARCH para el Cálculo de la Volatilidad en Riesgo de Mercado*, Universidad Autónoma de Bucaramanga.
- Domínguez, R. y Zambrano, A. (2011). Pronóstico con Modelos ARIMA para los casos del Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) y la Acción de América Móvil (AM), *Memoria del XXI Coloquio Mexicano de Economía Matemática y Econometría*.
- Echevería, P. (2011). Seminario de planificación y control de la producción sl.
- Engle, R. (1982). "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdominflation", *Econometrica* 55, Julio, pp. 987-1007.
- Fama, E. (1965). The Behavior of Stock-Market Prices. *The Journal of Business*, Vol. 38, No. 1. pp. 34-105.
- Gourieroux, C. (1992): Qualitative Threshold ARCH Models *Journal of Econometrics*, 52, Vol 1-2. Pgs: 159-199.
- Gujarati, D. (2033). *Econometría*. Cuarta Edición. México: Editorial Mc Graw Hill.
- Hernández, S. (2009). Pronóstico y volatilidad del ipyc de la bolsa mexicana de valores, Universidad Cristóbal Colón, Veracruz, Méx.
- Hanke, J. y Wichern, D. (2006). *Pronostico en los Negocios*, Octava edición, Prentice Hall, p. 382.
- Johnston, J. y Dinardo, J. (1997). *Econometric methods*, Ed. Mc Graw Hill, USA, 2ª Ed.
- Melo, L y Becerra, O. (2006). *Medidas de riesgo, características y técnicas de medición. Una aplicación del VaR y el ES a la tasa interbancaria de Colombia*. Bogotá, Centro Editorial Rosarista.
- Mahía, Ramón. *Revisión de los procedimientos de análisis de la Estacionariedad de las series Temporales*. Febrero 1999.
- Michael Pokorny, *An Introducción to Econometrics*, Basil Blackwell, New York, 1987, p.343.
- Murphy, J. (2000). *Análisis técnico de los mercados Financieros*. Barcelona, España: Gestión. 540 pp.
- Nelson, D.B. (1991). "Conditional Heterocedasticity in asset returns: a New Approach" *Econometrica*, 59, Pgs: 347-370.
- Krugman, P., y Wells, R. (2006). *Macroeconomía: introducción a la Economía*. editorial reverté S.A.
- Pindick, R, y Rubinfeld, D. (2001). *Econometría, modelos y pronósticos*. Ed. Mc Graw Hill. México.
- Zarraga, A. (2011). *Modelos de Heterocedasticidad Condicionada*, Universidad del País Vasco.
- Zkonian, J.M. (1994). Threshold Heteroskedastic Models. *Journal of Economic, Dynamics and Control*, 18. Pgs: 931-955.