

Modelación de los índices bursátiles de Colombia, Perú, México, Chile y Estados Unidos entre 2001 y 2011: Una evidencia en contra de la eficiencia informacional

Área de investigación: Finanzas

Jefferson Nieva Rojas

Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas
Universidad Autónoma de Occidente
Colombia

jnieva@uao.edu.co jeffer_rojas@yahoo.com.mx

Daiver Cardona Salgado

Facultad de Ciencias Básicas
Universidad Autónoma de Occidente
Colombia

dcardona@uao.edu.co



Octubre 3, 4 y 5 de 2012
Ciudad Universitaria
México, D.F.

XVII
CONGRESO
INTERNACIONAL
DE
CONTADURÍA
ADMINISTRACIÓN
E
INFORMÁTICA

Daiver Cardona Salgado - Facultad de Ciencias Básicas - Universidad Autónoma de Occidente

<http://congreso.investiga.fca.unam.mx>

informacongreso@fca.unam.mx

Teléfonos

52 (55) 5622.84.90

52 (55) 5622.84.80

Fax

52 (55) 5616.03.08



ANFECA
Asociación Nacional de Facultades y
Escuelas de Contaduría y Administración

División de Investigación. Facultad de Contaduría y Administración, UNAM
Circuito Exterior s/n, Ciudad Universitaria, México, D.F., C.P. 04510

Modelación de los índices bursátiles de Colombia, Perú, México, Chile y Estados Unidos entre 2001 y 2011: Una evidencia en contra de la eficiencia informacional

Resumen

El presente artículo tiene como objetivo estimar la media y varianza condicional de los retornos de índices accionarios como el IGBC (Colombia), IPC (México), IPSA (Chile), IGBVL (Perú) y S&P 500 (Estados Unidos) entre 2001 y 2011 a fin de establecer la dependencia del pasado de estas series de tiempo financieras y categorizar los mercados de acuerdo a la eficiencia informacional en términos relativos.

La metodología consistió en la estimación de modelos ARIMA, para la media condicional de los retornos, y APARCH, en el caso de la varianza condicional de los retornos bajo supuestos de distribución de probabilidad del error tipo t y GED. Se concluyó que los mercados más eficientes en el sentido débil son Chile y Estados Unidos, y los menos eficientes son Colombia, México y Perú.

JEL: G14, G15, C53 y G32. Information and Market Efficiency. International Financial Markets. Forecasting Models and Simulation Models. Financial risk.

Palabras clave: Información y eficiencia de Mercado. Mercados financieros internacionales. Modelos de pronóstico y simulación. Riesgo financiero.



Octubre 3, 4 y 5 de 2012
Ciudad Universitaria
México, D.F.

<http://congreso.investiga.fca.unam.mx>

informacongreso@fca.unam.mx

Teléfonos

52 (55) 5622.84.90

52 (55) 5622.84.80

Fax

52 (55) 5616.03.08



ANFECA
Asociación Nacional de Facultades y
Escuelas de Contaduría y Administración

División de Investigación. Facultad de Contaduría y Administración, UNAM
Circuito Exterior s/n, Ciudad Universitaria, México, D.F., C.P. 04510

Introducción

El mercado de capitales constituye un mecanismo a través del cual se trasladan recursos de ahorro hacia la inversión. Está compuesto por el mercado intermediado y no intermediado de capitales. En el primero hay un tercero que media entre ahorradores y demandantes de crédito como son los bancos, corporaciones financieras y demás agentes de este mercado. Mientras en el segundo la relación entre unidades deficitarias y superavitarias de ahorro ocurre directamente a través de las bolsas de valores donde se transan acciones, papeles de deuda, divisas y derivados financieros.

Dada la importancia que tiene este mecanismo para la economía, la eficiencia con la cual funcione tendrá un efecto positivo en el crecimiento económico (King y Levine, 1993) (Levine y Zervos, 1998) (Wurgler, 2000) (Levine, 2004).

Es así como el desarrollo de los mercados financieros influye positivamente en la asignación de capitales y es posible gracias al mecanismo de precio. En economías con avanzado desarrollo financiero, los precios permitirán una mejor asignación de recursos, llevando la inversión hacia sectores en crecimiento y reduciéndola en sectores con baja prospectiva (Wurgler, 2000).

No obstante, con las últimas crisis financieras, nuevamente se pone en duda la eficiencia en la asignación de recursos en los mercados de valores, especialmente, en las economías más desarrolladas como Estados Unidos donde se esperaría tuviera validez la Hipótesis del Mercado Eficiente (HME).

La proposición de Fama (1970) según la cual los precios reflejan, en todo momento, la información disponible en el mercado no es cierta debido a la sobre reacción observada tras la crisis sub prime en Estados Unidos que sumió al mundo en la peor recesión desde la Gran Depresión en 1929.

Cuando los precios no reflejan toda la información disponible en el mercado, quienes conocen algún hecho relevante obtendrán ganancias extraordinarias producto de esta ventaja informacional. Así mismo esta situación conduce a una asignación de recursos de capital donde la valoración de los activos no es producto de los fundamentales de la economía si no que obedece a la mera especulación, lo cual infla, artificialmente, los precios provocando burbujas especulativas cuyas consecuencias son nefastas.

En las economías con menor desarrollo económico como las latinoamericanas también existe el problema de la eficiencia informacional o eficiencia débil (en el sentido de Fama). No obstante, a lo largo de las últimas décadas el nivel de desarrollo financiero en las economías latinoamericanas ha mejorado así como también lo han hecho sus sistemas financieros al volverse modernos, más integrados y de mayor tamaño. Al menos así se puede concluir después de comparar las estimaciones de tamaño de Wurgler(2000) y

Uribe(2007). Por ejemplo, Colombia tenía una razón de capitalización bursátil (indicador de tamaño) respecto a PIB nominal de 3% entre 1997 según Wurgler (2000) y en 2006 este mismo indicador se había incrementado al 41.61% de acuerdo con Uribe (2007). El mismo ejercicio se puede replicar con las estimaciones de los dos autores para México, Chile y Perú, llegando a conclusiones similares.

Recientemente se ha dado otro paso importante hacia la integración regional de las bolsas de Valores de Chile, Colombia y Perú con la creación del Mercado Integrado Latinoamericano (MILA) al cual próximamente se adherirá México. A raíz de estas mejoras en los mercados de valores en la Región también se esperaría un cambio positivo en la eficiencia informacional.

En este sentido vale la pena realizar una nueva revisión a la hipótesis de Fama (1970) para los mercados del MILA además de México y Estados Unidos en un periodo marcado por la reciente crisis financiera internacional.

En consecuencia, el objetivo del presente estudio es encontrar las ecuaciones de media y varianza condicional de los retornos accionarios correspondientes a los mercados bursátiles que integran el MILA además de México y Estados Unidos entre el 2001 y 2011, de tal manera que se puedan clasificar desde los más a los menos eficientes informacionalmente.

El documento se organiza de la siguiente manera. En la próxima sección se expondrá el marco teórico consistente en la explicación de los modelos de media (ARIMA) y de varianza condicional (APARCH: GARCH, TARARCH y GJR GARCH) así como de una breve exposición del concepto de *eficiencia informacional*. Después será presentada la metodología, los hechos estilizados de las series financieras analizadas, los resultados y finalmente las conclusiones y recomendaciones del trabajo.

Marco Teórico

Eficiencia informacional. En los análisis de autocorrelaciones con el pasado de series financieras, como el presente, es imposible desligar los resultados de la discusión sobre eficiencia informacional. Es por ello que se realizará una breve exposición del concepto.

De acuerdo con Fama (1970) “A market in which prices always fully reflect available information is called efficient”. Así mismo Malkiel (1987, 120, Citado por Uribe y Ulloa(2011), 130) expresó lo siguiente: “ A capital market is said to be efficient if it fully and correctly reflect all relevant information in determining security prices. Formally, the market is said to be efficient with respect some information set, φ , if security prices would be unaffected by relevant information to all participants. Moreover efficiency with respect to an information set, φ , implies that it is impossible to make economic profits by trading on basis of φ .”

<http://congreso.investigacion.fca.unam.mx>

informacongreso@fca.unam.mx

Teléfonos

52 (55) 5622.84.90

52 (55) 5622.84.80

Fax

52 (55) 5616.03.08



Un mercado eficiente, de acuerdo con Fama (1970) y Malkiel(1987), incorpora la información perfectamente en el precio, es por todos los participantes del mercado conocida y es imposible dar “sorpresas” que permitan obtener ganancias significativas.

Por ejemplo ante un hecho relevante que afecte negativa o positivamente el precio de un activo, este ocasionará la subida o bajada del mismo pero en algún momento esta tendencia se revertirá al quedarse el mercado sin contrapartes y retornará a sus niveles habituales. Si ello no sucede y en cambio las ganancias o pérdidas perduran, el mercado no es eficiente; Es allí cuando se forman las burbujas especulativas.

A este tipo de eficiencia se le conoce como eficiencia informacional o hipótesis de eficiencia débil. Campbell, Lo y Mackinlay (1997) realizaron la siguiente taxonomía de la eficiencia:

- *Eficiencia débil.* Se refiere a la incorporación de toda la información histórica de la serie de tiempo financiera en el presente. Es decir el mejor pronóstico de un retorno o el precio de un activo es el precio de hoy.
- *Eficiencia en el sentido semi- fuerte.* El precio de los activos refleja toda la información pública disponible.
- *Eficiencia en el sentido fuerte.* En el mercado es conocida hasta la información privada.

A través de un análisis de autocorrelaciones donde por medio de modelos ARIMA se encuentra la media condicional de un retorno bursátil, es posible observar si el mercado es eficiente en el sentido débil. Si los coeficientes de auto correlación serial son diferentes de cero aun cuando el modelo tenga un pobre desempeño en las predicciones fuera de muestra, se demostraría la ineficiencia informacional del mercado analizado al ser el pasado explicativo del presente. En esto último consiste el presente trabajo.

A continuación se exponen los antecedentes teóricos de los modelos de media y varianza condicional a utilizar en la estimación.

Media condicional. La media condicional de una serie de tiempo es una combinación de un proceso auto regresivo de orden p y de media móvil de orden q (Box and Jenkins, 1978) al cual se le denomina ARMA (p, q):

$$r_t = \mu + \sum_{i=1}^p a_i r_{t-1} + \sum_{j=1}^q b_j e_{t-1} + e_t \quad (1)$$

$$E(e_t, e_{t-1}) = 0$$

Donde $a_i > 0$ y $b_j > 0$ y r_t , en este caso, el retorno de una serie de tiempo financiera en el periodo t . Si el proceso es estacionario, $\sum_{i=1}^p a_i + \sum_{j=1}^q b_j < 1$, un choque en la media decrece hasta hacerse cero. Mientras si la suma de los parámetros de media móvil y auto regresivos es mayor a uno ($\sum_{i=1}^p a_i + \sum_{j=1}^q b_j > 1$) el proceso no converge a cero y crece

52 (55) 5622.84.90

52 (55) 5622.84.80

Fax 52 (55) 5616.03.08

violentemente. Cuando $\sum_{i=1}^p a_i + \sum_{j=1}^q b_j = 1$ la perturbación en la media persiste constantemente.

Si una serie de tiempo requiere ser diferenciada para hacerla estacionaria con fines de pronóstico, se llama integrada de orden d y este literal representa el número de veces que se ha diferenciado la serie. En este caso el modelo ARMA (p, q) se convierte en una ARIMA (p, d, q) .

Varianza condicional. Al hablar de varianza condicional se hace referencia al término de perturbación, e_t , de la ecuación (1) pues si bien las innovaciones a la uno no están correlacionadas con su pasado, las innovaciones al cuadrado si lo están.

Este fenómeno fue estudiado por Engle(1982) quien formuló los modelos ARCH(p, q) (Autoregressive Conditional Heteroskedastic) . Engle (1982) definió los ARCH de la siguiente manera:

$$e_t = z\sigma_t \quad (2)$$

Donde z es un proceso idd (media cero y varianza uno). En cambio σ_t no es constante a lo largo del tiempo, presentando fenómenos como los clusters de volatilidad (periodos de alta volatilidad están seguidos por otros de alta volatilidad y viceversa). La varianza condicional explicada por términos ARCH es como sigue:

$$\sigma_t^2 = \vartheta_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i e_{t-i}^2 \quad (3)$$

Donde $0 < \alpha_i < 1$ para garantizar una varianza no condicional finita.

Bollerslev (1986) planteó la generalización al modelo ARCH al cual se le llamó GARCH (p, q) y consistió en agregar a la ecuación (3) la varianza de periodos anteriores. A continuación el modelo planteado por Bollerslev (1986):

$$\sigma_t^2 = \vartheta_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i e_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (4)$$

Donde la suma de $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j$ (persistencia) debe ser menor a uno para que el proceso converja a cero ante una perturbación que afecte la varianza. De lo contrario, indicaría que el choque en la varianza condicional crece violentamente en el tiempo ó persiste indefinidamente.

A partir de los modelos GARCH se han propuesto nuevas especificaciones como los TARCH, GJR-GARCH, EGARCH, GARCH-M, entre otros. Para los fines de este estudio además de los GARCH (p,q) se utilizarán los modelos TARCH y GJR-GARCH, los cuales modelan la respuesta asimétrica ante noticias positivas ó negativas de la varianza (leverage effect).

Modelos GJR-GARCH. El modelo de Glosten, Jagannathan y Runkel (1993) incluyó un término adicional en la conocida ecuación (3) para captar el efecto de las varianzas asimétricas. El planteamiento es el siguiente:

$$\sigma_t = \omega + \sum_{i=1}^q [\alpha_i e_{t-i}^2 + \gamma_i (\max(0, e_{t-i}))^2] + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i} \quad (5)$$

Gamma (γ_i) es el parámetro a través del cual se pretende capturar la asimetría en varianza. Si resultar ser significativo, la varianza es sensible a las noticias, especialmente a las negativas, fenómeno que logra incrementar la volatilidad (varianza) de los retornos.

Un modelo similar, el EGARCH, fue propuesto por Nelson (1991) cuya especificación es la siguiente:

$$\log(\sigma_t) = \omega + \sum_{j=1}^p \beta_j \log(\sigma_{t-j}) + \sum_{j=1}^q \left(\alpha_j \frac{e_{t-j}}{\sigma_{t-j}} + \gamma_j \left| \frac{e_{t-j}}{\sigma_{t-j}} \right| \right) \quad (6)$$

Si γ_i es significativa la varianza tiene asimetría.

Modelos TARCH (Threshold Autoregressive Heteroskedastic). Los modelos TARCH fueron introducidos por Zakoian(1994) y analizan el fenómeno de las varianzas asimétricas incluyendo una variable dummy en la ecuación de la varianza condicional para captar el efecto. A continuación se presenta el modelo:

$$\sigma_t = \omega + \sum_1^Q \alpha_j e_{t-j}^2 + \sum_1^P \beta \sigma_{t-i} + \phi_1 e_{t-1}^2 d_{t-1} \quad (7)$$

$d_t=1$ si $e_t < 0$ y $d_t= 0$, otro caso (noticias positivas). Si el parámetro ϕ_1 resulta ser significativo la varianza es más sensible a las noticias negativas que a las positivas.

Modelos APARCH. Los modelos APARCH (Assymetric Power ARCH Model) propuestos por Ding, Granger y Engle (1993) recogen los casos especiales de la varianza condicional estimada a través GARCH, TARCH, EGARCH y GJR-GARCH. La ecuación planteada fue la siguiente:

$$\sigma^\delta = \omega + \sum_{j=1}^q \alpha_j (|e_{t-j}| - \gamma_j \varepsilon_{t-j})^\delta + \sum_1^P \beta_i (\sigma_{t-i})^\delta \quad (8)$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t Z_t, Z_t \sim D(0,1)$$

Donde ω , α_j , γ_j , δ y β_i , corresponden a los parámetros a ser estimados. γ_i , recoge el efecto de las noticias sobre la varianza. Si γ_i es positivo indica que la varianza condicional es más sensible a las noticias negativas que a las positivas. Mientras el coeficiente delta, δ , mide el efecto leverage.

La ecuación (8) debe satisfacer las siguientes condiciones:

- 1) $\omega > 0$, $\alpha_j \geq 0, j=1,2,\dots,q$, $\beta_i \geq 0, i=1,2,\dots,p$, cuando $\alpha_j=0, j=1,2,\dots,q$, $\beta_i=0, i=1,2,\dots,p$, entonces $\sigma_t^2 = \omega$. Debido a que las varianzas son positivas, $\omega > 0$.
- 2) $\sum_1^Q \alpha_j (1 - \gamma_j)^\delta - \sum_1^P \beta_i < 1$ garantiza que la varianza no condicional exista.

<http://congreso.investiga.fca.unam.mx>

informacong

Teléfonos

52 (55) 5622.84.90

52 (55) 5622.84.80

Fax

52 (55) 5616.03.08

Cambiando el valor de los parámetros ω , α_i , γ_i , δ y β_i en la ecuación (8) se obtienen los casos especiales de la familia de modelos GARCH: “...

Asociación Nacional de Facultades y Escuelas de Contaduría y Administración

División de Investigación. Facultad de Contaduría y Administración, UNAM
Circuito Exterior s/n, Ciudad Universitaria, México, D.F., C.P. 04510

- Cuando $\delta = 2, \beta_i = 0 (i, = 1, \dots p), \gamma_j = 0 (j = 1, \dots q)$ el APARCH se convierte en un ARCH.
- Cuando $\delta = 2, \gamma_i = 0 (i, = 1, \dots p)$ el APARCH se convierte en un GARCH.
- Cuando $\delta = 2$, el APARCH se convierte en un GJR-GARCH.
- Cuando $\delta = 1$, el APARCH se convierte en un TARCH.
...” (Ding-Ding, p. 7, 2011).

Para la estimación de la varianza condicional se corrieron modelos APARCH cambiando los parámetros según el modelo a estimar.

Metodología

En la estimación de los modelos ARIMA y las diferentes versiones del GARCH para la varianza condicional de los retornos se utilizó el método de máxima verosimilitud.

Dado que el objetivo del trabajo es encontrar dependencia del pasado en los retornos bursátiles analizados, se especificaron únicamente términos auto regresivos (AR) en la ecuación de la media y la identificación del proceso generador de datos se realizó a través de la metodología Box-Jenkins, analizando los errores generados con el test de Box Pierce para descartar correlación serial. Una vez definidos los modelos elegibles, libres de correlación serial, la elección del mejor se llevó a cabo por medio de criterios de información.¹

Para la media condicional se probó con diferentes especificaciones cambiando los parámetros del modelo APARCH. Los modelos elegibles eran aquellos libres de correlación serial y efectos ARCH de acuerdo con el test de Lung Box tanto para la innovaciones a la uno como al cuadrado.

Finalmente, a los modelos que no presentaban correlación serial ni efectos ARCH les fue realizado el test de Kolmogrov Smirnov con el fin de averiguar si los errores generados correspondían al supuesto de distribución de probabilidad teórico utilizado para modelar las colas; GED ó t de Student.

¹ Criterios de información : *Criterio de Akaike*

$$AIC = -2 \frac{\ln L}{T} + \frac{2k}{T}$$

Criterio bayesiano:

$$BIC = 2 \frac{\ln L}{T} + \frac{k \ln T}{T}$$

Criterio Schwarz:

$$SIC = T \frac{k}{T} SCR / T$$

Criterio de Hann Quinn:

$$HQ = \ln(\sigma^2) + \frac{2k}{T} \ln((\ln(T)))$$

Donde L es la verosimilitud, T el número de observaciones, k el número de parámetros estimados en cada modelo, SCR es la suma cuadrada residual y σ^2 es la varianza residual. La elección con estos criterios se realiza tomando aquel con el menor valor.

<http://congreso.investiga.fca.unam.mx>

informacongreso@fca.unam.mx

Teléfonos

52 (55) 5622.84.90

52 (55) 5622.84.80

Fax

52 (55) 5616.03.08



Una vez seleccionados los modelos más adecuados por las propiedades deseables de sus errores, la elección del mejor se llevó a cabo teniendo en cuenta criterios de información como el de Akaike, BIC, SIC y HBIC.

En cada índice se realizaron estimaciones con distribución de probabilidad *t* de student y luego la generalizada GED. El mejor entre ellos era aquel con los criterios de información más bajos.

Los datos. La información de los índices accionarios correspondió a las cotizaciones diarias del IGBC (Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia), IGBVL (Índice General de la Bolsa de Valores de Lima), IGPA (Índice de la Bolsa de Comercio de Santiago), IPC (Índice General de la Bolsa de México) y S&P500 (Índice de la Bolsa de Nueva York) registradas desde el 3 de julio de 2001 hasta el 30 de mayo de 2011 equivalente a 2419 observaciones. Las fuentes de información fueron: Yahoo Finanzas, Banco de la República de Colombia, Banco Central de Chile, Banco Central del Perú, Bolsa de Comercio de Santiago y la Bolsa de Lima.

El método de estimación para los modelos Arima y Garch fue el de máxima verosimilitud. Y el software econométrico utilizado correspondió a R i386, específicamente, las aplicaciones FGarch.

Resultados

Hechos estilizados. En la figura 1 se observan las cotizaciones diarias de los índices bursátiles de Colombia, Chile, México, Estados Unidos y Perú. Es evidente, a lo largo del periodo, la inexistencia de una media constante, es decir, no habría estacionaridad en las series financieras analizadas.

La solución para estos casos consiste en diferenciar las series de tiempo hasta hacerlas estacionarias. Así la serie original se convierte en el retorno continuamente compuesto, es decir, los retornos de cada índice bursátil calculados como la diferencia logarítmica entre el periodo *t* y *t-1* ó la primera diferencia del precio (ver figura 2).

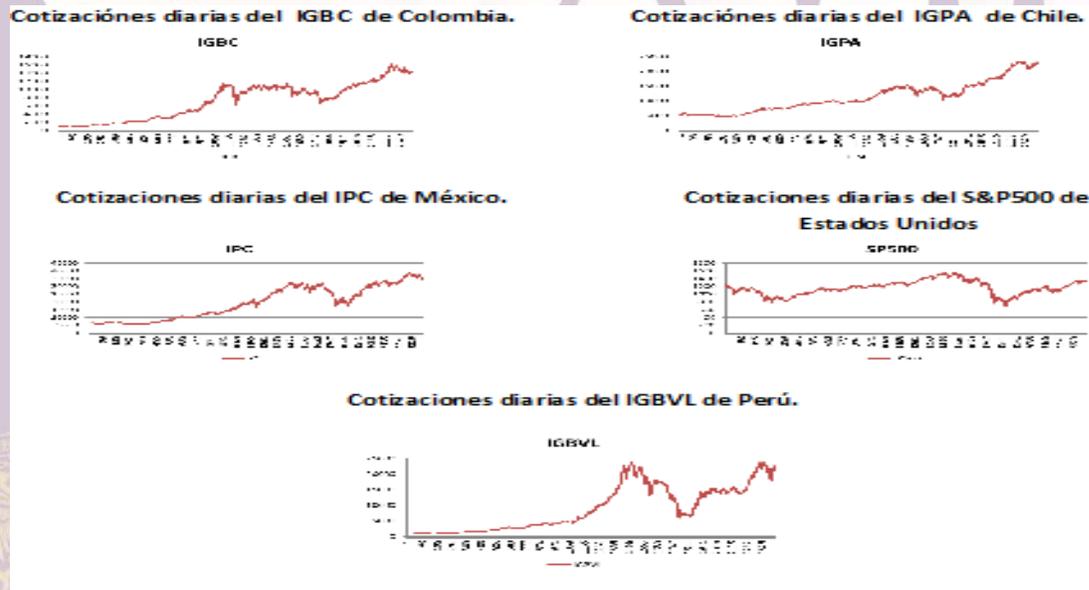
La figura 2 deja ver que los retornos de los índices financieros analizados ahora tienen una media constante, es decir, son estacionarios en media aunque no en varianza.

De otro lado, las estadísticas descriptivas de cada retorno bursátil se estimaron y pueden observarse en el cuadro 1. La media de todos los retornos es menor que cero, la kurtosis es mayor a 3 (leptocurtosis) y los retornos presentan asimetría negativa en todos los índices excepto para el IGBC de Colombia, indicando mayores posibilidades de ganancias en la Bolsa de Valores de Colombia respecto a sus pares.

Lo anterior haría pensar que los retornos bursátiles analizados no siguen una distribución normal. Esta hipótesis se testeó formalmente con el Test Kolmogorov- Smirnov donde la hipótesis nula plantea la normalidad de la serie de tiempo mientras la alterna establece la no normalidad en la distribución de probabilidad de los retornos analizados. Como se observa en el cuadro 1, no se aceptó la hipótesis nula al 1% de significancia, indicando que los retornos bursátiles no siguen una distribución normal.

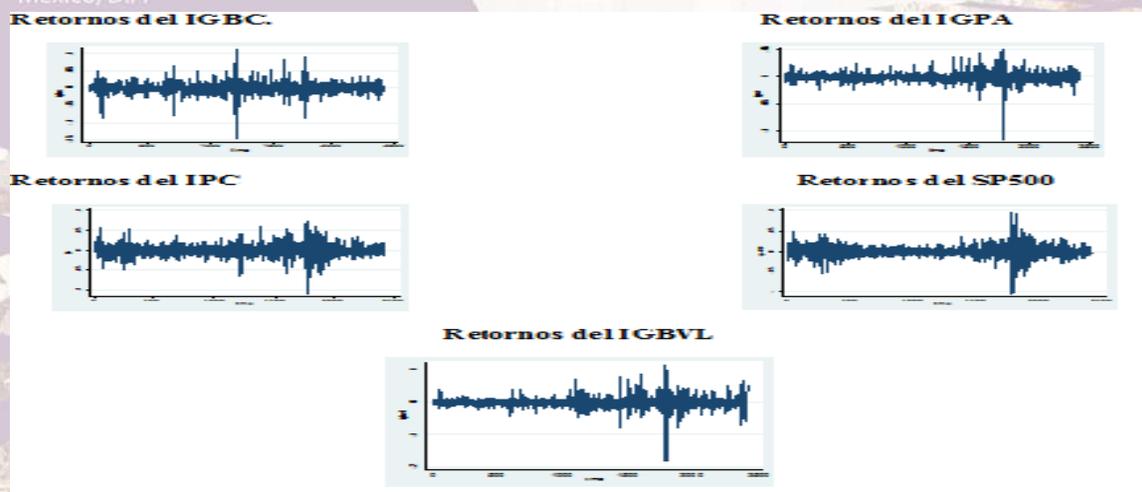
Este hecho es muy importante para el presente análisis pues hace necesario prescindir del supuesto de normalidad haciendo considerar otras distribuciones de probabilidad de colas pesadas como la GED y t de student para mejorar el ajuste de los modelos.

FIGURA 1. COTIZACIONES DIARIAS DE LOS ÍNDICES DE COLOMBIA, CHILE, MÉXICO, ESTADOS UNIDOS Y PERÚ.



Fuente: Cálculos propios a partir de información de Yahoo Finance.

FIGURA 2. Retornos diarios de los índices bursátiles de Colombia, Chile, México, Estados Unidos y Perú.



Fuente: Cálculos propios a partir de información de Yahoo Finance.

<http://congreso.investigacion.unam.mx>

informacongreso@fca.unam.mx

Teléfonos

52 (55) 5622.84.90

52 (55) 5622.84.80

Fax

52 (55) 5616.03.08



División de Investigación, Facultad de Contaduría y Administración, UNAM
Circuito Exterior s/n, Ciudad Universitaria, México, D.F., C.P. 04510

CUADRO 1. Estadísticas descriptivas de los índices accionarios.

Estadísticos	Índices				
	igbc	igpa	igbvl	ipc	sp500
mean	-0.0011054	-0.0005988	-0.0011414	-0.0006826	-0.0000312
max	0.11052	0.0501674	0.1144087	0.0726612	0.0946951
min	-0.1468805	-0.1170959	-0.183389	-0.1111152	-0.1042356
sd	0.0143103	0.0081887	0.0161555	0.0139897	0.013656
kurtosis	15.48874	24.20723	21.6585	8.588747	11.44006
skewness	0.2218972	-0.643981	-0.5203136	-0.1292254	0.1753769
mean	-0.0011054	-0.0005988	-0.0011414	-0.0006826	-0.0000312
Kol Sm	0.48	0.49	0.48	0.48	0.48
p- value	0	0	0	0	0

Fuente: Cálculos de los autores.

Resultados por índice

IGBC

En el cuadro 2 se muestran los modelos que no presentaron correlación serial bajo el supuesto de distribución condicional de los errores *t* de student. El modelo de media condicional con el menor de los cuatro criterios fue el ARIMA (40, 0,0), es decir, con 40 términos auto regresivos (AR).

Para la varianza, solo los modelos GJR GARCH con distribución *t* cumplieron con los criterios de no correlación serial, ausencia de términos ARCH y superaron el test KS. Entre estos modelos, el elegido fue el (1,1).

Adicionalmente se realizó el mismo ejercicio con el supuesto de distribución de probabilidad GED (ver cuadros 2 y 3). En el caso de la media el mejor fue el ARIMA (40, 0,0) y en la varianza, los únicos que arrojaron errores que seguían una distribución GED fueron los GJR GARCH. El mejor entre estos modelos fue el (1,1).

Cuadro 2. Modelos ARIMA para la media condicional de los retornos del IGBC de Colombia.

Modelos de media con distribución condicional t	Modelos de media con distribución GED								
	(40,0)	(41,0)	(42,0)	(43,0)	(45,0)	(40,0)	(41,0)	(42,0)	(43,0)
ARIMA	(40,0)	(41,0)	(42,0)	(43,0)	(45,0)	(40,0)	(41,0)	(42,0)	(43,0)
AIC	-6.1926	-6.192112	-6.191512	-6.19085	-6.191775	-6.18E+00	-6.184208	-6.18E+00	-6.183086
BIC	-6.080043	-6.077161	-6.074166	-6.071109	-6.067244	-6.071994	-6.069256	-6.066409	-6.063344
SIC	-6.193337	-6.19288	-6.192312	-6.191683	-6.192674	-6.185287	-6.184975	-6.184556	-6.18E+00
HQIC	-6.151667	-6.150309	-6.148838	-6.147305	-6.146488	-6.143618	-6.142404	-6.141081	-6.13954

Fuente: Cálculos propios.

Finalmente la elección entre los modelos de media y varianza condicional se realizó en favor de los modelos ARIMA (40, 0, 0) y GJR GARCH (1,1) con distribución de probabilidad condicional *t* de student. Este resultado es consistente con la evidencia hallada por Alonso y García (2008), Alonso y Serna (2009) y Uribe(2007) quienes también encontraron dependencia del pasado en los retornos del IGBC aunque con metodologías econométricas y objetivos de investigación diferentes.

http://cei.unam.mx/informacion

Teléfonos

52 (55) 5622.84.90

52 (55) 5622.84.80

Fax

52 (55) 5616.03.08

Cuadro 3. Modelos GJR GARCH con distribución t y GED para la varianza condicional del retornos del IGBC.

Modelos de GJR GARCH con distribución t				Modelos de GJR GARCH con distribución GED		
GJR GARCH	(1,1)	(2,1)	(1,2)	(1,1)	(2,1)	2,2
AIC	-6.1926	-6.19808	-6.203484	-6.184208	-6.182825	-6.181478
BIC	-6.080043	-6.054391	-6.062189	-6.069256	-6.065478	-6.059341
SIC	-6.193337	-6.199273	-6.204638	-6.184975	-6.183625	-6.182343
HQIC	-6.151667	-6.145826	-6.1521	-6.142404	-6.14015	-6.137061

Fuente: Cálculos propios.

IGPA

Para el IGPA, el modelo ARIMA (20, 0,0) con distribución t fue el elegido pues al elevar el número de rezagos, los criterios AIC y SIC se hacían más pequeños pero en los criterios de información restantes se destacaba el modelo con 20 rezagos (ver cuadro 4). En consecuencia se eligió el más parsimonioso.

En cuanto a los modelos de varianza condicional, los elegibles eran el GARCH (1,1), GJR GARCH (1,1) y TARCH (2,1). Entre estos el más indicado fue el TARCH (2,1) al superar a los demás en dos de los cuatro criterios; AIC y SIC. (Ver cuadros 5, 6 y 7).

En seguida se realizó el mismo ejercicio utilizando el supuesto de la distribución GED. En el caso de la media condicional de los retornos de IGPA, el mejor fue el ARIMA (20, 0,0) y para la varianza condicional, los modelos elegibles eran el GARCH (1,1) y GJR GARCH (1,1), de los cuales se destacó el GJR GARCH (1,1). (Ver cuadros 4 y 5).

El mejor ajuste, determinado a través de los criterios de información, lo tuvieron los modelos que utilizaron la distribución condicional t. Por lo tanto, el modelo de media condicional elegido es un ARIMA (20, 0,0) y de varianza condicional el TARCH (2,1) con distribución t.

Cuadro 4. Modelos ARIMA para la media condicional de los retornos del IGPA de Chile.

Modelos de media con distribución t									Modelos de media con distribución GED							
ARIMA	(20,0)	(25,0)	(30,0)	(35,0)	(38,0)	(40,0)	(41,0)	(45,0)	(20,0)	(25,0)	(30,0)	(35,0)	(38,0)	(40,0)	(41,0)	(45,0)
AIC	-7.254264	-7.253045	-7.255122	-7.264246	-7.267910	-7.268486	-7.267804	-7.267433	-7.256727	-7.255965	-7.259007	-7.269586	-7.273057	-7.273905	-7.273111	-7.275097
BIC	-7.189604	-7.17641	-7.166514	-7.163663	-7.160143	-7.155929	-7.152852	-7.142902	-7.192067	-7.179331	-7.170399	-7.169003	-7.165289	-7.161348	-7.158159	-7.150566
SIC	-7.25451	-7.253389	-7.255581	-7.264836	-7.268586	-7.269222	-7.268572	-7.268332	-7.256973	-7.25631	-7.259466	-7.270176	-7.273733	-7.274642	-7.273879	-7.275996
HQIC	-7.23075	-7.225176	-7.222899	-7.227668	-7.228719	-7.227553	-7.226	-7.222146	-7.233212	-7.228096	-7.226784	-7.233008	-7.233866	-7.232972	-7.231307	-7.229809

Fuente: Cálculos propios.

Cuadro 5. Modelos GJR GARCH con distribución t y GED para la varianza condicional del retornos del IGPA.

Modelos de GJR GARCH con distribución t					Modelos de GJR GARCH con distribución GED			
Criterios de información	(1,1)	(1,2)	(2,1)	(2,2)	(1,1)	(1,2)	(2,1)	(2,2)
AIC	-7.254264	-7.253589	-7.268065	-7.254187	-7.256727	-7.255956	-7.25661	-7.25648
BIC	-7.189604	-7.186534	-7.150719	-7.182342	-7.192067	-7.188901	-7.18716	-7.184635
SIC	-7.25451	-7.253853	-7.268865	-7.25449	-7.256973	-7.25622	-7.256893	-7.256783
HQIC	-7.23075	-7.229204	-7.225391	-7.22806	-7.233212	-7.23157	-7.231353	-7.230353

Fuente: Cálculos propios.

Cuadro 6. Modelos GARCH con distribución t y GED para la varianza condicional del retornos del IGPA.

Modelos de GARCH con distribución t					Modelos de GARCH con distribución GED			
Criterios de información	(1,1)	(1,2)	(2,1)	(2,2)	(1,1)	(1,2)	(2,1)	(2,2)
AIC	-7.248082	-7.247313	-7.246511	-7.246657	-7.250033	-7.249158	-7.248436	-7.248494
BIC	-7.185816	-7.182653	-7.181851	-7.179602	-7.187767	-7.184498	-7.183776	-7.181439
SIC	-7.24831	-7.247559	-7.246757	-7.246922	-7.250261	-7.249404	-7.248682	-7.248759
HQIC	-7.225438	-7.223799	-7.222997	-7.222272	-7.227389	-7.225643	-7.224922	-7.224109

Fuente: Cálculos propios.

Cuadro 7. Modelos TARARCH con distribución t para la varianza condicional de los retornos del IGPA.

Modelos TARARCH con distribución t				
Criterios de información	(1,1)	(1,2)	(2,1)	(2,2)
AIC	-7.270992	-7.272294	-7.272474	-7.272266
BIC	-7.206332	-7.205239	-7.203024	-7.200422
SIC	-7.271238	-7.272559	-7.272757	-7.272569
HQIC	-7.247477	-7.247909	-7.247217	-7.246139

IPC

La media condicional de los retornos del IPC de México solo logró ser modelada con un ARIMA (30, 0,0) bajo distribución condicional t (ver cuadro 8). Y en el caso de la varianza condicional, los modelos elegibles eran el GJR GARCH (1, 1), GARCH (2,1) TARCH (1, 1), siendo este ultimo el mejor (ver cuadros 9, 10 y 11).

Bajo el supuesto de distribución condicional GED se estimó el modelo (30, 0,0) al ser el único que no presentaba correlación serial. Mientras en el caso de la varianza condicional se estimaron modelos GJR GARCH, únicos que generaron errores correspondientes con una distribución de probabilidad GED, no presentaron correlación serial ó efectos ARCH. Entre estos modelos, el mejor fue el GJR GARCH (1,1). (Ver cuadro 9)

Por lo tanto, la estimación elegida, según los criterios de información, fue el ARIMA (30, 0,0) y TARCH (1,1) bajo el supuesto de una distribución t de los errores. Este resultado es similar al encontrado por López (2004) quien halló como la mejor especificación para modelar la varianza condicional de los retornos del IPC al TARCH (1,1).

Cuadro 8. Modelo de ARIMA para la media condicional de los retornos del IPC de México.

Criterios de información	Modelo de la media con Distribución t	Modelo de la media con Distribución GED
	(30,0)	30,0
AIC	-6.067013	-6.068048
BIC	-5.978404	-5.979439
SIC	-6.067472	-6.068507
HQIC	-6.034789	-6.035824

Fuente: Cálculos propios.

Cuadro 9. Modelos GJR GARCH con distribución t y GED para la varianza condicional del retornos del IPC.

Criterios de información	Modelos GJR GARCH con distribución t				Modelos GJR GARCH con distribución GED			
	(1,1)	(1,2)	(2,1)	(2,2)	(1,1)	(1,2)	(2,1)	(2,2)
AIC	-6.067013	-6.065542	-6.067607	-6.06678	-6.068048	-6.066615	-6.068174	-6.067347
BIC	-5.978404	-5.974538	-5.974209	-5.970987	-5.979439	-5.975612	-5.974776	-5.971554
SIC	-6.067472	-6.066026	-6.068116	-6.067315	-6.068507	-6.067099	-6.068684	-6.067883
HQIC	-6.034789	-6.032447	-6.033642	-6.031944	-6.035824	-6.033521	-6.034209	-6.032511

Fuente: Cálculos propios.

Cuadro 10. Modelos GARCH con distribución t para la varianza condicional de los retornos del IPC.

Modelos GARCH con distribución t			
GARCH	(1,2)	(2,1)	(2,2)
AIC	-6.045625	-6.048453	-6.047588
BIC	-5.957017	-5.959844	-5.956584
SIC	-6.046084	-6.048912	-6.048071
HQIC	-6.013402	-6.016229	-6.014493

Fuente: Cálculos propios.

Cuadro 11. Modelos TARCH con distribución t para la varianza condicional de los retornos del IPC

Modelos TARCH con distribución t				
Criterios de información	(1,1)	(1,2)	(2,1)	(2,2)
AIC	-6.096105	-6.096603	-6.097553	-6.096733
BIC	-6.007496	-6.0056	-6.004155	-6.00094
SIC	-6.096564	-6.097087	-6.098062	-6.097269
HQIC	-6.063881	-6.063509	-6.063588	-6.061897

Fuente: Cálculos propios.

IGVBL

La media condicional de los retornos del IGBVL se modeló bajo diferentes especificaciones como se observa en el cuadro 12. Utilizando una distribución t, el mejor ARIMA fue el (70, 0,0) y la varianza condicional se estimó con modelos GJR GARCH, GARCH y TARCH. Entre estos los mejores fueron el GJR GARCH (1,1), GARCH (1,1) y TARCH (1,1) (ver cuadros 13,14 y 15). El mejor fue el GJR GARCH.

Al cambiar el supuesto por el de una distribución de probabilidad de los errores tipo GED, el mejor modelo ARIMA fue el (30, 0,0) debido a su parsimonia. En tanto, la varianza condicional de los errores fue posible estimarla con modelos GJR GARCH pues en los demás casos se obtuvieron errores correlacionados y/o efectos ARCH. El mejor de estos modelos fue el (1,1)

En este sentido, el modelo más adecuado por criterios de información se consiguió con una distribución t utilizando el ARIMA (70, 0,0) para la media y un GJR GARCH (1,1) para la varianza condicional.

Cuadro 12. Modelo de ARIMA para la media condicional de los retornos del IGBVL de Perú.

Modelo de la media con Distribución t								Modelos de media con distribución GED	
ARIMA	(20,0)	(25,0)	(30,0)	40,0	50,0	60,0	70,0	(30,0)	40,0
AIC	-6.11979	-6.122613	-6.123793	-6.130806	6.209992	-6.267531	-6.318965	-6.123519	-6.131879
BIC	-6.05513	-6.045978	-6.035184	-6.018249	-6.073487	-6.107078	-6.134563	-6.03491	-6.019322
SIC	-6.120036	-6.122957	-6.124252	-6.131543	-6.21107	-6.269012	-6.320911	-6.123977	-6.132616
HQIC	-6.096275	-6.094743	-6.091569	-6.089873	-6.16035	-6.20918	-6.251905	-6.091295	-6.090946

Fuente: Cálculos propios.

Cuadro 13. Modelos GJR GARCH con distribución t y GED para la varianza condicional del retornos del IGBVL

MODELOS GJR GARCH con distribución t			MODELOS GJR GARCH con distribución GED			
Criterios de información	1,1	1,2	1,1	1,2	2,1	2,2
AIC	-6.318965	-6.312641	-6.123519	-6.121639	-6.123663	-6.122889
BIC	-6.134563	-6.125844	-6.03491	-6.030636	-6.030265	-6.027096
SIC	-6.320911	-6.314636	-6.123977	-6.122123	-6.124172	-6.123425
HQIC	-6.251905	-6.24471	-6.091295	-6.088545	-6.089698	-6.088053

Fuente: Cálculos propios.

Cuadro 14. Modelos GARCH con distribución t para la varianza condicional de los retornos del IGBVL.

MODELOS GARCH con distribución t				
Criterios de información	1,1	1,2	2,1	2,2
AIC	-6.121813	-6.119909	-6.120379	-6.11968
BIC	-6.035599	-6.0313	-6.03177	-6.028676
SIC	-6.122248	-6.120368	-6.120838	-6.120164
HQIC	-6.09046	-6.087685	-6.088155	-6.086585

Fuente: Cálculos propios.

Cuadro 15. Modelos TARCH con distribución t para la varianza condicional de los retornos del IGBVL.

MODELOS TARCH con distribución t				
Criterios de información	1,1	1,2	2,1	2,2
AIC	-6.149813	-6.149501	-6.149111	-6.148089
BIC	-6.061205	-6.058497	-6.055713	-6.052296
SIC	-6.150272	-6.149985	-6.14962	-6.148625
HQIC	-6.11759	-6.116406	-6.115146	-6.113253

Fuente: Cálculos propios.

S&P500

La media condicional de los retornos del índice S&P 500 se modeló utilizando ARIMA con 10, 15, 16 y 17 términos auto regresivos (AR). Fueron los únicos modelos que no presentaron correlación serial. Para la varianza condicional solo fue posible estimar el modelo GARCH (2,1) al ser el único libre de correlación serial y efectos ARCH además de superar el test KS. (Ver cuadros 16 y 17)

Bajo el supuesto de distribución de probabilidad de los errores GED únicamente se pudieron considerar los modelos con 10, 15 y 16 términos AR, siendo el ARIMA (10, 0,0) el modelo elegido por su parsimonia al estar empatado en dos criterios de información con el ARIMA (16, 0,0).

La decisión fue elegir el ARIMA (10, 0,0) y el GARCH (2,1) con distribución GED según los criterios de información.

Cuadro 16. Modelo de ARIMA para la media condicional de los retornos del S&P500 de Estados Unidos.

	Modelo de la media utilizando distribución GED				Modelo de la media utilizando distribución t		
	10,0	15,0	16,0	17,0	10,0	15,0	16,0
ARIMA	-6.343999	-6.338434	-6.338785	-6.338289	-6.321912	-6.324426	-6.324579
AIC	-6.303287	-6.288142	-6.286099	-6.283208	-6.283595	-6.274135	-6.271893
BIC	-6.344097	-6.338583	-6.338949	-6.338468	-6.321999	-6.324575	-6.324743
HQIC	-6.329194	-6.320144	-6.319625	-6.318258	-6.307978	-6.306137	-6.305419

Fuente: Cálculos propios.

<http://ceia.unam.mx>
informacongreso@fca.unam.mx

Teléfonos

52 (55) 5622.84.90
 52 (55) 5622.84.80

Fax

52 (55) 5616.03.08

Cuadro 17. Modelos GARCH con distribución GED para la varianza condicional de los retornos del S&P500.

Modelo GARCH	
Criterios de información	2,1
AIC	-6.343999
BIC	-6.303287
SIC	-6.344097
HQIC	-6.329194

Fuente: Cálculos propios.

Conclusiones

En el presente trabajo se encontró que todos los retornos de los índices analizados presentan dependencia del pasado, es decir, no incorporan la información inmediatamente (ineficiencia informacional) en el precio de los activos. Esto significa que ante un evento que eleve (disminuya) las cotizaciones en las bolsas de valores analizadas, su efecto tomará tiempo en ser asimilado por el mercado. De esta manera podría predecirse el retorno del día siguiente, por ejemplo, para una acción a través de modelos como los utilizados en la presente investigación e incluso mejorando el desempeño de los mismos al incorporar los “efectos día y hora” de la semana tal como se ha demostrado en los trabajos de Montenegro (2007) y Alonso y García (2009) para el IGBC de Colombia, Bravo (2004) con su modelo estructural para el IGBVL de Perú, Garcés y Calle (2007) con los modelos ARCH y las distintas versiones del GARCH aplicadas también al caso peruano y Sanchez y Vinelli(2008) con modelos de series de tiempo empleados en el análisis de los retornos accionarios diarios de un grupo de nueve empresas peruanas.

Lo anterior de no ser controlado a tiempo podría causar problemas tan graves como burbujas especulativas².

En su orden los mercados que incorporan la información más rápidamente, en el periodo de análisis, (presentan menos términos AR en la ecuación de la media condicional) son Estados Unidos y Chile. Mientras México, Colombia y Perú se demoran mucho más. Especialmente el mercado Peruano es el más lento al estar afectado por eventos ocurridos casi 2 meses y medio atrás.

Decir que los mercados bursátiles en Latinoamérica y en especial, en los casos analizados, revelan ineficiencia informacional no es nuevo pues investigaciones en Colombia como las de Alonso y García (2008 y 2009), Montenegro (2007), Uribe (2007), Uribe y Ulloa (2001), en Perú Bravo (2004), Silapú y Calle (2007), y Sanchez y Vinelli(2008), en México López (2004) y para varios países de Región Espinosa (2005), así lo han demostrado. La novedad del presente trabajo es la clasificación hecha en términos informacionales para los mercados analizados, lo cual es relevante en un contexto de integración regional bursátil y en especial, en lo relacionado con la selección de portafolios de inversión. El grado de

² Este fenómeno ha sido estudiado en el reciente trabajo de los investigadores Uribe y Ulloa (2011) a cerca de eficiencia informacional utilizando copulas de dependencia.

desarrollo de estos mercados se revela con el análisis de autocorrelaciones. Los más eficientes informacionalmente podrían ser los menos riesgos y viceversa. En consecuencia habría una prima de riesgo diferencial en cada mercado.

Definir lo anterior, es decir, las nuevas primas de riesgo (coeficientes de correlación) en la ecuación del modelo CAPM tras la fusión de las bolsas de los valores regionales sería posible a partir de los resultados de la presente investigación utilizando métodos de vanguardia como son las copulas de dependencia. Este sería un nuevo tema a investigar.

Así mismo es importante destacar la presencia de efectos *leverage* en la ecuación de la varianza condicional de los índices regionales analizados. En este sentido se puede decir que todos los índices latinoamericanos estudiados tienen varianzas condicionales sensibles a las noticias negativas a diferencia de Estados Unidos cuyo índice, el S&P 500, mostró ser más eficiente informacionalmente y no tener efectos de apalancamiento en la ecuación de la varianza condicional de los retornos.

Finalmente, en el trabajo se resalta la importancia de utilizar supuestos de distribución de probabilidad diferentes al de una normal para modelar las colas a fin de mejorar las estimaciones con objetivos de pronóstico y cálculo del VaR (Value at Risk).

A la luz de los resultados del trabajo se realizan las siguientes recomendaciones:

- *Para el regulador de la mano con las autoridades monetarias:* Deberían considerar medidas de eficiencia informacional como las propuestas en el trabajo de Uribe y Ulloa (2011) para prevenir la formación de burbujas especulativas cuyos efectos nocivos son de conocimiento público.
- De la misma manera sería importante diseñar mecanismos que posibiliten el acceso de empresas PYME a los mercados de valores de la región. Esta iniciativa exige un esfuerzo por la formalización del empresariado.
- Debería continuarse con el proceso de integración de las bolsas de valores regionales para aumentar los volúmenes transados, las opciones de inversión y también la profundidad de los mercados.

Octubre 3, 4 y 5 de 2012

Ciudad Universitaria
México, D.F.

<http://congreso.investiga.fca.unam.mx>

informacongreso@fca.unam.mx

Teléfonos

52 (55) 5622.84.90

52 (55) 5622.84.80

Fax

52 (55) 5616.03.08



División de Investigación, Facultad de Contaduría y Administración, UNAM
Circuito Exterior s/n, Ciudad Universitaria, México, D.F., C.P. 04510

Bibliografía

1. Alonso, J.C. y García J. C (2008). *¿Qué tan buenos son los patrones del IGBC para predecir su comportamiento?: Una aplicación con datos de alta frecuencia*. En Borradores de Economía y Finanzas- Universidad Icesi # 14.
2. Alonso, J.C. y Serna, M (2009). *Patrones del IGBC y Valor en Riesgo: Evaluación del desempeño de diferentes metodologías para datos intra- día*. En Borradores de Economía y Finanzas- Universidad Icesi # 20.
3. Bravo Coronel, F. H (2004). *Determinantes de la Bolsa de Valores en el periodo enero de 1994 – octubre 2003*. Tesis de grado para optar por el título de economista en la Universidad de Trujillo del Perú.
4. Bollerslev, T. (1986). *Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity*. Journal of Econometrics 31, 307-327.
5. Box. G. E.P. y Jenkins, G. M. (1976). *Time series analysis: Forecasting and Control*. Holden-Day, San Francisco.
6. Campbell, J., Lo, A. W., y Mackinlay, A. C. *The econometrics of the financial markets*. New Jersey, Princeton University Press.
7. Ding, D. (2011). *Modeling of market volatility with APARCH model*. Proje Report-Uppsala Universitet # 16.
8. Espinosa Mendez, C (2005). *Evidence of Chaotic Behavior in American Stock Market*. Universidad Diego Portales- MPRA # 2794.
9. Engle, R. F. (1982). *Autoregressive conditional heteroscedasticity of the estimates of the variance of the United Kingdom Inflation*. Econometrica 50(4), 987-1006.
10. Fama, F. E. (1970). *Efficient capital Markets: II*. Journal of Finance 46(5) 1575-1617.
11. King, R. y Levine R.(1993). *Finance and growth: Schumpeter might be right*. Quarterly Journal of Economics. 108, 717-737.
12. Levine, R. y Zervos, S. (1998). *Stock market, Banks and economic growth*. American Economic Review 88 537-558.

<http://congreso.investigacion.fca.unam.mx>

informacongreso@fca.unam.mx

Teléfonos

52 (55) 5622.84.90

52 (55) 5622.84.80

Fax

52 (55) 5616.03.08



13. Levine, R. (2004). *Finance and growth: Theory and evidence*. NBER working papers # 10766.
14. Lopez Herrera, F. (2004). *Modelado de la volatilidad y pronóstico del índice de precios y cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores*. Revista Contaduría y Administración- Universidad Nacional Autónoma de México # 213.
15. Glosten, L., Jagannathan, R. y Runckle D. (1993). *On the relation between the expected value and volatility of the nominal excess return on the stocks*. Journal of Finance # 48, 1779-1801.
16. Malkiel, B. G. (1987). *Efficient markets hypothesis*. En *the New Palgrave*, J. Eatwell, M. Milgate y P. Newman (eds), Macmillan Press, 120-123.
17. Montenegro, Alvaro (2007). *El efecto día en la Bolsa de Valores de Colombia*. Departamento de Economía-Pontificia Universidad Javeriana Bogotá.
18. Sanchez, J. C., Vinelli Ruiz, M (2008). *Evidencia empírica del efecto fin de semana y de presencia del paseo aleatorio en la Bolsa de Valores de Lima*.
19. Silapú Garcés, B. L, Calle Ruiz, S. A. (2007). *Análisis de la eficiencia en la Bolsa de Valores de Lima, periodo: 1999-2004*. Universidad Nacional de Piura- Facultad de Economía.
20. Uribe, J. M. (2007) *Caracterización del mercado accionario colombiano 2001-2006: Un análisis comparativo*. Banco de la Republica de Colombia-Borradores de economía # 456.
21. Uribe, Jorge Mario Y Ulloa Inés, María (2011). *Revisando la hipótesis de los mercados eficientes: Nuevos datos, nuevas crisis y nuevas estimaciones*. Cuadernos de economía 30(55),2011.
22. Wurgler, J (2000). *Financial markets and allocation of capital*. Journal of Financial Economics 58 187-214.
23. Zakořian, J. (1994). *Threshold heteroskedastic models*. Journal of Economic Dynamics and Control 18, 931-955.

Octubre 3, 4 y 5 de 2012
Ciudad Universitaria

<http://congreso.investigacion.fca.unam.mx>
informacongreso@fca.unam.mx

Teléfonos

52 (55) 5622.84.90
52 (55) 5622.84.80

Fax 52 (55) 5616.03.08



División de Investigación. Facultad de Contaduría y Administración, UNAM
Circuito Exterior s/n, Ciudad Universitaria, México, D.F., C.P. 04510