

UNIVERSIDAD  
**ICESI**

**Facultad de Ciencias  
Administrativas y Económicas**

# **Borradores de *Economía y Finanzas***

**¿Qué tan buenos son los patrones del IGBC para predecir su comportamiento?: Una  
aplicación con datos de Alta Frecuencia**

**Financial market and its patterns: a forecast evaluation with high frequency data**

Por:

Julio César Alonso  
Juan Carlos García  
No. 14, Marzo 2008

**¿Qué tan buenos son los patrones del IGBC para predecir su comportamiento?: Una  
aplicación con datos de Alta Frecuencia**  
**Financial market and its patterns: a forecast evaluation with high frequency data**

Por:

Julio César Alonso  
Juan Carlos García  
No. 14, Marzo 2008

## BORRADORES DE ECONOMÍA Y FINANZAS

Editor

Jhon James Mora

Jefe, Departamento de Economía

[jjmora@icesi.edu.co](mailto:jjmora@icesi.edu.co)

Asistente de Edición

Johana Padilla B.

Gestión editorial

Departamento de Economía – Universidad Icesi

Contenido

<i>Introducción</i> .....	4
1. <i>Modelos para la identificación de patrones y consideraciones para las estimaciones</i>	5
2. <i>Resultados de las predicciones de los modelos y su evaluación</i> .....	11
3. <i>Conclusiones</i> .....	17
<i>31 paginas</i>	

**ISSN 1900-1568**

Primera Edición, Marzo de 2008

¿QUÉ TAN BUENOS SON LOS PATRONES DEL IGBC PARA PREDECIR SU  
COMPORTAMIENTO?: UNA APLICACIÓN CON DATOS DE ALTA FRECUENCIA

FINANCIAL MARKET AND ITS PATTERNS: A FORECAST EVALUATION WITH HIGH  
FREQUENCY DATA

Julio César Alonso <sup>1\*</sup>, Juan Carlos García <sup>\*\*</sup>

<sup>1</sup>UNIVERSIDAD ICESI, CIENFI (Centro de Investigaciones en Economía y Finanzas), CALI

.....

**Abstract:** *Using 18 different specifications of the GARCH-M model and high frequency data for the Colombian exchange market index (IGBC), we evaluate the out-of-sample performance of the models. The models considered take in account the leverage effect, the day-of-the-week effect, and the hour-of-the-day effect. We evaluate 1000 one-step-ahead rolling forecasts for each of the 18 models. Using different descriptive statistics and the Granger and Newbold (1976) test and the Diebold and Mariano (1995) test, we found that the best model would be the GARCH-M without the leverage effect, the day-of-the-week effect, and the hour-of-the-day effect.*

**Keywords:** Intra-day, Colombia, Garch-M, Forecast, leverage effect, the day-of-the-week effect, and the hour-of-the-day effect

**Clasificación JEL:** G14, F3

---

\* Director Centro de Investigaciones en Economía y Finanzas. Universidad Icesi [jcalonso@icesi.edu.co](mailto:jcalonso@icesi.edu.co)

\*\* Asistente de Investigación, Semillero de investigación de la Facultad de Ciencia Administrativas y Económicas

## Introducción

Pronosticar el comportamiento de los mercados accionarios y en últimas determinar patrones de comportamiento en los mercados financieros ha sido materia de mucho interés. Diferentes autores han encontrado patrones de comportamiento en los mercados financieros para diferentes activos financieros y países. Trabajos como los de Gibbons y Hess (1981), Lakonishok y Levi (1982), Keim y Stambaugh (1984), Rogalski (1984), Wellington, V. U. (2005) y Jarrett y Kyper (2006) han analizado el comportamiento de los retornos de diferentes activos durante la semana de negociación y han encontrando diferentes patrones en los retornos dependiendo del día de la semana. Para el caso colombiano, Alonso y Romero (2007) empleando una muestra de datos diarios, encontraron evidencia a favor de un patrón de comportamiento determinado por el día de la semana en el mercado accionario y en el de la tasa de cambio.

De otro lado, la disponibilidad de grandes bases de datos que recogen el comportamiento del mercado accionario transacción por transacción (tic by tic) y el aumento de la capacidad de cómputo han permitido la proliferación de trabajos con este tipo de información. Esta literatura se ha concentrado en encontrar patrones de comportamiento dentro del día, como por ejemplo los trabajos de Amihud y Mendelson (1987), Grundy y McNichols (1989), Stoll y Whaley (1990), Amihud y Mendelson (1991), Baillie y Bollerslev(1991), Leach y Madhavan (1993), Romer (1993), Hong y Wang (2000) Cyerre y Winters (2001). Toda esta literatura sugiere que los retornos y la volatilidad exhiben un comportamiento en el que los precios de apertura y cierre presentan mayor ruido que los de horas intermedias, presentándose un

comportamiento en forma de "U" tanto en la varianza como en los retornos, o en otros casos una forma de "J" invertida, explicada por la mayor variabilidad de los precios de apertura que los de cierre.

El objeto de este trabajo es emplear datos de alta frecuencia para evaluar el poder de predicción fuera de muestra para el mercado de capitales colombiano de un grupo de modelos que identifique patrones de comportamiento al interior del día. Para lograr nuestro objetivo, se empleará el modelo GARCH-M propuesto por Engle y Bollerslev (1986), al cual se le incluyen los efectos Día de la Semana, Día-Hora, Apalancamiento (Leverage) y la aproximación por Rango. El resto del documento se organiza en tres partes: una que discute los modelos que se emplearán, la siguiente sección presenta la metodología seguida y la evaluación de los diferentes modelos de proyecciones, y la última sección presenta unos comentarios finales.

## **1. Modelos para la identificación de patrones y consideraciones para las estimaciones**

Para lograr nuestro objetivo emplearemos datos de cada diez minutos del Índice General de la Bolsa de Colombia (IGBC) desde el 26 de diciembre de 2006 a las 13:00 horas hasta el 9 de noviembre de 2007 a la 13:00 horas, para un total de 5077 observaciones. La serie ha sido

obtenida del sistema de información Bloomberg. Igualmente, por cada periodo de diez minutos se dispone de datos como el máximo y mínimo valor del IGBC<sup>1</sup>.

El modelaje del comportamiento de los rendimientos de un activo financiero o índice accionario sufrió un cambio radical a partir del desarrollo del modelo ARCH (q) por Engle (1982) y el GARCH (p,q) por Bollerslev (1986) ha permitido analizar el fenómeno de "Volatility Clustering", donde periodos de volatilidad alta están seguidos de periodo de volatilidad alta, mientras que periodos de volatilidad baja son seguidos por periodos de volatilidad baja. Este modelo ha sido modificado desde su creación, con el fin de incorporar otras aspectos que permitan explicar hechos estilizados del comportamiento de los mercados financieros (ver por ejemplo Alonso y Arcos (2006)). Un ejemplo de estos modelos es el GJR-GARCH de Glosten, Jagannathan y Runkle (1993), que permite un comportamiento asimétrico incorporando variables que miden el efecto apalancamiento (también conocido como "leverage effect"<sup>2</sup> en inglés).

Por otro lado, Rogers y Stachell (1991) proponen un estimador para la volatilidad ( $\sigma$ ) a partir del Rango (Range) definido como la diferencia logarítmica entre el precio máximo y el precio mínimo del activo dentro de un intervalo dado que puede ser un minuto, una hora o un día; han creado un camino diferente en la modelación de la volatilidad del precio de los activos. La intuición del criterio del rango es que periodos de alta volatilidad deben presentar una diferencia entre el precio máximo y el mínimo alta, y en periodos de baja volatilidad esa

---

<sup>1</sup> Al realizarse las pruebas de raíces unitarias, se concluyó que la serie del Ln(IGBC) es I(1), es decir, que la serie de los retornos (primeras diferencias del Ln(IGBC)), es un proceso estacionario, los resultados de estas pruebas se presentan en el anexo 1.

<sup>2</sup> El efecto apalancamiento fue analizado por primera vez por Black (1976), quien encontró que shocks negativos provocan mayores incrementos en la volatilidad que shocks positivos del mismo tamaño, es decir, la respuesta de la volatilidad ante un shock positivo o negativo es asimétrica.

diferencia debe ser baja. Este mecanismo de estimación de la volatilidad ha sido denominado por los autores como el "Range Based Criteria". Igualmente, el Rango como variable explicativa en modelos de volatilidad ha empezado a usarse comúnmente, algunos ejemplos son el trabajo hecho por Alizadeh, Brandt y Diebold (2002) quienes incorporaron la variable Rango a un modelo de Volatilidad estocástica, o también, el trabajo de Brant y Jones (2006), al igual que el de Chou (2005), quienes a partir de modelos autorregresivos, a los cuales se les incluyó la variable Rango dentro de ellos, explican el comportamiento de la volatilidad.

En nuestro caso evaluaremos nueve especificaciones del Modelo GARCH-M a utilizar. La especificación 1 corresponde al modelo GARCH planteado por Engle y Bollerslev (1986). La especificación 2 incluye el rango<sup>3</sup> " $D_t$ " en la varianza del modelo GARCH planteada por Christoffersen (2003). La especificación 3, propuesta por Berument y Kiyimaz (2003), incluye tanto en la ecuación de la media como la de la varianza de los retornos variables dummy que recogen el efecto que tiene cada día en los retornos. El efecto día de la semana expresa de la siguiente forma y se introduce tanto a la ecuación de la media como la varianza:

$$DWE = \sum_{i=1}^4 \beta_i X_{it} \quad (1)$$

Donde  $X_{1t}=1$  si el día corresponde a un lunes y  $X_{1t}=0$  en caso contrario. Así mismo,  $X_{2t}=1$  cuando el día es un martes y así sucesivamente. No se empleará variable dummy para el día viernes, de tal manera que el intercepto capturaré el efecto del viernes.

---

<sup>3</sup> El Rango como ya se dijo puede ser entendido como la diferencia logarítmica entre el valor máximo y el mínimo del índice dentro del periodo  $t$ .



La especificación 4 es una adaptación de la anterior, para medir el efecto de la hora. Conviene aclarar que en Colombia el horario de negociación de la Bolsa de Valores inicia a las nueve de la mañana y termina a la una de la tarde, lo que da un total de cuatro horas de negociación. El efecto hora del día se expresa de la siguiente manera y se introduce tanto en la ecuación de la media como de la varianza:

$$HDE = \sum_{i=1}^3 \alpha_i H_{it} \quad (2)$$

donde  $H_{1t}=1$  si se trata de la primera hora de negociación, es decir, de 9:00 A.M. a 10:00 A.M., y  $H_{1t}=0$  en cualquier otro caso. Similarmente,  $H_{2t}=1$  si el rendimiento corresponde aun momento entre 10:00 A.M. a 11:00 A.M., y así sucesivamente. Para la última hora de negociación no se empleará variable dummy.

Para la especificación 5 se consideran variables Dummy que toman el valor de uno teniendo en cuenta la hora y el día. Dado que el horario de bolsa es de cuatro horas por día y de cinco días a la semana, se tendrá un total de  $[4(5)-1=19]$  variables Dummy. Donde el intercepto en las dos ecuaciones corresponde la última hora de trading del viernes.

La especificación 6, corresponde a un TGARCH. Es decir es un modelo GARCH que incluye un umbral (Threshold en inglés); el umbral intenta capturar el efecto apalancamiento. Este modelo corresponde al planteado por Glosten, Jagannathan y Runkle (1993). El efecto apalancamiento se introduce a la ecuación de la varianza de la siguiente manera:

$$THRSH = \varepsilon_{t-j}^2 + \theta_1 (I_{t-1} \varepsilon_{t-1}^2) \quad (3)$$

Donde la variable  $I_{t-1}$  es una Dummy que toma el valor de uno si el exceso de retorno anterior ( $\varepsilon_{t-1}$ ) es negativo y cero en caso contrario. Este modelo pondera de manera diferente el efecto de retornos negativos en la varianza que el de los retornos positivos.

Las especificaciones 7 incluye tanto el efecto del día de la semana (DWE) como el umbral (THRSH) en el modelo GARCH. La especificación 8 el efecto hora del día (HDE) y el THRSH. Finalmente la especificación 9, incluye el DWE, el HDE y el THRSH. Cada especificación considera dos opciones de modelamiento para la media: el "Modelo A" es aquel que incluye un proceso ARMA(p,q) en la media y el "Modelo B" que simplemente no lo incluye. Por lo tanto tenemos un total de 18 modelos a estimar. En la Tabla 1 se resumen los modelos a estimar.

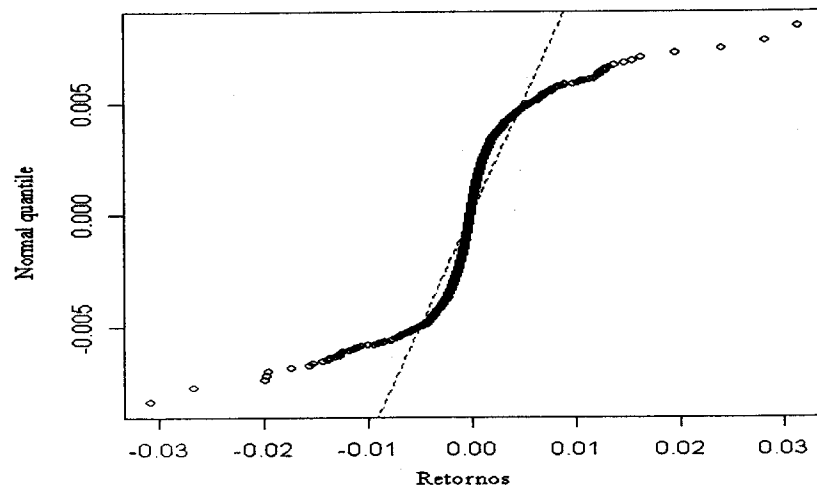
**Tabla 1. Resumen de las especificaciones de los modelos**

ESPECIFICACIÓN	ECUACIÓN	MODELO A	MODELO B
1	MEDIA VARIANZA	$E(R_{ret}) = f(AR(p), MA(q), GARCH)$ $GARCH = f(ARCH(p), GARCH(q))$	$E(R_{ret}) = f(GARCH)$ $GARCH(p,q) = f(ARCH, GARCH)$
2	MEDIA VARIANZA	$E(R_{ret}) = f(AR(p), MA(q), GARCH^{0.5})$ $GARCH = f(ARCH(p), GARCH(q), D(-1))$	$E(R_{ret}) = f(GARCH^{0.5})$ $GARCH = f(ARCH(p), GARCH(q), D(-1))$
3	MEDIA VARIANZA	$E(R_{ret}) = f(AR(p), MA(q), GARCH^{0.5}, DWE)$ $GARCH = f(ARCH(p), GARCH(q), DWE)$	$E(R_{ret}) = f(GARCH^{0.5}, DWE)$ $GARCH = f(ARCH(p), GARCH(q), DWE)$
4	MEDIA VARIANZA	$E(R_{ret}) = f(AR(p), MA(q), GARCH^{0.5}, HDE)$ $GARCH = f(ARCH(p), GARCH(q), HDE)$	$E(R_{ret}) = f(GARCH^{0.5}, HDE)$ $GARCH = f(ARCH(p), GARCH(q), HDE)$
5	MEDIA VARIANZA	$E(R_{ret}) = f(AR(p), MA(q), GARCH^{0.5}, DWE, HDE)$ $GARCH = f(ARCH(p), GARCH(q), DWE, HDE)$	$E(R_{ret}) = f(GARCH^{0.5}, DWE, HDE)$ $GARCH = f(ARCH(p), GARCH(q), DWE, HDE)$
6	MEDIA VARIANZA	MEDIA: $E(R_{ret}) = f(AR(p), MA(q), GARCH^{0.5}, THRSH)$ VARIANZA: $GARCH = f(ARCH(p), GARCH(q), THRSH)$	$E(R_{ret}) = f(GARCH^{0.5}, THRSH)$ $GARCH = f(ARCH(p), GARCH(q), THRSH)$
7	MEDIA VARIANZA	MEDIA: $E(R_{ret}) = f(AR(p), MA(q), GARCH^{0.5}, DWE, THRSH)$ VARIANZA: $GARCH = f(ARCH(p), GARCH(q), DWE, THRSH)$	$E(R_{ret}) = f(GARCH^{0.5}, DWE, THRSH)$ $GARCH = f(ARCH(p), GARCH(q), DWE, THRSH)$
8	MEDIA VARIANZA	MEDIA: $E(R_{ret}) = f(AR(p), MA(q), GARCH^{0.5}, HDE, THRSH)$ VARIANZA: $GARCH = f(ARCH(p), GARCH(q), HDE, THRSH)$	$E(R_{ret}) = f(GARCH^{0.5}, HDE, THRSH)$ $GARCH = f(ARCH(p), GARCH(q), HDE, THRSH)$
9	MEDIA VARIANZA	MEDIA: $E(R_{ret}) = f(AR(p), MA(q), GARCH^{0.5}, DWE, HDE, THRSH)$ VARIANZA: $GARCH = f(ARCH(p), GARCH(q), DWE, HDE, THRSH)$	$E(R_{ret}) = f(GARCH^{0.5}, DWE, HDE, THRSH)$ $GARCH = f(ARCH(p), GARCH(q), DWE, HDE, THRSH)$

**NOTA:** E (Ret): Retorno esperado, GARCH: Varianza esperada, AR (p): Proceso autorregresivo de orden p en la media, MA(q): Proceso de Medias Móviles de orden q en la media, ARCH (p): Componente de la varianza de los errores, GARCH (q): Componente autorregresiva de la varianza, D(-1): Rango, DWE: Day of the Week Effect, HDE: Hour of the Day Effect, THRSH: Threshold

Antes de estimar los 9 modelos anteriormente referenciados, es importante notar que la muestra presenta uno de los hechos estilizados indentificados por Alonso y Marcos (2006): las colas pesadas. Esta característica se puede observar en la correspondiente gráfica de probabilidad normal presentada en el ver en el Grafico 1. De acuerdo a este resultado, suponer que la distribución de los retornos sigue una distribución normal, pareciera no ser sustentable. Siendo consecuentes con este resultado, se empleará la distribución t de Student para estimar los 9 modelos anteriormente descritos siguiendo la recomendación de Enders (2004)

**Gráfico 1. Gráfica de Probabilidad Normal de la muestra de los rendimientos**



Un segundo paso para la estimación de los modelos reportados en la Tabla 1 es determinar el número óptimo de rezagos para los componentes autoregresivos y media móvil del ARMA.

Empleando los criterios de información de Akaike, Hannan-Quinn y Schwarz, se encontró que el orden de rezago del modelo ARMA para los retornos esperados corresponde a un ARMA(0,3), o lo que es lo mismo, un MA(3). De esta manera, para cada estimación del modelo A siempre presentará en la ecuación de la media un proceso MA(3).

Un tercer paso, necesario para cada especificación es determinar el orden ARCH y GARCH para modelar la varianza. Tal y como lo sugiere Enders (2004)<sup>4</sup>, empleando los criterios modificados de Akaike y Schwarz el orden de rezago para la parte ARCH y GARCH en la ecuación de la varianza.

Los resultados para el número óptimo de rezagos para el proceso ARMA en la media, así como el del proceso GARCH (p,q) en la ecuación de la varianza, se presentan en los anexos 2 a 11. Es importante destacar que las estimaciones de los modelos se han realizado utilizando el algoritmo de BERNDT, HALL B., HALL R., y HAUSMAN (1974)<sup>5</sup>; el cual es usado para la optimización numérica de la función de Máxima Verosimilitud. Las ventajas de usar el BHHH es que impide que el proceso iterativo pare al encontrar mínimos locales, dado que funciona en dos etapas, cualquier mínimo local encontrado, es tratado como el punto de partida de la segunda etapa.

## **2. Resultados de las predicciones de los modelos y su evaluación**

Para evaluar el comportamiento de los pronósticos de cada uno de los modelos estimados se emplea un "Rolling forecast", para obtener series de predicciones de cada modelos. A partir

---

<sup>4</sup> Akaike modificado:  $AIC = -\ln(L) + 2n$ , y el Schwartz Modificado:  $SBC = -\ln(L) + n(\ln(T))$ , donde "L" es el máximo valor de la función de máxima verosimilitud, "T" es el tamaño de la muestra y "n" es el número de parámetros estimados.

<sup>5</sup> También conocido como el algoritmo BHHH.

de de las 5076 observaciones disponibles para los retornos. Para realizar nuestra evaluación de los pronósticos fuera de muestra, se usarán las primeras 3924 observaciones<sup>6</sup> para estimar los 18 modelos y usar cada uno para predecir el valor del retorno esperado en el periodo 3925. Como se conoce el valor real del retorno en  $t=3925$ , se puede construir el error de predicción para  $t=3925$  para los 18 modelos. Inmediatamente, los modelos se re-estiman usando una observación más; es decir se emplean las primeras 3925 observaciones. Y se realizan las predicciones de los retornos para el periodo 3926 y se determina el correspondiente error de predicción para ese período. El proceso se continúa hasta agotar la muestra.

En otras palabras, se construirá el pronóstico para el período  $T + 1$  ( $f_{T+1}$ ) a partir del valor esperado del proceso sujeto a la información disponible hasta el período  $T$ ; esto es:

$f_{T+1} = E_T [R_{T+1}]$ . El error de predicción será  $\xi_{T+1} = R_{T+1} - f_{T+1}$ . En nuestro caso tendremos

$T = 3924, 3925, \dots, 5076$ , lo cual implica que al final del ejercicio se dispone de una serie de 1152 errores de predicción "One Step Ahead" que va desde el primer día a la primera hora de trading de septiembre de 2007 hasta la última hora de trading del 9 de noviembre del mismo año.

Una vez estimados cada uno de estos modelos para las ventanas móviles, se procede al análisis del vector de errores de predicción por medio de cuatro estadísticos:

---

<sup>6</sup> La muestra inicial para obtener el primer pronóstico "one step ahead" va desde el 27 de diciembre de 2006 a las 9:00 horas, hasta el 31 de agosto de 2007 a las 13:00 horas, para un total de 3924 datos.

1. Root Mean Square Prediction Error (RMSPE), definido como  $RMSPE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^H \xi_t^2}{H}}$ ,  
 donde H es el número de observaciones de error de predicción, y  $(\xi_t)$  es el error de predicción en el periodo t.
2. Mean Square Prediction Error (MSPE), que se define  $RMSPE = \frac{\sum_{t=1}^H \xi_t^2}{H}$
3. Mean Absolute Prediction Error (MAPE), definido así:  $MAPE = \frac{\sum_{t=1}^H |\xi_t|}{H}$
4. Proporción de excepciones de signo ( $p^*$ ), que se define como  $P^* = \frac{NC}{H}$ , donde "NC" es el Número de no coincidencias de signo entre el dato predicho y el real.

**Tabla 2. Evaluación de los pronósticos fuera de muestra por medio de RMSPE, MAPE y p\* para los 18 modelos estimados**

<b>Especificación</b>	<b>RMSPE</b>	<b>MSPE</b>	<b>MAPE</b>	<b>p*</b>
<b>1A</b>	16,3314 <sup>***</sup>	266,7146 <sup>***</sup>	9,2349	43,54%
<b>1B</b>	16,3163	266,2213	9,3650	48,22% <sup>***</sup>
<b>2A</b>	16,3213	266,3847	9,2518	43,37% <sup>*</sup>
<b>2B</b>	16,2540	264,1913	9,3776	48,14%
<b>3A</b>	16,3024	265,7695	9,2637	44,75%
<b>3B</b>	16,2296	263,3993	9,4021	48,14%
<b>4A</b>	16,3124	266,0935	9,2218	44,32%
<b>4B</b>	16,2361	263,6120	9,3562	47,96%
<b>5A</b>	16,3173	266,2556	9,2076 <sup>*</sup>	44,06%
<b>5B</b>	16,2709	264,7423	9,3653	47,27%
<b>6A</b>	16,3104	266,0290	9,2548	44,23%
<b>6B</b>	16,2336	263,5303	9,3842	48,05%
<b>7A</b>	16,3031	265,7923	9,2641	44,75%
<b>7B</b>	16,2263 <sup>*</sup>	263,2932 <sup>*</sup>	9,4030 <sup>***</sup>	48,05%
<b>8A</b>	16,2967	265,5828	9,2296	44,58%
<b>8B</b>	16,2314	263,4599	9,3596	47,27%
<b>9A</b>	16,3179	266,2749	9,2091	44,15%
<b>9B</b>	16,2582	264,3285	9,3627	47,27%
<b>Promedio</b>	16,2816	265,0930	9,3063	46,01%

\*: Valor Mínimo

\*\*\*: Valor Máximo

En la Tabla 2 se reportan estos estadísticos para los 18 modelos. Los valores mínimos del RMSPE, MSPE, MAPE y p\* corresponde a los modelos 2A, 5A y 7B respectivamente. De otro lado, el valor máximo del RMSPE y el MSPE corresponde al modelo 1A, del MAPE el 7B y del p\* el 1B. De modo que no existe un modelo de los aquí analizados que minimice los cuatro criterios simultáneamente.

Una forma complementaria de evaluar el comportamiento de los pronósticos, es emplear un análisis de corte inferencial a diferencia del descriptivo realizado anteriormente. Dos pruebas

estadísticas empleadas con relativa frecuencia para evaluar el comportamiento de dos modelos diferentes para pronosticar una serie son las de Granger y Newbold (1976) y la de Diebold y Mariano (1995). Ambas pruebas implican como hipótesis nula que ambos modelos tienen la misma precisión en el pronóstico, y como hipótesis alterna que el modelo 1 es mejor prediciendo que el 2.

La prueba de Granger-Newbold implica construir las series:

$$x_t = \xi_{1t} + \xi_{2t} \text{ y } z_t = \xi_{1t} - \xi_{2t}$$

donde  $\xi_{it}$  es el error de predicción del modelo "i" en el período t. Si la hipótesis nula es correcta, entonces no debe existir correlación entre  $x_t$  y  $z_t$ . Esta hipótesis nula se puede

rechazar empleando el estadístico de prueba  $GN = \frac{r_{xz}}{\sqrt{\frac{(1-r_{xz}^2)}{(H-1)}}}$ , que sigue una distribución-t

con (H-1) grados de libertad, donde  $r_{xz}$  es el coeficiente de correlación muestral. Si  $r_{xz}$  es estadísticamente diferente de cero y positivo entonces el modelo 1 tendrá mayor MSPE; en caso contrario, el modelo 2 tendrá mayor MSPE.



Tabla 3. Valor p de la prueba de Granger y Newbold para la comparación de todos los modelos.<sup>7</sup>

MODELO 1	MODELO 2																	
	1A	1B	2A	2B	3A	3B	4A	4B	5A	5B	6A	6B	7A	7B	8A	8B	9A	9B
1A	NA	0.789	0.610	0.307	0.152	0.183	0.402	0.214	0.777	0.469	0.190	0.195	0.164	0.168	0.063	0.187	0.801	0.374
1B		NA	0.869	0.022	0.923	0.020	0.929	0.005	0.889	0.362	0.996	0.035	0.930	0.037	0.908	0.011	0.880	0.289
2A			NA	0.352	0.239	0.210	0.744	0.255	0.960	0.529	0.339	0.223	0.257	0.190	0.172	0.221	0.983	0.422
2B				NA	0.534	0.193	0.385	0.334	0.387	0.640	0.461	0.260	0.528	0.237	0.525	0.247	0.382	0.875
3A					NA	0.328	0.603	0.405	0.516	0.710	0.469	0.361	0.001	0.299	0.960	0.361	0.494	0.590
3B						NA	0.238	0.758	0.226	0.242	0.284	0.695	0.323	0.745	0.335	0.875	0.222	0.372
4A							NA	0.254	0.871	0.556	0.806	0.256	0.622	0.222	0.173	0.223	0.848	0.450
4B								NA	0.267	0.301	0.342	0.938	0.400	0.732	0.374	0.524	0.263	0.510
5A									NA	0.479	0.734	0.255	0.532	0.207	0.466	0.234	0.175	0.361
5B										NA	0.641	0.370	0.703	0.250	0.707	0.260	0.473	0.267
6A											NA	0.299	0.509	0.258	0.559	0.301	0.711	0.526
6B												NA	0.355	0.580	0.358	0.905	0.250	0.511
7A													NA	0.295	0.931	0.356	0.510	0.583
7B														NA	0.311	0.822	0.203	0.352
8A															NA	0.331	0.446	0.587
8B																NA	0.230	0.425
9A																	NA	0.354
9B																		NA

Como se aprecia en la Tabla 3, para el caso de comparar el modelo 1B contra los modelos 2B, 3B, 4B, 6B y 7B, se puede rechazar la hipótesis nula que los modelos producen los mismos pronósticos. El coeficiente  $r_{xz}$  es positivo (ver anexo 12 y 13) y el p valor es menor al 5% para todos los casos. Por lo tanto, según la prueba de Granger y Newbold con una confianza de al menos el 95% se puede rechazar la hipótesis nula de igual precisión en la predicción entre el modelo 1B y los modelos 2B, 3B 4B y 6B, a favor de la alterna de que cualquiera de los últimos predice mejor que la especificación 1B. Igualmente, La especificación 8A tiene mayor precisión en la predicción la 1A, con una confianza del 90%, y la especificación 3A tiene mayor precisión que la 7A, con una confianza del 99% (Ver anexos 12 y 13).

De otro lado en la Prueba de Diebold y Mariano (1995), es necesario construir la serie  $d_t$ :

<sup>7</sup> Únicamente se reporta la comparación del modelo 1B

$$d_t = g(\xi_{1t}) - g(\xi_{2t})$$

Para nuestro caso  $g(\xi_{it}) = \xi_{it}^2$ , posteriormente se calcula el estadístico  $DM = \bar{d} / \sqrt{\gamma_0 / (H - 1)}$ , donde  $\bar{d}$  es el promedio y  $\gamma_0$  es la varianza muestral. El estadístico DM sigue una distribución t con H-1 grados de libertad.

En el anexo 14 se presenta los valores asociados a la prueba de Diebold y Mariano (1995) para parejas de modelos. Dado que para todas las comparaciones posibles entre todas las especificaciones tratadas aquí no se rechaza la hipótesis nula de que los modelos tienen el mismo poder de predicción; entonces se concluye por esta prueba que no existe algún modelo de los aquí planteados que estadísticamente prediga mejor que otro.

### 3. Conclusiones

En este documento evaluamos el poder de predicción fuera de muestra de 18 modelos para el comportamiento de los rendimientos cada 10 minutos del IGBC. Para cada uno de los modelos se calculan 1000 pronósticos fuera de muestra para los siguientes 10 minutos de negociación. El procedimiento, implica para cada una de las 1000 ventanas estimar el correspondiente modelo, pronosticar a partir del modelo estimado el rendimiento para los siguientes 10 minutos. Una vez este pronóstico es estimado, se incorpora a la muestra una observación más y el procedimiento se repite.

De esta manera se cuenta con 1000 pronósticos por modelo para evaluar que tan "bueno" ha sido cada uno de los 18 modelos al momento de pronosticar. Para evaluar este comportamiento empleamos dos tipos de aproximaciones. La primera implica el cálculo de

estadísticas descriptivas como RMSPE, MAPE y  $p^*$ . La segunda aproximación implica dos pruebas estadísticas (las de Granger y Newbold (1976) y la de Diebold y Mariano (1995)) que permite rechazar la hipótesis nula que una pareja de modelos producen pronósticos igualmente buenos.

Al emplear los criterios de RMSPE, MSPE se encuentra que el modelo con el mejor comportamiento es el modelo (modelo 7B) TGARCH-M que incluye el efecto del día de la semana tanto en la media como en la varianza. Es decir, el modelo que “más” se acerca a los valores reales de acuerdo a estos dos criterios es uno que incluye el patrón del día de la semana en la media y la varianza, la varianza en la media y dos términos de media móvil y tiene en cuenta el comportamiento asimétrico de la varianza. Pero, por otro lado, este modelo es el que tiene el mayor MAPE. Finalmente, este modelo tiene una proporción de signos errados en la predicción de 48.05%, proporción relativamente alta cuando se compara con otros modelos.

Si nos concentramos en el modelo que tenga la menor proporción de errores en el signo predicho, el mejor modelo es el 2A. Modelo que se diferencia del 7B en tres aspectos: i) no incluye los componentes de media móvil en la media, ii) no incluye el efecto del día de la semana en la media y la varianza y iii) no incluye el umbral pero si incluye el rango como medida de dispersión.

Por otro lado, al efectuar las pruebas de Granger y Newbold (1976) y la de Diebold y Mariano (1995), la conclusión es que todos los modelos proveen pronósticos que estadísticamente son iguales. En este orden de ideas, si se desea emplear un modelo para predecir el comportamiento de los rendimientos del IGBC para los próximos 10 minutos será

prácticamente lo mismo emplear cualquiera de las 18 especificaciones consideradas. Así, por ser el modelo más parsimonioso recomendamos emplear el modelo 1A. Modelo que no incluye efectos de asimetría, ni efectos del día de la semana o la hora.

## Referencias

- Alizadeh, S., M. Brandt y F. Diebold. 2002. "Range Based Estimation of Stochastic Volatility Models". *The Journal of Finance*. Vol LVII, No 3. 1047-1092
- Alonso, J. C. y M. A. Arcos. 2006. "4 Hechos Estilizados de las series de rendimientos: Una ilustración para Colombia." *Estudios Gerenciales*, 100.
- Alonso, J. C. y F. Romero. 2007. "THE DAY-OF-THE-WEEK EFFECT: The Colombian exchange rate and stock market case" mimeo.
- Amihud, Y. y H. Mendelson. 1987. "Trading Mechanisms and Stock Returns: An empirical Investigation". *Journal of Finance*, 62, 533-553.
- Amihud, Y. y H. Mendelson. 1991. "Volatility, Efficiency and Trading: Evidence from the Japanese Stock Market". *Journal of Finance*, 46, 1795-1789.
- Baillie, R. y T. Bollerslev. 1991. "Intra-Day and Inter-Market Volatility in Foreign Exchange Rates". *The Review of Economic Studies*, Vol. 58, No. 3, Special Issue: The Econometrics of Financial Markets, 565-585.
- Berndt E., Hall B., Hall R., y J. Hausman. 1974. "Estimation and inference in nonlinear structural models". *Annals of Economic and Social Measurement*, 3, 653-665.
- Berument, H., y H. Kiyamaz. 2003. "The Day of the Week Effect on Stock Market Volatility and Volume: International Evidence". *Review of Financial Economics*, 4, 363-380.

- Black, F. 1976. "Studies of Stock Price Volatility Changes, Proceedings of the 1976 Meetings of Business and Economics Statistics Section". American Statistical Association, 177-181
- Brant, M., y C. Jones. 2006. "Volatility Forecasting with Range-Based EGARCH Models". Journal of Business and Economic Statistics, Vol. 24, No. 4, 470-486.
- Choe, H., y H. Shin. 1993. "An Analysis of Interday and Intraday Return Volatility – Evidence from the Korea Stock Exchange". Pacific Basin Finance Journal, 1, 175-188.
- Chou, R. Y. 2005. "Forecasting Financial Volatilities with Extreme Values: The Conditional Autoregressive Range (CARR) Model". Journal of Money, Credit & Banking, 37, 562-582.
- Christoffersen P. 2003. Elements of Financial Risk Management. Academic Press Inc.,U.S.
- Cyree, K., and D. Winter. 2001. "A Classic Application of GARCH-M: Empirical Tests of the Federal Funds Market". The Journal of Business, 74, 535–556.
- Diebold, F.X., y R. Mariano. 1995. "Comparing Predicting Accuracy". Journal of Business and Economic Statistics, 13, 253-265.
- Engle, R., y T. Bollerslev. 1986. "Modeling Persistence of Conditional Variances", Econometrics Reviews, 5, 1-50.
- Enders, W. 2004. Applied Econometric Time Series. Hoboken, NJ: J. Wiley.
- Engle, R. F. 1982. "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation," Econometrica, 5, 1-50.

- Gibbons, M., and P. Hess 1981. "Day of the Week Effects and Asset Returns," *Journal of Business*, 54, 579-596.
- Glosten, L., R. Jagannathan y D. Runkle. 1993. "On the Relation Between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks". *The Journal of Finance*, Vol 48, No 5, pp. 1779-1801.
- Granger, C.W.J y P.Newbold. 1977. "Forecasting Economic Time Series". Orlando Florida: Academic Press.
- Grundy, B. y M. McNichols. 1989. "Trade and the Revelation of Information through Prices and Direct Disclosure". *Review of Financial Studies*, 2, 495-526.
- Hong, H., y J. Wang. 2000. "Trading and Returns under Periodic Market Closures". *The Journal of Finance*, 55, 297-354".
- Jarrett, J. y E. Kyper. 2006. "Capital Market Efficiency and the Predictability of Daily Returns," *Applied Economics*, 38, 631-636.
- Keim, D. 1983. "Size-Related Anomalies and Stock Return Seasonality: Further Empirical Evidence," *Journal of Financial Economics*, 12, 13-32.
- Keim, D. B., y F. Stambaugh. 1984. "A Further Investigation of Weekend Effects in Stock Returns," *Journal of Finance*, 819-840.
- Lakonishok, J. y M. Levi. 1982. "Weekend Effect in Stock Return: A Note," *Journal of Finance*, 37, 883-889.
- Leach, C. y A. Madhavan. 1993. "Price Experimentation and Security Market Structure". *Review of financial Studies*, 6, 375-404.

- Rogalski, R. J. 1984. "New Findings Regarding Day-of-the-Week Returns over Trading and Non-Trading Periods: A Note. ," Journal of Finance, 1603-1614.
- Rogers, L., y S. Stachell. 1991."Estimating Variance From High, Low and Closing Prices". The Annals of Applied Probability, Vol. 1, No. 4. (Nov), pp. 504-512.
- Romer, D. 1993. "Rational Asset-Price Movements without News". American Economic Review, 83, 1112-1130.
- Stoll, H., y R. Whaley. 1990. "Stock Market Structure and Volatility". Journal of Financial Studies, 3, 37-71.
- Wellington, V. U. 2005. "Day-of-the-Week Effects in the Pre-Holiday Returns of the Standard & Poor's 500 Stock Index," Applied Financial Economics, 15, 107-19.



## Anexo 1.

**TABLA 4. Prueba de Raíces Unitarias para el ln(IGBC).**

	Niveles/1					Primeras Diferencias/2						
	ADF	PP	Breitung (2002)/3	KPSS		ADF	PP	Breitung (2002)/3	KPSS			
Estadístico calculado	(-2.88)	(-2.88)	(-2.5)	(-17.41)	(0.0031)*	(0.3512)++	(-10.41)***	(-11.64)***	(-13.67)***	(-4545.21)***	(0.0000)***	(0.0316)
orden p	5	3	0				29	21	17			
m				39		40				39		39
P-valor	0.17	0.17	0.32	0.12	0.0440		0.000	0.000	0.000	0.000		

ADF, PP y Breitung (2002): Corresponden a los respectivos estadístico de la prueba de estacionaridad de Dickey-Fueller Aumentada, Phillips-Perron y Breitung (2002), respectivamente

KPSS: Corresponde al estadístico de la prueba de raíces unitarias de Kwiatkowski, Phillips, Schmidt y Shin (1992).

(\*): Rechaza la hipótesis nula de un proceso con raíz unitaria a un nivel de significancia del 10%

(\*\*): Rechaza la hipótesis nula de un proceso con raíz unitaria a un nivel de significancia del 5%

(\*\*\*): Rechaza la hipótesis nula de un proceso con raíz unitaria a un nivel de significancia del 1%

(+) y (++): Rechaza la hipótesis nula de un proceso estacionario alrededor de una tendencia a un nivel de significancia del 10% y 5%, respectivamente

/1: la serie presenta un crecimiento en el tiempo y por tanto una tendencia fue incluida en la correspondiente Hipótesis Nula o Alternativa

/2: En todos los casos la primeras diferencias de la serie no presenta un crecimiento en el tiempo y por tanto ninguna tendencia fue incluida en la correspondiente Hipótesis Nula o Alternativa.

/3: La decisión es basada en valores críticos simulados a partir de 1000 repeticiones para un proceso Gaussiano.

orden p: Número de rezagos en la regresión para la prueba ADF según criterios Akaike (AC), Hannan-Quinn (HQ), and Schwarz (SC), respectivamente

m: truncation lag para la prueba PP y KPSS.

## Anexo 2.

**TABLA 5. Número óptimo de rezagos para el proceso ARMA en la ecuación de la media**

AR	MA	Akaike	Hannan-Quinn	Schwarz
0	0	-12.1542	-12.1537	-12.1527
1	0	-12.1541	-12.1530	-12.1512
2	0	-12.1545	-12.1530	-12.1501
3	0	-12.1633	-12.1613	-12.1575
0	1	-12.1540	-12.1530	-12.1511
1	1	-12.1536	-12.1521	-12.1492
2	1	-12.1549	-12.1529	-12.1491
3	1	-12.1631	-12.1606	-12.1559
0	2	-12.1543	-12.1528	-12.1499
1	2	-12.1547	-12.1527	-12.1489
2	2	-12.1545	-12.1520	-12.1473
3	2	-12.1627	-12.1597	-12.1540
0	3	<b>-12.1634</b>	<b>-12.1613</b>	<b>-12.1576</b>
1	3	-12.1634	-12.1608	-12.1561
2	3	-12.1631	-12.1600	-12.1544
3	3	-12.1625	-12.1589	-12.1523

AR: Orden de rezagos para la parte AR

MA: Orden de rezagos para la parte MA

Anexo 3.

TABLA 6. Número óptimo de rezagos ARCH y GARCH para la Especificación 1.

		MODELO A		MODELO B	
ARCH	GARCH	Akaike	Schwarz	Akaike	Schwarz
0	1	3,97623776	48,7081172	-2,02207317	23,5390008
0	2	5,97620782	57,0983558	-0,02211864	31,9292238
1	0	<b>3,96788801</b>	<b>48,6997675</b>	<b>-2,02946807</b>	<b>23,5316059</b>
1	1	5,96594944	57,0880974	-0,03165426	31,9196882
1	2	7,96585327	65,4782698	1,96818472	40,3097957
2	0	5,96672928	57,0888773	-0,03064695	31,9206955
2	1	7,96584399	65,4782605	1,96817737	40,3097884
2	2	9,96506555	73,8677505	3,96817082	48,7000503
3	3	13,9652358	90,6484578	7,96814098	65,4805575

Anexo 4.

TABLA 7. Número óptimo de rezagos ARCH y GARCH para la Especificación 2.

		MODELO A		MODELO B	
ARCH	GARCH	Akaike	Schwarz	Akaike	Schwarz
0	1	5,84105752	58,0992881	-0,17195274	32,4894414
0	2	7,85397005	66,6444795	1,86460228	41,0582753
0	3	19,2733542	84,5961425	3,86487593	49,5908277
1	0	<b>5,81928826</b>	<b>58,0775189</b>	<b>-0,17380442</b>	<b>32,4875897</b>
1	1	7,8189563	66,6094658	1,82169684	41,0153698
1	2	9,81868374	75,141472	3,82137577	49,5473276
1	3	11,8186723	83,6737394	5,82134175	58,0795724
2	0	7,81927919	66,6097886	1,82221219	41,0158852
2	1	9,81854232	75,1413306	3,821496	49,5474478
2	2	11,8356666	83,6907338	5,82261384	58,0808445
2	3	13,8183332	92,2056792	7,82612322	66,6166327
3	0	9,81893549	75,1417238	3,82162433	49,5475761
3	1	11,82138	83,6764471	5,8229709	58,0812015
3	2	13,8215325	92,2088784	7,82235749	66,6128669
3	3	15,8214939	100,741119	9,82833044	75,1511187

Anexo 5.

TABLA 8. Número óptimo de rezagos ARCH y GARCH para la Especificación 3.

		MODELO A		MODELO B	
ARCH	GARCH	Akaike	Schwarz	Akaike	Schwarz
0	1	19,9756829	115,82971	13,9773453	90,6605673
0	2	21,9752453	124,219541	15,9774007	99,0508911
1	0	<b>19,9675473</b>	<b>115,821575</b>	<b>13,9701025</b>	<b>90,6533245</b>
1	1	21,9656429	124,209939	15,967937	99,0414275
1	2	23,9655383	132,600103	17,9677656	107,431525
2	0	21,9664385	124,210735	15,9689521	99,0424425
2	1	23,9655316	132,600096	17,9677657	107,431525
2	2	25,9655298	140,990363	19,9677535	115,821781

Anexo 6.

TABLA 9. Número optimo de rezagos ARCH y GARCH para la Especificación 4.

		MODELO A		MODELO B	
ARCH	GARCH	Akaike	Schwarz	Akaike	Schwarz
0	1	15,9684837	99,0419742	9,97036461	73,8730496
0	2	17,968434	107,432193	11,970299	82,2632525
1	0	15,9632199	99,0367104	<b>9,96563156</b>	<b>73,8683165</b>
1	1	17,9627507	107,42651	11,9651232	82,2580767
1	2	<b>3,96248396</b>	<b>48,6943634</b>	13,9647441	90,6479661
2	0	17,962611	107,42637	11,9650363	82,2579898
2	1	19,961719	115,815746	13,9638372	90,6470592
2	2	21,9611036	124,2054	15,9633048	99,0367953
3	3	25,9616788	140,986512	19,9639363	115,817964

Anexo 7.

TABLA 10. Número optimo de rezagos ARCH y GARCH para la Especificación 5.

		MODELO A		MODELO B	
ARCH	GARCH	Akaike	Schwarz	Akaike	Schwarz
0	1	79,9673435	367,529426	73,9690769	342,360354
0	2	81,967323	375,919674	75,9690041	350,75055
0	3	83,9672919	384,309911	77,9689889	359,140803
1	0	<b>79,9622831</b>	<b>367,524365</b>	<b>73,9645549</b>	<b>342,355832</b>
1	1	81,9617387	375,91409	75,9639473	350,745493
1	2	83,9614932	384,304113	77,9635939	359,135408
1	3	85,9613917	392,69428	79,9634747	367,525557
2	0	81,9616557	375,914007	75,9639334	350,745479
2	1	83,9616401	384,30426	77,9638966	359,135711
2	2	85,9610689	392,693957	79,9632426	367,525325
2	3	87,9608149	401,083971	81,962934	375,915285
3	0	83,9613083	384,303928	77,9634428	359,135257
3	1	85,9613041	392,694192	79,9634425	367,525525
3	2	87,961059	401,084215	81,9632288	375,91558
3	3	89,9607739	409,474199	83,9629062	384,305526
4	4	93,9607561	426,254718	87,9628669	401,086023

Anexo 8.

TABLA 11. Número optimo de rezagos ARCH y GARCH para la Especificación 6.

		MODELO A		MODELO B	
ARCH	GARCH	Akaike	Schwarz	Akaike	Schwarz
1	0	<b>5,96811783</b>	<b>57,0866319</b>	-0,0292731	31,9209339
1	1	7,96616513	65,4744935	1,96854127	40,3087897
1	2	9,96606981	73,8642124	<b>-0,03161779</b>	<b>31,9185892</b>
2	0	9,967145	73,8652876	3,96975438	48,6984542
2	1	11,9662179	82,2541747	5,96852315	57,0870373
2	2	13,9649383	90,6427095	7,96723178	65,4755601
3	3	19,9649212	115,812135	13,9672427	90,6422875

Anexo 9.

TABLA 12. Número óptimo de rezagos ARCH y GARCH para la Especificación 7.

		MODELO A		MODELO B	
ARCH	GARCH	Akaike	Schwarz	Akaike	Schwarz
1	0	19,8226	117,807	13,828	92,2154
1	1	21,8188	126,335	15,8215	100,741
1	2	23,8188	134,868	17,8213	109,273
1	3	25,8188	143,4	19,8214	117,806
2	0	21,8195	126,336	15,8236	100,743
2	1	23,819	134,868	17,8222	109,274
2	2	25,8208	143,402	19,8225	117,807
2	3	27,8189	151,932	21,8231	126,34
3	0	23,8191	134,868	17,8218	109,274
3	1	25,8208	143,402	19,824	117,808
3	2	27,8195	151,933	21,8225	126,339
3	3	29,8202	160,466	23,823	134,872

Anexo 10.

TABLA 13. Número óptimo de rezagos ARCH y GARCH para la Especificación 8.

		MODELO A		MODELO B	
ARCH	GARCH	Akaike	Schwarz	Akaike	Schwarz
1	0	17,8261138	109,278017	11,8300043	83,6850714
1	1	19,8156375	117,79982	13,8207184	92,2080644
1	2	21,8157058	126,332167	15,8208597	100,740484
1	3	23,8163484	134,865089	17,8198846	109,271788
2	0	19,8220683	117,806251	13,8277089	92,2150548
2	1	21,8188952	126,335356	15,8226957	100,74232
2	2	23,816921	134,865661	17,8225579	109,274462
2	3	25,8145788	143,395598	19,8304321	117,814615
3	0	21,8214782	126,337939	15,824857	100,744482
3	1	23,8193737	134,868114	17,8232645	109,275168
3	2	25,8182692	143,399288	19,8173276	117,80151
3	3	27,8145604	151,927858	21,8182694	126,334731

Anexo 11.

TABLA 14.. Número optimo de rezagos ARCH y GARCH para la Especificación 9.

ARCH	GARCH	MODELO A		MODELO B	
		Akaike	Schwarz	Akaike	Schwarz
1	0	81,82263702	382,307463	75,8261309	356,714121
1	1	83,81457701	390,831682	77,8172399	365,237508
1	2	85,81468025	399,364064	79,817287	373,769834
1	3	87,81527475	407,896937	81,818319	382,303145
2	0	83,82053945	390,837644	77,8241995	365,244468
2	1	85,81992092	399,369305	79,8232652	373,775813
2	2	87,81514758	407,89681	81,8210726	382,305899
2	3	89,81362342	416,427565	83,8289339	390,846039
3	0	85,82026444	399,369648	79,8235297	373,776077
3	1	87,81406246	407,895725	81,8164485	382,301275
3	2	89,81382043	416,427762	83,8161845	390,833289
3	3	91,81359684	424,959817	85,8159006	399,365284

Anexo 12.

TABLA 15. Valor-P correspondiente a la prueba de Granger y Newbold para la evaluación de la predicción entre dos modelos.

MODELO 1	MODELO 2																	
	1A	1B	2A	2B	3A	3B	4A	4B	5A	5B	6A	6B	7A	7B	8A	8B	9A	9B
1A	NA	0,789	0,610	0,307	0,152	0,183	0,402	0,214	0,777	0,469	0,190	0,195	0,164	0,168	0,063	0,187	0,801	0,374
1B		NA	0,869	0,022	0,923	0,020	0,929	0,005	0,889	0,362	0,996	0,035	0,930	0,037	0,908	0,011	0,880	0,289
2A			NA	0,352	0,239	0,210	0,744	0,255	0,960	0,529	0,339	0,223	0,257	0,190	0,172	0,221	0,983	0,422
2B				NA	0,534	0,193	0,385	0,334	0,387	0,640	0,461	0,260	0,528	0,237	0,525	0,247	0,382	0,875
3A					NA	0,328	0,603	0,405	0,516	0,710	0,469	0,361	0,001	0,299	0,960	0,361	0,494	0,590
3B						NA	0,238	0,758	0,226	0,242	0,284	0,695	0,323	0,745	0,335	0,875	0,222	0,372
4A							NA	0,254	0,871	0,556	0,806	0,256	0,622	0,222	0,173	0,223	0,848	0,450
4B								NA	0,267	0,301	0,342	0,938	0,400	0,732	0,374	0,524	0,263	0,510
5A									NA	0,479	0,734	0,255	0,532	0,207	0,466	0,234	0,175	0,361
5B										NA	0,641	0,370	0,703	0,250	0,707	0,260	0,473	0,267
6A											NA	0,299	0,509	0,258	0,559	0,301	0,711	0,526
6B												NA	0,355	0,580	0,358	0,905	0,250	0,511
7A													NA	0,295	0,931	0,356	0,510	0,583
7B														NA	0,311	0,822	0,203	0,352
8A															NA	0,331	0,446	0,587
8B																NA	0,230	0,425
9A																	NA	0,354
9B																		NA

Anexo 13.

TABLA 16. Coeficiente  $r_{xz}$  para las Combinaciones entre dos modelos

MODELO 2	MODELO 1		
	1A	1B	3A
2B		6,8%	
3B		6,9%	
4B		8,3%	
6B		6,2%	
7A			-10,1%
7B		6,2%	
8A	5,5%		

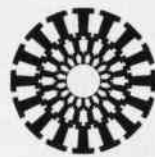
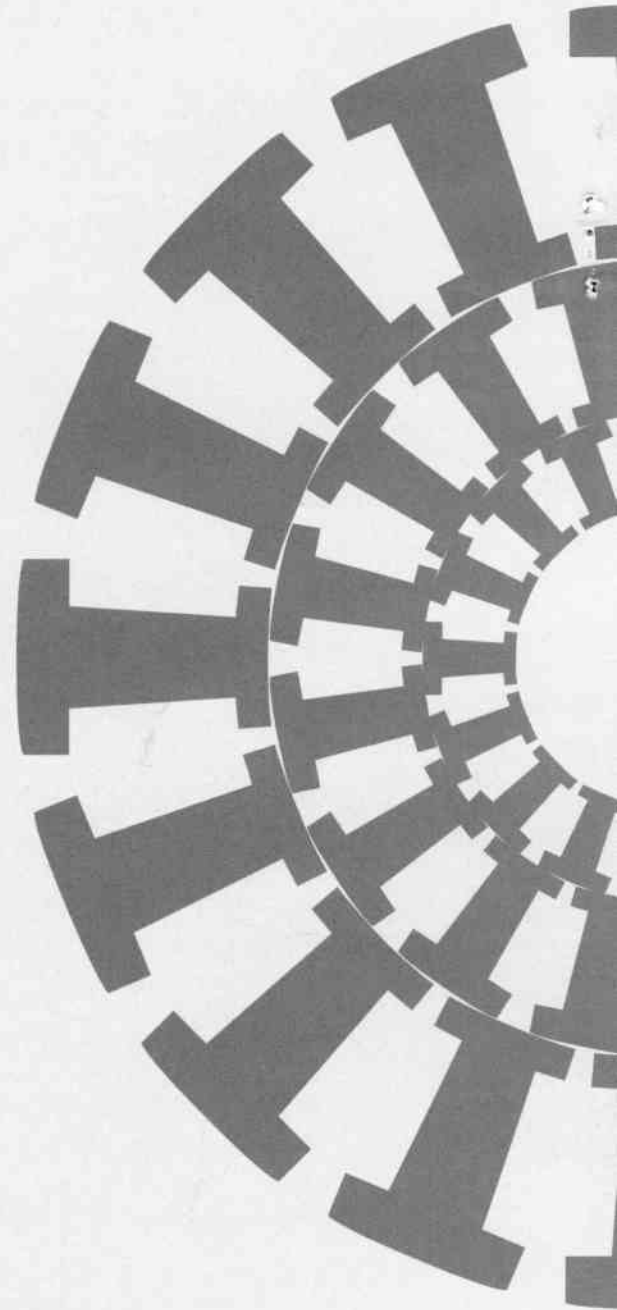
Anexo 14.

TABLA 17.. Valor-P correspondiente a la prueba de Diebold y Mariano para la evaluación de la predicción entre dos modelos.

	1A	1B	2A	2B	3A	3B	4A	4B	5A	5B	6A	6B	7A	7B	8A	8B	9A	9B
1A	NA	0,93	0,77	0,7	0,56	0,64	0,41	0,64	0,79	0,77	0,65	0,65	0,57	0,63	0,31	0,63	0,81	0,73
1B		NA	0,97	0,31	0,93	0,3	0,98	0,19	0,99	0,54	0,97	0,35	0,93	0,33	0,89	0,23	0,99	0,52
2A			NA	0,71	0,45	0,63	0,83	0,64	0,92	0,78	0,59	0,65	0,47	0,63	0,17	0,63	0,93	0,74
2B				NA	0,78	0,36	0,77	0,32	0,72	0,69	0,75	0,53	0,78	0,45	0,81	0,28	0,71	0,93
3A					NA	0,7	0,86	0,71	0,72	0,86	0,45	0,71	0,11	0,68	0,83	0,69	0,7	0,81
3B						NA	0,7	0,83	0,64	0,39	0,67	0,76	0,69	0,77	0,73	0,93	0,64	0,49
4A							NA	0,7	0,93	0,84	0,97	0,71	0,87	0,69	0,64	0,69	0,92	0,8
4B								NA	0,64	0,4	0,68	0,95	0,7	0,81	0,73	0,7	0,64	0,64
5A									NA	0,78	0,87	0,66	0,73	0,63	0,59	0,63	0,74	0,74
5B										NA	0,83	0,49	0,86	0,41	0,89	0,36	0,78	0,56
6A											NA	0,68	0,49	0,66	0,59	0,66	0,86	0,78
6B												NA	0,71	0,51	0,74	0,93	0,65	0,58
7A													NA	0,68	0,81	0,69	0,72	0,81
7B														NA	0,72	0,86	0,63	0,47
8A															NA	0,72	0,58	0,84
8B																NA	0,63	0,53
9A																	NA	0,74
9B																		NA

## RESUMEN "BORRADORES DE ECONOMÍA Y FINANZAS"

Número	Autor	Título	Fecha
1	Jhon J. Mora	El efecto de las características socio-económicas sobre la consistencia en la toma de decisiones: Un análisis experimental.	May-01
2	Julio C. Alonso	¿Crecer para exportar o exportar para crecer? El caso del Valle del Cauca.	Mar-05
3	Jhon J. Mora	La relación entre las herencias, regalos o loterías y la probabilidad de participar en el mercado laboral: EL caso de España, 1994-2000.	Jun-05
4	Julián Benavides	Concentración de la propiedad y desempeño contable: El caso latinoamericano.	Sep-05
5	Luis Berggrun	Price transmission dynamics between ADRD and their underlying foreign security: The case of Banco de Colombia S.A.- BANCOLOMBIA	Dic-05
6	Julio C. Alonso y Vanesa Montoya	Integración espacial del mercado de la papa en el Valle del Cauca: Dos aproximaciones diferentes, una misma conclusión	Mar-06
7	Jhon J. Mora	Datos de Panel en Probit Dinámicos	Jun-06
8	Julio C. Alonso y Mauricio Arcos	Valor en Riesgo: evaluación del desempeño de diferentes metodologías para 7 países latinoamericanos	Ago-06
9	Mauricio Arcos y Julian Benavides	Efecto del ciclo de efectivo sobre la rentabilidad de las firmas colombianas	Dec-06
10	Blanca Zuluaga	Different channels of impact of education on poverty: an analysis for Colombia	Mar-07
11	Jhon J. Mora y José Alfonso Santacruz	Emparejamiento entre desempleados y vacantes para Cali entre 1994 y 2005: un análisis con Datos de Panel.	Jun-07
12	Jhon J. Mora y Juan Muro	Testing for sample selection bias in pseudo panels: Theory and Monte Carlo	Sep-07
13	Luisa Fernanda Bernat	¿Quiénes son las Mujeres Discriminadas?: Enfoque Distributivo de las Diferencias Salariales por Género	Dic-07
14	Julio César Alonso y Juan Carlos García	¿Qué tan buenos son los patrones del IGBC para predecir su comportamiento?: Una aplicación con datos de Alta Frecuencia Financial market and its patterns: a forecast evaluation with high frequency data	Mar-08



UNIVERSIDAD  
**ICESI**

---

**Calle 18 No. 122 - 135 - Cali - Colombia**  
**Tel. 555 2334 Ext. 419 - Fax 555 2345**  
**<http://www.icesi.edu.co/~econego/depto/>**

**ISSN 1900-1568**