



UNIVERSIDAD
ICESI

Departamento de Economía

**Facultad de Ciencias
Administrativas y Económicas**

Borradores de Economía y Finanzas

Patrones del IGBC y Valor en Riesgo: Evaluación del desempeño de diferentes metodologías para datos intra-día

Por:

Julio César Alonso

Manuel Serna

No 20, Septiembre de 2009

Patrones del IGBC y Valor en Riesgo: Evaluación del desempeño de diferentes metodologías para datos intra-día

Por:

Julio César Alonso

Manuel Serna

No 20, Septiembre de 2009

BORRADORES DE ECONOMÍA Y FINANZAS

Editor

Jhon James Mora

Jefe, Departamento de Economía

jjmora@icesi.edu.co

Gestión editorial

Departamento de Economía – Universidad Icesi

Contenido:

1. Introducción	2
2. Cálculo y evaluación del Valor en Riesgo.....	4
2.1 Aproximaciones adoptadas para la estimación del VaR	5
2.2 Aproximaciones adoptadas para la evaluación de los modelos de Var estimados..	6
3. Descripción del ejercicio	10
3.1 Datos.....	10
3.2 Consideraciones especiales para datos Intra- Day	12
4. Resultados	13
5. Comentarios finales	17

19 Páginas

ISSN 1990-1568

Tercera edición, Septiembre de 2009

Patrones del IGBC y Valor en Riesgo: Evaluación del Desempeño de diferentes metodologías para datos intra-día

Julio César Alonso *

Manuel Serna Cortés **

Departamento de Economía
Centro de Investigaciones en Economía y Finanzas (CIENFI)
Universidad Icesi
Cali - Colombia

Resumen

Se evalúan diferentes métodos, 17 paramétricos y 1 no paramétricos, para estimar el VaR (Valor en Riesgo) de un portafolio conformado por el Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia (IGBC). Se analizan dos muestras para datos intra-día con una periodicidad de 10 minutos: 2006-2007 y 2008-2009. Dentro de los paramétricos, se evalúa la presencia o no de patrones de comportamiento como: efecto "Leverage", el efecto Día de la Semana, el efecto Hora y el efecto Día-Hora. Nuestros resultados muestran que para la primera muestra el mejor modelo es un GARCH-M (1,1) con el efecto Hora del día y bajo el supuesto de normalidad. Para la segunda muestra 2008-2009, la especificación que tiene en cuenta el efecto día-hora en la media y en la varianza es aquella que puede ser la mejor opción para pronosticar el VaR, en términos de la correcta cobertura condicional y menor función de pérdida.

Palabras claves: VaR, Backtesting, Intra-day, Mercado financiero, Garch-M, Pronósticos, efecto "Leverage", efecto Día de la Semana, efecto Hora, efecto Día-Hora.

Resumen

*jcalonso@icesi.edu.co

**Estudiante de Economía y Negocios Internacionales, Universidad Icesi.

This paper evaluate the performance of 17 different parametric and non-parametric specifications and high frequency data for Colombian exchange market index (IGBC). We model the variance of the return using GARCH-M and TGARCH models that take in account the leverage effect, the day-of-the-week effect, and the hour-of-the-day effect. We estimate those models under two assumptions of the behavior of the returns: Normal distribution and t distribution. These exercise is performed for two different ten-minute intraday samples: 2006-2007 and 2008-2009. For the first sample, we found that the best model is a GARCH-M (1,1) with the hour-of-the-day effect. For the 2008-2009 sample, we found that the model with the correct conditional VaR coverage would be the GARCH-M with the day-of-the-week effect, and the hour-of-the-day effect.

Keywords: VaR, Backtesting, Intra-day, Financial Market, Garch-M, leverage effect, the day-of-the-week effect, and the hour-of-the-day effect.

1. Introducción

La toma de decisiones en situaciones de incertidumbre es una realidad para cualquier agente económico, de ahí la necesidad de reconocer la importancia de la medición del riesgo y de desarrollar técnicas que permitan la toma de mejores decisiones dadas las circunstancias del mercado. Después de episodios de inestabilidad y crisis financieras que se presentaron en las décadas del ochenta ¹ y noventa ², la medición de riesgo financiero se ha convertido en una tarea diaria y rutinaria en el "Back - office" de las instituciones financieras (Ver Alonso and Berggrun (2008)). Es más con la crisis financiera del 2008, la gerencia del riesgo ha pasado de nuevo a convertirse en centro de discusión con la crisis financiera. La confiabilidad de métodos como el Valor en Riesgo (VaR por su sigla en inglés) son parte de la discusión y en especial su incapacidad para detectar el riesgo en esta última crisis financiera.

El VaR es, sin duda, la medida de riesgo financiero más popular entre los reguladores, actores del mercado financiero y académicos. La sencillez de su concepto, al igual que lo intuitivo que resulta ser su interpretación, son dos de las principales razones de su popularidad. El VaR es la medida (estimación) de la máxima pérdida posible para un horizonte de tiempo y un nivel de significancia determinados, bajo circunstancias consideradas como "normales" en el mercado.

Si bien esta herramienta se emplea desde los 80 en los países desarrollados, su concepto se popularizó en los años 90 por la recomendación de adoptar esta herramienta por parte del Comité de Basilea para la Supervisión Bancaria

¹Por ejemplo: la crisis de la deuda externa en la mayoría de países latinoamericanos en los ochenta, la caída de la Bolsa de Nueva York en 1987

²Por ejemplo: la explosión de las burbujas financieras e inmobiliarias en Japón en los noventa y la de las empresas ".com" a finales de los noventa, el "tequilazo" en México durante 1994, la crisis financiera en el sudeste asiático en 1997, y las de Rusia y Argentina en 1997 y en 1998, respectivamente

(abril de 1995) y de la Reserva Federal de los Estados Unidos (junio de 1995). Esas instituciones, permitieron a los bancos calcular sus requerimientos de capital para cubrir su riesgo de mercado por medio de sus propios modelos VaR. Después de la segunda mitad de los 90, el VaR se popularizó en el mundo como medida del riesgo de mercado de activos o portafolios. Producto de esto son las primeras investigaciones sobre el VaR y su evaluación o "Backtesting" como las publicaciones de Kupiec (1995), Christoffersen (1998) y López (1998).

El cálculo de esta medida no comparte lo sencillo e intuitivo del concepto del VaR. Ciertamente esta medida tiene una dificultad en su estimación, pues implica conocer la distribución del valor futuro del activo o portafolio evaluado. En la mayoría de las aproximaciones, no se estima directamente la función de distribución y se supone una distribución para la cual se calculan parámetros que corresponden a su primer momento (media) y segundo momento al rededor de la media (varianza). De esta manera, en la práctica, las aproximaciones para su cálculo contemplan desde suponer una distribución normal con varianza constante de los rendimientos, hasta suponer otras distribuciones y permitir que la varianza se actualice periodo tras periodo.

Sin importar el tipo de aproximación que se emplee para el cálculo del VaR, lo más usual es que para su estimación se emplee un horizonte de tiempo diario. Al mismo tiempo, la información intra-día se ha venido convirtiendo en un tema de interés tanto para los académicos como para los agentes del mercado financiero. Para la academia los datos intra-day son cada vez mas interesantes por las implicaciones metodológicas que trae su tratamiento y por la necesidad de desarrollar nuevas técnicas que traten de manera adecuada las "estacionalidades" que se presentan al interior del día. Para los participantes en el mercado financiero, se hace necesario medir las grandes fluctuaciones que se presentan al interior del día, que permiten grandes ganancias y por supuesto pérdidas en cuestión de minutos.

El objeto de este trabajo es evaluar el comportamiento de diferentes aproximaciones para estimar el VaR para los siguientes 10 minutos. Para lograr nuestro objetivo se calcula el VaR empleando distintas aproximaciones tanto paramétricas como no-paramétricas para un portafolio que replica el Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia (IGBC). Para cumplir nuestro objetivo, es importante reconocer que el cálculo del VaR implica predecir el comportamiento de la distribución condicional del portafolio para el siguiente periodo. Esta distribución condicional puede ser diferente de un día a otro (Ver Alonso and Romero (2008)) y además al interior de cada día Ver Alonso and García (2009), por eso emplearemos modelos VaR que capturan el efecto del día de la semana y el efecto hora, así como los hechos estilizados más comunes (Alonso and Arcos (2006)) de los rendimientos como el "volatility clustering" y "fat tails" o colas pesadas de la distribución de los retornos.

El documento está organizado de la siguiente manera, la primera parte co-

responde a esta breve introducción. La segunda discute rápidamente el cálculo y la evaluación del Valor en Riesgo. La tercera sección discute el ejercicio de estimación, así como los métodos que se emplearán para la evaluación de los modelos. La cuarta parte resume los resultados obtenidos, y la última sección presenta unos comentarios finales.

2. Cálculo y evaluación del Valor en Riesgo

Como se mencionó anteriormente, el concepto detrás del Valor en Riesgo (VaR) es muy sencillo e intuitivo, características que han permitido su popularidad. No obstante, su simplicidad conceptual, su cálculo reviste un problema estadístico relativamente sofisticado. Intuitivamente, el VaR se define como la máxima pérdida esperada en un portafolio con cierto nivel de confianza en un determinado periodo de tiempo (Ver por ejemplo Alonso and Berggrun (2008)). Formalmente, el VaR para el siguiente periodo de negociaciones ($t + 1$) dada la información disponible en el periodo actual (t) ($VaR_{t+1|t}$) está definido por:

$$P(z_{t+1} < VaR_{t+1|t}) = \alpha \quad (1)$$

Donde z_{t+1} representa el rendimiento (en pesos) futuro del valor del portafolio para el siguiente periodo y α es uno menos el nivel de confianza del VaR. Por tanto, el cálculo del VaR depende de los supuestos sobre la función de distribución de las posibles pérdidas o ganancias (rendimiento absoluto) del portafolio (z_{t+1}).

Es fácil demostrar que si z_{t+1} siguen una distribución cuyos dos primeros momentos son finitos (como la distribución normal o la t), entonces el valor en riesgo será:

$$VaR_{t+1|t} = F(\alpha) \cdot \sigma \quad (2)$$

Donde σ representa la desviación estándar de la distribución de z_{t+1} y $F(\alpha)$ es el percentil α de la correspondiente distribución (estandarizada).

Así, el cálculo del VaR depende crucialmente de dos supuestos respecto al comportamiento de la distribución de z_{t+1} : su volatilidad (desviación estándar σ) y su distribución $F(\cdot)$.

Como se mencionó, existen varias aproximaciones metodológicas para la estimación del VaR que se pueden clasificar en tres grandes grupos: i) la simulación histórica o aproximación no-paramétrica que no supone una distribución o necesita estimar parámetros; ii) aproximación paramétrica que implica suponer una distribución y estimar unos parámetros; y, iii) la semiparamétrica que incluye entre otras la aproximación por medio de la teoría del valor extremo y la simulación histórica filtrada.³ En general, los resultados que se obtienen de

³Esta aproximación es menos común y no la emplearemos en este documento.

aplicar los diferentes aproximaciones son diferentes y la conveniencia de estos modelos para cada caso deberá ser evaluada caso por caso. Por otro lado, la evaluación (o back testing en inglés) del desempeño de una aproximación para el cálculo del VaR tampoco es tarea fácil. A continuación se describen tanto las diferentes aproximaciones que se adoptarán en este documento para estimar el VaR, así como los métodos que se emplearán para evaluar el comportamiento de las diferentes aproximaciones.

2.1. Aproximaciones adoptadas para la estimación del VaR

La aproximación no-paramétrica más empleada implica encontrar el percentil α a partir de los datos históricos. En otras palabras, este método supone que las realizaciones pasadas del valor de los rendimientos del portafolio representa la mejor aproximación a la distribución del rendimiento del portafolio para el siguiente período. Por tanto el $VaR_{t+1|t}$ corresponderá al percentil α de los valores de los rendimientos históricos del portafolio.

Por otro lado, cualquier aproximación paramétrica implica suponer una determinada función de distribución ($F(\cdot)$) y el comportamiento del parámetro que la caracteriza (σ), así como la media. Un hecho estilizado muy documentado sobre los rendimientos de activos es la presencia de varianza grupal (volatility clustering) (Ver por ejemplo Alonso and Arcos (2006); en otras palabras, la volatilidad no es constante y por tanto σ dependerá del tiempo (σ_{t+1}). Teniendo en cuenta este hecho estilizado, el VaR de un portafolio puede ser entonces estimado usando la siguiente expresión:

$$VaR_{t+1|t} = F(\alpha) \cdot \sigma_{t+1} \quad (3)$$

Donde σ_{t+1} es la desviación estándar para el periodo $t + 1$ condicional a la información disponible en el periodo t . Así, será necesario modelar la varianza de alguna manera para obtener una predicción de un paso adelante y suponer una distribución para calcular el VaR con esta aproximación.

Siguiendo a Alonso and García (2009), en nuestro ejercicio emplearemos 9 diferentes aproximaciones para estimar el comportamiento tanto de la varianza como de la media⁴, y para cada aproximación se estimará el modelo suponiendo una distribución normal y una distribución t⁵. En nuestro caso consideraremos ocho especificaciones del Modelo GARCH-M. La especificación 1 corresponde al modelo de Simulación Histórica. La especificación 2 corresponde al modelo

⁴La media se modelará empleando un proceso Autoregresivo de Media Móvil, en especial un ARMA(1,1) modelo que fue seleccionado empleando los criterios de información de Akaike, Schwarz y Hannan-Quinn. En la media también se incluye la varianza.

⁵Se supone una distribución t de Student para tener en cuenta el caso de rentabilidades leptocúrticas, pues el uso de una distribución normal subestima la probabilidad de las rentabilidades en los extremos, generando estimaciones del VaR muy pequeñas por lo general.

GARCH planteado por Engle and Bollerslev (1986). La especificación 3, propuesta por Berument and Kiyamaz (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 se recoge por medio de 4 variables dummy y se introduce tanto a la ecuación de la media como la varianza. La especificación 4 toma en cuenta el efecto de la hora⁶. El efecto hora se introduce en el modelo por medio de tres variables dummy para la hora. Estas variables dummy se introduce tanto en la ecuación de la media como la de la varianza.

Para la especificación 5 se consideran variables Dummy que toman el valor de uno teniendo en cuenta la hora y el día; en total se emplean $4(5) - 1 = 19$ variables dummy. La especificación 6, corresponde a un TGARCH (GARCH con umbral) para poder capturar el efecto apalancamiento. Este modelo corresponde al planteado por Glosten et al. (1993). Las especificaciones 7 incluye tanto el efecto del día de la semana, como el umbral en el modelo GARCH. La especificación 8 el efecto hora del día y el umbral. Finalmente la especificación 9, incluye el efecto del día y la hora, así como el umbral.

En el Cuadro 1 se presenta un resumen y la especificación de cada uno de los modelos empleados.

2.2. Aproximaciones adoptadas para la evaluación de los modelos VaR estimados

La evaluación del ajuste de nuestros modelos se realiza a partir de la implementación de tres pruebas de Backtesting o Calibración de un modelo VaR. La dificultad de la evaluación de un cálculo del VaR radica en que sólo se cuenta con la realización del rendimiento para el periodo $t+1$, siendo la realización del VaR para ese periodo, no observable.

En la literatura, tal vez el test más usado es el test de proporción de excepciones que plantea Kupiec (1995). La idea consiste en determinar si la proporción observada de pérdidas que exceden el VaR (también conocida como proporción de excepciones) es consistente con la proporción teórica de excepciones con la que fue construido el VaR. En otras palabras, el modelo debe proveer la cobertura (no condicional) al momento de construir el VaR. En particular, bajo la hipótesis nula de que nuestro modelo tiene un "buen ajuste", el número n de excepciones sigue una distribución binomial⁷. En general, dado un total de N observaciones y un nivel teórico de proporción de excepciones igual a α (nivel de significancia), la probabilidad de observar n pérdidas es:

⁶En 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. Esto implica un total de cuatro horas de negociación

⁷se tendrá un uno si se observa una pérdida rendimiento mayor que el VaR y cero en caso contrario

Cuadro 1: Resumen de las especificaciones de los modelos

Esp.	Notación	Modelo
1	$Var_{t+1 t}^{SH}$	Simulación Histórica
2	$Var_{t+1 t}^{GARCH}$	$GARCH(1,1) \sigma_{t+1}^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_t^2 + \alpha_2 z_t^2$
3	$Var_{t+1 t}^{GARCH} + EDS$	$GARCH(1,1) \sigma_{t+1}^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_t^2 + \alpha_2 z_t^2 + \sum_{i=1}^4 \beta_i D_{it}$
4	$Var_{t+1 t}^{GARCH} + EHD$	$GARCH(1,1) \sigma_{t+1}^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_t^2 + \alpha_2 z_t^2 + \sum_{i=1}^3 \beta_i H_{it}$
5	$Var_{t+1 t}^{GARCH} + EDS \wedge EHD$	$GARCH(1,1) \sigma_{t+1}^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_t^2 + \alpha_2 z_t^2$ $+ \sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^4 \varphi_{ij} D_{it} H_{jt} - \varphi_{54} D_{5t} H_{4t}$
6	$Var_{t+1 t}^{TGARCH}$	$GARCH(1,1) \sigma_{t+1}^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_t^2 + \alpha_2 z_t^2 + \alpha_3 d_t z_t^2$
7	$Var_{t+1 t}^{TGARCH} + EDS$	$GARCH(1,1) \sigma_{t+1}^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_t^2 + \alpha_2 z_t^2 + \alpha_3 d_t z_t^2 + \sum_{i=1}^4 \beta_i D_{it}$
8	$Var_{t+1 t}^{TGARCH} + EHD$	$GARCH(1,1) \sigma_{t+1}^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_t^2 + \alpha_2 z_t^2 + \alpha_3 d_t z_t^2 + \sum_{i=1}^3 \beta_i H_{it}$
9	$Var_{t+1 t}^{TGARCH} + EDS \wedge EHD$	$GARCH(1,1) \sigma_{t+1}^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_t^2 + \alpha_2 z_t^2 + \alpha_3 d_t z_t^2$ $+ \sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^4 \varphi_{ij} D_{it} H_{jt} - \varphi_{54} D_{5t} H_{4t}$

NOTA: GARCH: Varianza esperada, EDS: Efecto día de la semana, EHD: Efecto Hora del Día

TGARCH: incluye el efecto de "Apalancamiento", La variable dummy $d_t = 1$ si $z_t < 0$ y $d_t = 0$ si $z_t > 0$

$\sum_{i=1}^3 \beta_i H_{it}$ son las variables dummy para las primeras tres horas de negociación en bolsa

$\sum_{i=1}^4 \beta_i D_{it}$ son las variables dummy para los primeros cuatro días de la semana

$$P(n|N, \alpha) = \binom{N}{n} \alpha^n (1 - \alpha)^{N-n} \quad (4)$$

Para evaluar la hipótesis nula que la proporción de excepciones (ρ) es igual a la esperada teóricamente ($alpha$) ($H_0 : \rho = \alpha$), se puede emplear el siguiente estadístico t de Kupiec (1995):

$$t_U = \frac{\hat{\rho} - \alpha}{\sqrt{\hat{\rho}(1 - \hat{\rho})/N}} \quad (5)$$

Siendo $\hat{\rho}$ la proporción de excepciones observadas. Kupiec (1995) demostró que t_U sigue una distribución t con $N - 1$ grados de libertad.

Christoffersen (1998) sugiere una prueba para tener en cuenta que el cálculo del VaR para $t + 1$ corresponde a una proyección condicionada a la información disponible en el periodo t ; es decir, el VaR provee una cobertura condicionada a la información disponible en t , y por tanto la prueba de backtesting debería tener en cuenta esto. La idea detrás de esta prueba es que si se está empleando el mejor modelo VaR, entonces, utilizando toda la información disponible en el momento de la predicción del VaR, no deberíamos poder predecir si el VaR fue excedido o no. Es decir, el número de excepciones que se observa debe ser aleatorio en el tiempo. Así, se dirá que un modelo de riesgo tiene la correcta cobertura no condicional adecuada si, la probabilidad de una excepción es igual a ρ ($P(PL_{t+1} > VaR_{t+1}^p) = \rho$)⁸ y se dirá que un modelo de riesgo tiene la correcta cobertura condicional si $P_t(PL_{t+1} > VaR_{t+1}^p) = \rho$.

Es decir, que la correcta cobertura no condicional significa que un modelo presenta excepciones con una probabilidad de ρ en promedio con el paso de los días. Mientras que la correcta cobertura condicional significa que el modelo presenta excepciones con una probabilidad de ρ cada día, dada toda la información disponible el día anterior. Resulta importante destacar que la correcta cobertura no condicional es condición necesaria pero no suficiente para la correcta cobertura condicional.

La idea de Christoffersen (1998)⁹ involucra entonces, separar las predicciones particulares que se están probando, y luego probar cada predicción separadamente. Lo primero implica examinar si el modelo genera la correcta proporción de excepciones, es decir que si provee la correcta cobertura no condicional. Lo segundo implica probar que las excepciones observadas sean independientes estadísticamente entre sí. Lo que significa que las excepciones no se deben agrupar con el tiempo. La evidencia de esta agrupación significaría que la especificación del modelo no es la correcta, incluso si el modelo cumple con la cobertura no condicional.

Dado que la probabilidad pronosticada de excepciones es α , el test de Kupiec (1995) se puede expresar en términos de una prueba de razón de verosimilitud (en inglés Likelihood Ratio -LR- test). Bajo la hipótesis nula de la correcta cobertura no condicional, el estadístico de prueba será:

$$LR_{uc} = -2 \ln[(1 - \alpha)^{N-n} \alpha^n] + 2 \ln[(1 - \rho)^{N-n} \rho^n] \quad (6)$$

Este estadístico sigue una distribución χ_1^2 . Retomando la prueba de independencia, sea n_{ij} el número de días que el estado j ocurre en t después de que el estado i ocurrió en $t - 1$, donde los estados se refieren a las excepciones o no excepciones. Además, sea π_{ij} la probabilidad del estado j para cualquier t , dado que el estado en $t - 1$ era i . Bajo la hipótesis nula de independencia, el estadístico de la prueba es:

⁸Donde PL_{t+1} es la pérdida del portafolio en el periodo $t+1$

⁹Ver Dowd (2005)

$$LR_{ind} = -2 \ln[(1 - \hat{\pi}_2)^{n_{00} + n_{11}} \hat{\pi}_2^{n_{01} + n_{11}}] + 2 \ln[(1 - \hat{\pi}_{01})^{n_{00}} \hat{\pi}_{01}^{n_{01}} (1 - \hat{\pi}_{11})^{n_{10}} \hat{\pi}_{11}^{n_{11}}] \quad (7)$$

Este estadístico también sigue una distribución χ_1^2 . Adicionalmente, las probabilidades estimadas corresponden a:

$$\hat{\pi}_{01} = \frac{n_{11}}{n_{00} + n_{01}}, \quad \hat{\pi}_{11} = \frac{n_{11}}{n_{10} + n_{11}}, \quad \hat{\pi}_2 = \frac{n_{01} + n_{11}}{n_{00} + n_{10} + n_{01} + n_{11}} \quad (8)$$

Conjuntamente, es decir bajo la hipótesis combinada de correcta cobertura e independencia - la hipótesis de correcta cobertura condicional- el estadístico de la prueba es:

$$LR_{cc} = LR_{uc} + LR_{ind} \quad (9)$$

que sigue una distribución χ_2^2 . Es de esta manera, la prueba de Christoffersen (1998) nos permite probar las hipótesis de cobertura e independencia conjuntamente, al igual nos permite probar dichas hipótesis por separado e identificar así en dónde está fallando el modelo.

Por otro lado, López (1998) propone otra aproximación para evaluar el comportamiento de un VaR empleando una función de utilidad que permite escoger el mejor modelo a partir de un conjunto de modelos que satisfacen la correcta cobertura condicional. La función de magnitud de pérdida ("magnitud loss function") de López (1998), tiene en cuenta el número de excepciones y la magnitud de la excepción, de la siguiente forma:

$$\Psi_{t+1}^{Lopez} = \begin{cases} 1 + (z_{t+1} - VaR_{t+1|t})^2 & \text{si } z_{t+1} < VaR_{t+1|t} \\ 0 & \text{o.w} \end{cases} \quad (10)$$

Así, al penalizar de mayor manera al método en que las excepciones son más grandes, lo que se busca es el modelo que minimice:

$$\Psi = \sum_{t=1}^N \Psi_{t+1}^{Lopez} \quad (11)$$

Finalmente, para evaluar el comportamiento de las 9 aproximaciones¹⁰ para calcular el VaR, se emplea una ventana recursiva para estimar el correspondiente modelo y se genera un pronóstico de un paso adelante (one step ahead en inglés) tanto para la media como para la varianza.

¹⁰El α o nivel de significancia empleado para todas las especificaciones fue de 0.05

3. Descripción del Ejercicio

3.1. Datos

Para lograr nuestro objetivo de determinar el comportamiento de los diferentes modelos en el cálculo del VaR para un horizonte de tiempo muy corto, se emplearon observaciones para cada diez minutos de los retornos del Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia (IGBC). Nuestro ejercicio se realiza para dos muestras que representan diferente ambiente en los mercados internacionales y macroeconómicos. Se emplean estas dos muestras con ánimos de realizar comparaciones sobre la efectividad del VaR en una situación de relativa calma (2006-2007) frente a una situación de mayor incertidumbre y volatilidad (2008-2009). La primera muestra comienza el 27 de diciembre de 2006 a las 9:00 de la mañana y termina el 9 de noviembre de 2007 a las 13:00, para un total de 5088 observaciones. La segunda muestra, 2008-2009, que corresponde al período de crisis financiera, inicia el 3 de junio de 2008 a las 9:00 de la mañana y termina el 17 de marzo de 2009 a las 13:00, para un total de 4655 observaciones.

La serie de precios del IGBC para el primer periodo, se obtuvo del sistema de información Bloomberg, mientras que para el segundo periodo de análisis, la serie se obtuvo de la plataforma de información financiera Reuters. Igualmente, para cada periodo de diez minutos se dispone de observaciones correspondientes a los valores máximos y mínimos del IGBC.

A continuación se encuentran las figuras 3.1 y 3.1, en donde podemos observar la serie del IGBC, tanto para el 2006-2007 como para el 2008-2009, al igual que sus retornos y los correspondientes histogramas.

Figura 1: Series y retornos del IGBC 2006-2007

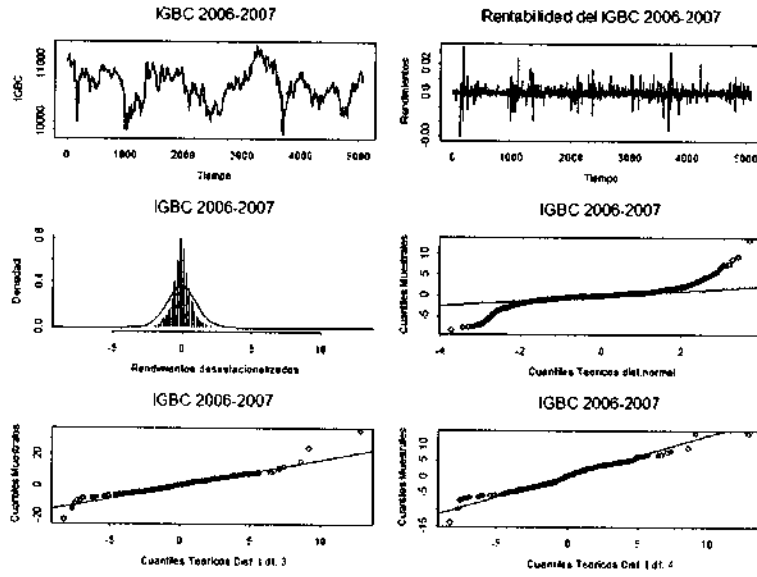
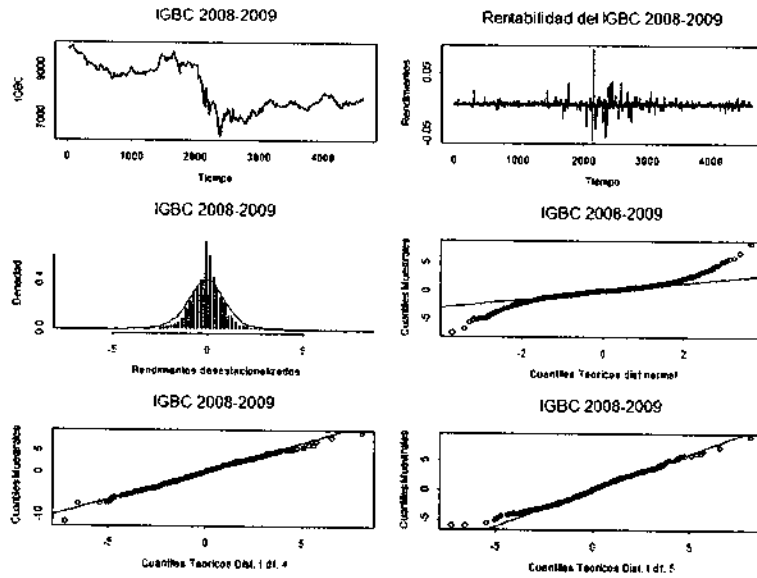


Figura 2: Series y retornos del IGBC 2008-2009



En el Cuadro 2 se corrobora que no existe evidencia a favor de la normalidad de los rendimientos para ninguna de las dos muestras, tal como lo exponen Alonso and Arcos (2006) para esta misma serie. Adicionalmente en el "qq plot" o diagrama de probabilidad normal, se confirma el hecho estilizado de colas pesadas ("fat tails") de los retornos. Esto significa que la probabilidad de obtener valores extremos es mucho mayor en la distribución empírica de los rendimientos que lo que predice una distribución normal. Es por esta razón que para incorporar la no-normalidad de los retornos a nuestros modelos, adicional a la estimación paramétrica del VaR bajo el supuesto de normalidad, se realizó nuevamente el ejercicio de estimación paramétrica del VaR empleando la distribución t de Student que se ajusta relativamente mejor a la realidad de los datos utilizados¹¹ como lo muestra los q-q-plot de la distribución t con grados de libertad $df=3$ y $df=4$ para la muestra de 2006-2007 y $df=4$ y $df=5$ para la muestra 2008-2009. Como se observa, los cuantiles teóricos de dicha distribución se ajustan más a los observados e incorpora el hecho estilizado de colas pesadas.

Cuadro 2: Resumen estadístico de las muestras.

	IGBC 2006-2007	IGBC 2008-2009
Media	-4.604E-006	-0.00005083
Varianza	-4.8885E-06	1.09892E-05
Coefficiente de Asimetría	0.2241	2.302
Curtosis	44.56	196
Jarque-Bera	77671.3 ***	6764.499 ***

(***)Rechaza la hipótesis nula de normalidad a un nivel de significancia del 1%

3.2. Consideraciones especiales para datos intra-day

La naturaleza de los datos empleados en esta investigación trae consigo ciertos problemas metodológicos como lo mencionan Andersen (1997) y Giot (2005), ya que al modelar la volatilidad de la rentabilidad de alta frecuencia (cada 5, 10 o 20 minutos), Andersen (1997) demostraron al momento de estimar un modelos GARCH, es más probable la existencia de un sesgo en los parámetros GARCH y ARCH con datos de alta frecuencia. En especial, la probabilidad de que los coeficientes sumen uno aumenta. Esto significa, que el manejo de muestras de frecuencia más alta, implica el riesgo de capturar el "ruido" de la estacionalidad intra-día, y en últimas, la existencia de sesgo en la estimación de los parámetros del modelo GARCH.

El sesgo o ruido de la estacionalidad intra-día se puede evitar mediante varias opciones como lo sugiere la literatura. Andersen (1997) proponen la utilización de retornos "desestacionalizados" (z_t^*). La desestacionalización se puede

¹¹ Los grados de libertad se estimaron para cada iteración acorde con la varianza condicional de los retornos que presuponen los modelos GARCH.

suponer como determinística y al contar con observaciones intra-día con espacios regulares (por ejemplo: cada 10 minutos o 30 minutos), los rendimientos "desestacionalizados" se pueden calcular así:

$$z_t^* = \frac{z_t}{\sqrt{\phi(i_t)}} \quad (12)$$

Donde z_t corresponde a los retornos observados y $\phi(i_t)$ representa el componente determinístico de la estacionalidad intra-día. Para el cálculo dicho componente, Giot (2005) propone por medio de un promedio de todos los retornos al cuadrado que corresponden a la misma hora y día de la semana del rendimiento observado (z_t). Es así que para periodos de 10 minutos, se obtienen para cada uno de los cinco días de la semana tantos $\phi(i_t)$ como periodos de 10 minutos existan en un día de mercado¹². De esta manera, los modelos serán estimados con las series "desestacionalizadas" y posteriormente será incorporada la "estacionalidad" intra-día para el cálculo del VaR.

4. Resultados

En el Cuadro 3 se encuentra que para ninguna de las aproximaciones paramétricas bajo el supuesto de normalidad, la hipótesis de correcta cobertura no condicional, como lo plantea Kupiec (1995), se cumple. Tampoco lo hace para la Simulación Histórica. Lo anterior significa que la proporción predicha de excepciones por nuestros modelos es diferente a la proporción de excepciones observada. No obstante, hasta el momento se rechazaron pruebas estadísticas de dos colas para probar la igualdad $\rho = 0,05$, la pregunta pertinente por revisar sería si nuestros modelos tienen una proporción de excepciones observada superior a la predicha, lo cual implicaría, en efecto, que ninguno de nuestros modelos tiene un buen ajuste, pero lo que se observa en Cuadro 3 puede sugerir lo contrario, pues las proporciones de excepciones son inferiores a la proporción de excepciones esperada de 5%, lo cual podría indicar que dichas especificaciones son bastante conservadoras en la estimación del VaR. No obstante, en el Cuadro 4 para las estimaciones empleando la distribución t, los resultados son más variados, pues para las especificaciones 2,3,6 y 7, si se cumple la hipótesis de correcta cobertura no condicional, indicando que estas especificaciones se comportan según lo predicho.

¹²En el caso del IGBC tenemos cuatro horas de negociación y 6 periodos de 10 minutos por hora, lo que implica 24 diferentes $\phi(i_t)$

Cuadro 3: Proporción de excepciones y la prueba de Kupiec (1995) Distribución Normal

Especificación	Muestra 2006-2007 ^o			Muestra 2008-2009 ^o		
	$\hat{\rho}$	Estadístico t de Kupiec		$\hat{\rho}$	Estadístico t de Kupiec	
1	0.038	-1.985	**	0.016	-8.569	**
2	0.03	-3.708	**	0.028	-4.217	**
3	0.027	-4.487	**	0.032	-3.234	**
4	0.033	-3.009	**	0.032	-2.234	**
5	0.031	-3.467	**	0.035	-2.581	**
6	0.03	-3.708	**	0.028	-4.217	**
7	0.027	-4.487	**	0.03	-3.708	**
8	0.033	-3.009	**	0.033	-3.009	**
9	0.031	-3.467	**	0.032	-3.234	**

(**)Rechaza la hipótesis nula de cobertura no condicional ($\rho = 0,05$) a un nivel de significancia del 5%

(^o)Número total de predicciones igual a 1000

Cuadro 4: Proporción de excepciones y la prueba de Kupiec (1995) Distribución t

Especificación dist. t	Muestra 2006-2007 ^o			Muestra 2008-2009 ^o		
	$\hat{\rho}$	Estadístico t de Kupiec		$\hat{\rho}$	Estadístico t de Kupiec	
2	0.04	-1.614		0.041	-1.435	
3	0.042	-1.261		0.041	-1.435	
4	0.038	-1.985	**	0.042	-1.261	
5	0.037	-2.178	**	0.043	-1.091	
6	0.039	-1.797		0.041	-1.435	
7	0.04	-1.435		0.042	-1.261	
8	0.037	-2.178	**	0.033	-3.009	**
9	0.037	-2.178	**	0.044	-0.925	

(**)Rechaza la hipótesis nula de cobertura no condicional ($\rho = 0,05$) a un nivel de significancia del 5%

(^o)Número total de predicciones igual a 1000

Respecto a los resultados de la función de magnitud de pérdida de López, Cuadro 5, se observa que de las especificaciones evaluadas, la tercera especificación para la muestra de 2006-2007 resulta ser la que minimiza la función de pérdidas, mientras que para la muestra de 2008-2009, la especificación 8 resulta ser la de mejor comportamiento respecto a este análisis. Lo anterior indicaría que de acuerdo con esta prueba, un GARCH-M con efecto Día de la Semana y un GARCH-M con efectos *leverage* y Hora del día, serían las mejores especificaciones en la estimación del VaR para las dos muestras. Por otro lado, el Cuadro

6 que supone la distribución *t* de los retornos, confirma la importancia de los efectos como Hora del día y Día de la Semana conjuntamente, además del efecto *leverage*, pero lo hace en distintas especificaciones, ya que es la especificación 6 (2006-2007) y la especificación 5 (2008-2009) las que minimizan la función de pérdidas de López.

Cuadro 5: Resultados de la función de pérdidas de López (1998) Distribución Normal

Especificación	Muestra 2006-2007	Muestra 2008-2009
	$\sum C_t$	$\sum C_t$
1	2333046836358.57	2647046846407.870
2	1653110917303.23	451650358867.146
3	1578224677463.77 *	453951659137.534
4	1684453701968.83	431233167551.233
5	1603126383687.97	435309131396.309
6	1657300659233.63	453207153145.048
7	1581276624589.99	452283235911.192
8	1689813156174.26	430361362409.036 *
9	1613824157927.02	433582401277.377

(*)Menor pérdida de la función de magnitud de pérdida de López

Cuadro 6: Resultados de la función de pérdidas de López (1998) Distribución *t*

Especificación dist. <i>t</i>	Muestra 2006-2007	Muestra 2008-2009
	$\sum C_t$	$\sum C_t$
2	1850889691317.980	512915110922.186
3	1872451233890.160	504166038902.471
4	1858706617825.380	511117944321.063
5	1865178096796.600	502818217742.356 *
6	1846764259665.510 *	541384048077.450
7	1868859264549.290	550978138480.490
8	1852149851803.150	3540151295984.520
9	1858768144055.600	529705197041.650

(*)Menor pérdida de la función de magnitud de pérdida de López

Finalmente, en el Cuadro 7, se exponen los resultados de la prueba de correcta cobertura condicional de Christoffersen (1998), para los modelos estimados bajo el supuesto de normalidad. Se observa que para la muestra de 2006-2007, tres especificaciones se destacan: 1, 4 y 8; pues no existe suficiente evidencia para rechazar la hipótesis nula de cobertura condicional. Entonces para esta muestra, un GARCH-M con efecto Hora del Día, un GARCH-M con efectos *leverage* y

Hora del Día y una Simulación Histórica, resultan ser las mejores aproximaciones, siendo la última de mayor preferencia al ser la más parsimoniosa. Los resultados difieren en la muestra de 2008-2009, de hecho, sólo la especificación 5, que incluye el efecto Día-Hora, es la única para la cual no existe suficiente evidencia para rechazar la hipótesis nula de la correcta cobertura condicional como lo plantea Christoffersen (1998). Siendo consecuentes, un GARCH-M con efecto Día-Hora resulta ser el mejor modelo para la muestra de 2008-2009, en términos de la correcta cobertura condicional.

Si consideramos los modelos estimados bajo el supuesto de una distribución t (Ver Cuadro 8), se encuentra que para la primera muestra, todos los modelos a excepción del 4, no se puede rechazar la hipótesis de correcta cobertura condicional. En la segunda, muestra el modelo 8 es el único que rechaza la hipótesis de correcta cobertura condicional.

La prueba de López (1998) nos permite comparar entre los modelos que tienen la correcta cobertura condicional, estimados bajo el supuesto de la distribución normal y la distribución t para las dos muestras. Para la muestra 2006-2007, el modelo 4 estimado bajo el supuesto de distribución normal minimiza la función de pérdida de López, modelo que corresponde al GARCH-M (1,1) con efecto Hora-del-día. Para la segunda muestra, el mejor modelo es el 5, que corresponde al GARCH-M (1,1) con efecto Día de la semana y Hora del día estimado bajo el supuesto de normalidad.

Cuadro 7: Prueba de Cobertura e Independencia de Christoffersen (1998) Distribución Normal

Esp.	Muestra 2006-2007			Muestra 2008-2009						
	Lruc	Lrind	LRcc	Lruc	Lrind	LRcc				
1	3.294	-2.43	0.864	32.741	**	0.0042	32.745	++		
2	9.769	**	-0.5083	9.260	++	12.036	**	0.0231	12.059	++
3	13.278	**	0.0206	13.299	++	7.777	**	0.0347	7.811	++
4	6.878	**	-1.2873	5.591		7.777	**	0.0347	7.811	++
5	8.739	**	-0.7769	7.962	++	5.268	**	0.0456	5.314	
6	9.769	**	-0.5083	9.260	++	12.036	**	0.0231	12.059	++
7	13.278	**	0.0206	13.299	++	9.769	**	0.0285	9.797	++
8	6.878	**	-1.2873	5.591		6.878	**	0.0381	6.916	++
9	8.739	**	-0.7769	7.962	++	7.777	**	0.0347	7.811	++

(**)Rechaza la hipótesis nula de cobertura no condicional ($p = \alpha$) a un nivel de significancia del 5%

(°)Rechaza la hipótesis nula de independencia a un nivel de significancia del 5%

() Rechaza la hipótesis nula de la correcta cobertura condicional a un nivel de significancia del 5%

Cuadro 8: Prueba de Cobertura e Independencia de Christoffersen (1998) Distribución t

Esp. dist. t	Muestra 2006-2007			Muestra 2008-2009		
	Lruc	Lrind	LRcc	Lruc	Lrind	LRcc
2	2.253	-2.842	-0.589	1.812	0.0741	1.886
3	1.421	-3.232	-1.810	1.812	0.0741	1.886
4	3.294	3.858	7.152	1.421	0.0798	1.501
5	3.895 **	-0.744	3.152	1.081	0.0858	1.166
6	2.747	-2.6389	0.108	1.812	0.0741	1.886
7	1.812	-3.0395	-1.227	1.421	0.0798	1.501
8	3.895 **	-0.7437	3.152	6.878 **	0.6776	7.556 ++
9	3.995 **	-0.7437	3.152	0.788	0.0921	0.881

(**) Rechaza la hipótesis nula de cobertura no condicional ($\alpha = \sigma$) a un nivel de significancia del 5 %

(°°) Rechaza la hipótesis nula de independencia a un nivel de significancia del 5 %

(+) Rechaza la hipótesis nula de la correcta cobertura condicional a un nivel de significancia del 5 %

5. Comentarios Finales

En este documento evaluamos el comportamiento para los siguientes 10 minutos de negociación 17 diferentes maneras de estimar el VaR para un portafolio que se comporta de igual manera que el índice de la Bolsa de Valores de Colombia. Se consideró un modelo no-paramétrico, 8 modelos paramétricos bajo el supuesto de una distribución normal, y los restantes 8 bajo el supuesto de distribución t. Estos métodos son aplicados para dos diferentes muestras: una muestra para un periodo de relativa calma (2006-2007) ¹³ y una segunda muestra para una situación de mayor incertidumbre y volatilidad (2008-2009) ¹⁴.

Entre los métodos paramétricos se consideran modelos que incluyen el efecto del día de la semana y el efecto hora del día así como diferentes maneras de predecir la volatilidad para los siguientes 10 minutos (Ver Cuadro 1 para un resumen de las especificaciones empleadas).

En todos los casos, antes de estimar los correspondiente modelos los datos son "desestacionalizados", siguiendo las recomendaciones de Giot (2005). En el caso de los VaR paramétricos que emplean el supuesto de normalidad se encuentra: i) no hay un modelo que brinde la cobertura condicional correcta, ii) para la muestra 1, la Simulación Histórica, GARCH-M (1,1) con efecto hora del día, y TGARCH (1,1) con efecto hora del día son los únicos que brindan la cober-

¹³Esta muestra va del 27 de diciembre de 2006 a las 9:00 de la mañana y termina el 9 de noviembre de 2007 a las 13:00, para un total de 5088 observaciones

¹⁴Esta muestra inicia el 3 de junio de 2008 a las 9:00 de la mañana y termina el 17 de marzo de 2009 a las 13:00, para un total de 4655 observaciones

tura esperada, iii) para la muestra 2, el único modelo que brinda la cobertura esperada es GARCH-M (1,1) con efecto Día de la semana y Hora del día. Para el cálculo del VaR que emplea el supuesto de distribución t se encuentra que todos los modelos a excepción del GARCH (1,1) con efecto Hora del día y del TGARCH(1,1) con efecto Hora del día, brindan la cobertura deseada para las dos muestras.

Empleando la prueba de López (1998) para comparar los modelos que tienen la correcta cobertura condicional se encuentra que para la muestra 2006-2007, el modelo GARCH-M (1,1) con efecto Hora del día estimado bajo el supuesto de distribución normal es el mejor modelo. Para la segunda muestra, el mejor modelo es el GARCH-M (1,1) con efecto Día de la semana y Hora del día estimado bajo el supuesto de normalidad.

Por otro lado, al comparar los modelos de acuerdo a la magnitud de las pérdidas que estos generan (prueba de López (1998)) se encuentra que el mejor modelo en la primera muestra es el VaR paramétrico con varianza modelada por un GARCH-M(1,1) que incluye el efecto día de la semana (modelo 3), mientras que para la segunda muestra el mejor modelo es el TGARCH-M(1,1) con efecto hora del día (modelo 8). Respecto a las especificaciones que suponían una distribución t de los retornos, los mejores modelos resultan ser TGARCH-M (1,1) (2006-2007) y GARCH-M (1,1) con efecto Día-Hora (2008-2009), ya que minimizan la función de pérdida de López.

Los diagramas de probabilidad normal, la prueba de normalidad de Jarque-Bera y las pruebas de cobertura condicional, permiten intuir que en general que usar el supuesto de una distribución t, parece ser una mejor aproximación que emplear el supuesto de normalidad. No obstante, al tener en cuenta la magnitud del exceso de pérdidas (Prueba de López) se encuentra que un modelo estimado bajo el supuesto de normalidad para nuestro caso, es una mejor aproximación. Este resultado sirve como ejemplo para ilustrar la necesidad de hacer el proceso de Backtesting a una batería grande de métodos que permitan modelar de diferente manera la varianza de los retornos y emplee diferentes supuestos sobre las distribución de estos.

Es importante mencionar que Alonso and García (2009) encontraron, empleando la primera muestra, que el mejor modelo para predecir la media del IGBC para los siguientes 10 minutos era un modelo que no incluyera el efecto del día ni la hora. En otras palabras, los autores encontraron que los patrones del día y la hora no eran importantes al momento de predecir el comportamiento (de la media) del IGBC para los siguientes 10 minutos. No obstante, en nuestro caso encontramos que dichos patrones si son útiles al momento de caracterizar la distribución condicional del IGBC para los próximos 10 minutos. En especial, los patrones del día y la hora permiten tener mejores mediciones intra-día del Valor en Riesgo.

Nuestros resultados sugieren la necesidad de estudiar en más detalle el comportamiento intra-día de portafolios conformados por acciones y abre la necesidad de estudiar aproximaciones que incorporen la dinámica de cada uno de los activos que conforman el portafolio. En otras palabras, será necesario investigar el efecto de modelar la distribución condicional multivariada de todos los activos involucrados; para tal fin será necesario estimar la matriz de varianzas y covarianzas condicional.

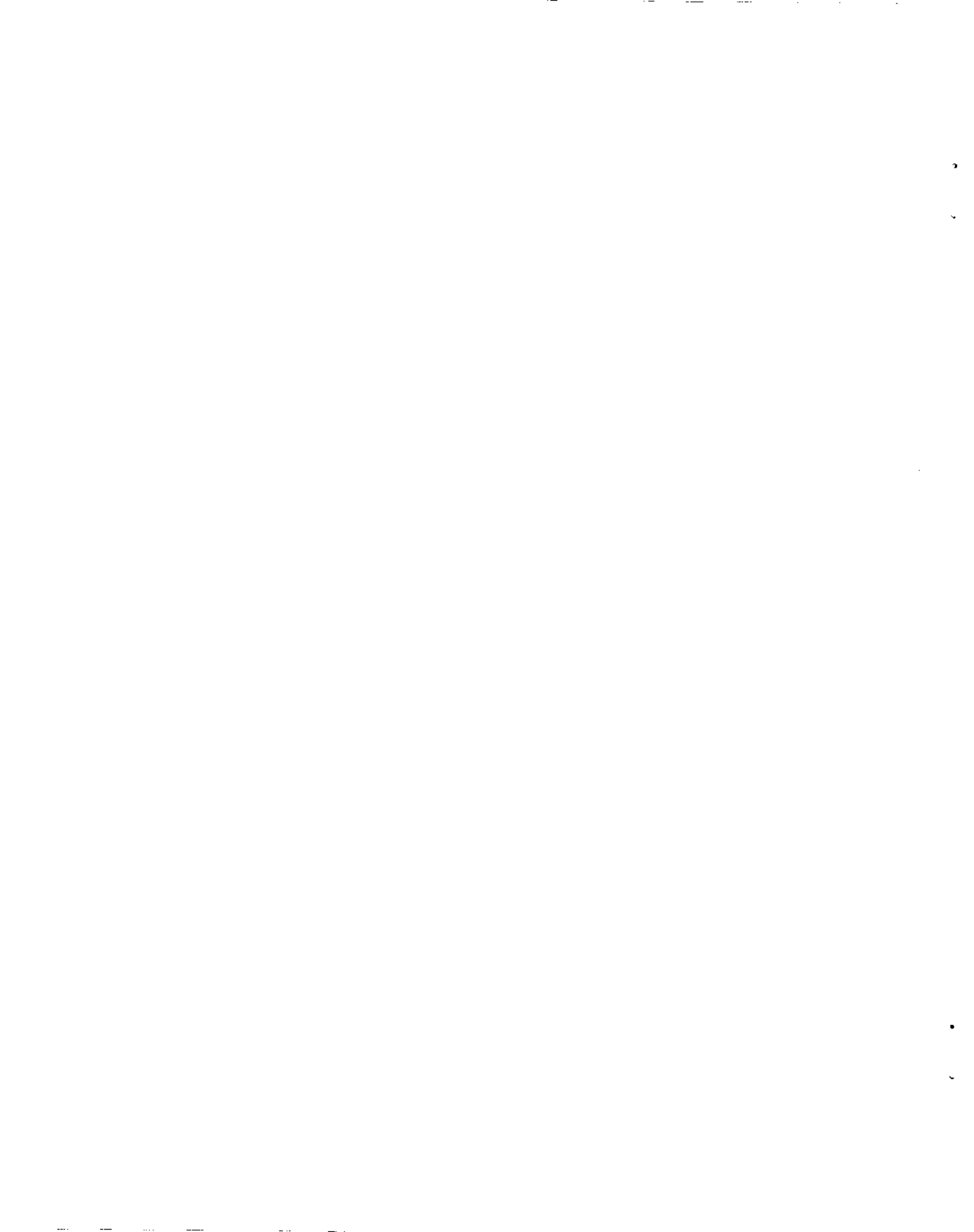
Referencias

- J. C. Alonso and M. A. Arcos. Hechos estilizados de las series de rendimientos: Una ilustración para Colombia. *Estudios Gerenciales*, 22(110), 2006.
- J. C. Alonso and L. Berggrun. *Introducción al análisis de riesgo financiero*. Colección Discernir. Serie Ciencias Administrativas y Económicas. Universidad Icesi, 2008.
- J. C. Alonso and J. C. García. ¿qué tan buenos son los patrones del IGBC para predecir su comportamiento?: Una aplicación con datos de alta frecuencia. *Estudios Gerenciales*, 25(112):1–50, 2009.
- J. C. Alonso and F. Romero. The day-of-the-week effect: The colombian exchange rate and stock market case. 2008.
- T. Andersen, T G Bollerslev. Intraday periodicity and volatility persistence in financial markets. *The Journal of empirical Finance*, 4(2-3):115–158, 1997.
- H. Berument and H. Kiyamaz. The day of the week effect on stock market volatility and volume: International evidence. *Review of Financial Economics*, 12(3):363–380, 2003.
- P. Christoffersern. Evaluating interval forecast. *Internatinal Economic Review*, 39, 1998.
- K. Dowd. *Measuring Market Risk*. John Wiley & Sons, Ltd, 2005.
- R. F. Engle and T. Bollerslev. Modelling the persistence of conditional variances. *Econometric Review*, 5(1):1–50, 1986.
- P. Giot. Market risk models for intraday data. *European Journal of Finance*, 2005.
- L. Glosten, R. Jagannathan, and D. E. Runkle. On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *Journal of Finance*, 1993.
- P. H. Kupiec. Techniques for verifying the accuracy of risk measurement models. *Journal of Derivatives*, 1995.
- J. A. López. Methods for evaluating value at risk estimates. *Federal Reserve Bank of New York, Economic Policy Review*, 2, 1998.



RESUMEN "BORRADORES DE ECONOMÍA"

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
15	Carlos Giovanni Gonzalez	La influencia del entorno en el acceso y la realización de estudios Universitarios: Una aproximación descriptiva al caso Colombiano en la década de los noventa	jun-08
16	Luisa Fernanda Bernat y Jaime Velez Robayo	Los hombres al trabajo y las mujeres a la casa; ¿Es la segregación ocupacional otra explicación razonable de las diferencias salariales por sexo en Cali?	sep-08
17	Jhon James Mora	La relación entre participación laboral y las remesas en Colombia	dic-08
18	Juan Esteban Carranza	Product innovation and adoption in market equilibrium: The case of digital cameras	mar-09
19	Carlos Giovanni Gonzalez	Desarrollos recientes sobre demanda de educación y sus aplicaciones empíricas internacionales	jun-09
20	Julio César Alonso y Manuel Serna	Patrones del IGBC y Valor en Riesgo: Evaluación del desempeño de diferentes metodologías para datos intra-día	sep-09





UNIVERSIDAD
ICESI

Departamento de Economía

Calle 18 No. 122 - 135 - Cali - Colombia
Tel. (2) 555 2334, ext. 8419 - Fax (2) 555 2345
www.icesi.edu.co/economia_negocios_internacionales

ISSN 1900 - 1568