



Investigación Económica

ISSN: 0185-1667

invecon@servidor.unam.mx

Facultad de Economía

México

Rodríguez, Werner Kristjanpoller; Barahona Ossa, Andrés
Backtesting del valor en riesgo para los mercados bursátiles y de divisas latinoamericanas
Investigación Económica, vol. LXXIII, núm. 287, enero-marzo, 2014, pp. 37-60
Facultad de Economía
Distrito Federal, México

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=60131159002>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

redalyc.org

Sistema de Información Científica
Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

Backtesting del valor en riesgo para los mercados bursátiles y de divisas latinoamericanas

WERNER KRISTJANPOLLER RODRÍGUEZ
ANDRÉS BARAHONA OSSA*

Resumen

En este artículo se analizan tres metodologías para el cálculo del valor en riesgo (var): modelos paramétricos, semiparamétricos y no paramétricos. Con el objetivo de evaluar su validez se eligió un método representativo para cada uno: el EGARCH para los paramétricos, el CAVIAR para los semiparamétricos y el de simulación histórica para los no paramétricos. Para la validación de estas metodologías se utilizó el método propuesto por Candelon *et al.* (2011), un *backtest* basado en el método general de los momentos. Las variables a pronosticar fueron los tipos de cambio de los principales mercados latinoamericanos (Argentina, Brasil, Chile, Colombia, Perú y México) y sus principales índices accionarios. Los resultados muestran que el modelo CAVIAR es el que mejor proyecta el var para los mercados y monedas en los periodos analizados.

Palabras clave: valor en riesgo, *backtest*, modelos paramétricos, modelos semiparamétricos, modelos no paramétricos, GMM, CAVIAR, EGARCH, HS.

Clasificación JEL: C14, C15, G10, G14.

INTRODUCCIÓN

El tomar decisiones bajo incertidumbre es un hecho relevante y que frecuentemente está presente en los mercados financieros. Poder tomar estas decisiones con mayor información y conocimiento es fundamental para los diversos agentes inmersos en estos mercados, más aún cuando no es sólo el riesgo la principal variable a evaluar, sino también la rentabilidad.

Por mucho tiempo el riesgo se ha cuantificado a través de una medida de dispersión (desviación estándar o varianza) que caracteriza a la volatilidad de la rentabilidad de un activo. Un defecto de esta medida es no ser capaz de proyectar

Manuscrito recibido en noviembre de 2012; aceptado en febrero de 2014.

* Departamento de Industrias, Universidad Técnica Federico Santa María, Chile, <werner.kristjanpoller@usm.cl> y <andres.barahona@sansano.usm.cl>, respectivamente. Los autores agradecen los valiosos comentarios de dos dictaminadores anónimos de la revista.

los riesgos futuros con alguna incertidumbre. En la década de 1970 se comienzan a publicar artículos con análisis similares a los que en los años 1980 se formalizan como valor de riesgo (*Value at Risk*, var). Estos estudios buscaban responder a la necesidad de poder acotar la incertidumbre en la proyección del riesgo y rentabilidad de un activo. Básicamente, esta metodología da la respuesta a las siguientes preguntas: ¿cuánto se puede esperar perder en un día, semana, mes o año dada una cierta confianza o probabilidad?, ¿cuál es el porcentaje del valor de la inversión que está en riesgo?

Se define como la cuantificación, para un determinado nivel de confianza, del monto o porcentaje de pérdida que un activo o portafolio enfrentará en un periodo predefinido de tiempo (Jorion, 1997). Por ende, se puede evaluar cuál es la rentabilidad mínima de un portafolio de inversión para el próximo mes con un grado de confianza de 75%. Así, se encontrará un valor crítico tal que, según los supuestos de entrada al modelo, existe una probabilidad de 75% que se materialice esa rentabilidad o una mayor. La aplicación del var se realiza en inversiones, operaciones bancarias, evaluaciones de proyectos, entre otras. El análisis del tiempo de proyección varía de minutos (caso de datos de alta frecuencia) a años, según sea su aplicación.

En el 2004, el acuerdo de Basilea II permitió a las instituciones financieras formular sus propias metodologías para la administración de riesgos. Por ello, muchas han usado técnicas académicas aceptadas, como la simulación histórica (HS, *Historical Simulation*), el valor en riesgo condicional autorregresivo (CAVIAR, *Conditional Autoregressive Value at Risk*), los modelos generalizados de heterocedasticidad condicional autorregresiva (GARCH, *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*), entre otras. En este contexto, se hace importante saber cuál es el mejor modelo según su aplicación y el periodo de análisis, siendo ello lo que busca determinar este artículo.

Para determinar el método más apropiado se realiza un *backtest* compuesto de tres diferentes pruebas: de cobertura incondicional (UC, *Unconditional Coverage*), de independencia (IND, *Independence*) y de cobertura condicional (CC, *Conditional Coverage*), siguiendo la metodología de Candelon *et al.* (2011).

El análisis se realiza con el fin de verificar la validez de las distintas familias de metodologías en la valorización del var a lo largo de diversos periodos de tiempo que permitan observar los cambios en la validez de las metodologías respecto a la situación económica global de los mercados, generando evidencia

para los mercados accionarios latinoamericanos que sirva a los agentes que intervienen en la toma de decisiones.

El artículo se compone de cuatro secciones posteriores a la introducción: la revisión de la literatura, donde se han desarrollado los conceptos fundamentales del estudio; la data y las metodologías utilizadas para el análisis de los mercados latinoamericanos; el análisis de los resultados obtenidos, y la deducción de las conclusiones.

REVISIÓN DE LA LITERATURA

El análisis de riesgo de una inversión es un aspecto fundamental que está presente desde que existen las inversiones. La primera cuantificación intuitiva de lo que se conoce actualmente como var se remonta al trabajo de Leavens (1945), quien desarrolló un ejemplo cuantitativo de las ventajas de la diversificación. Posteriormente, Markowitz (1952) y Roy (1952) proponen de forma independiente unas medidas del actual var asociadas a selección de carteras, optimizando la rentabilidad para un nivel dado de riesgo, con estimaciones que incorporaban covarianzas entre los factores de riesgo a fin de reflejar los efectos de cobertura y diversificación. Markowitz (1952) utilizó una variación sencilla de la rentabilidad, mientras que Roy (1952) empleó un indicador de riesgo que representaba un límite superior a la probabilidad de retorno bruto de la cartera. Posteriormente, se desarrollan diferentes trabajos teóricos apuntando a la medición del concepto del var sin definirlo necesariamente: Tobin (1958), Treynor (1961), Sharpe (1964), Lintner (1965) y Mossin (1966). Dusak (1973) describió simples mediciones de lo que hoy se conoce como var para carteras de futuros, pero sin abordar el problema de la estacionalidad. Lietaer (1971) describió una medida práctica para los tipos de cambio. Garbade (1986) modeló las mediciones de riesgo con base en la sensibilidad de los bonos respecto a su rendimiento, suponiendo que los valores de la cartera de mercado se distribuían de forma normal. Garbade (1987) extendió su propio trabajo al introducir un esquema que le permitió reasignar una amplia cartera de bonos a una más pequeña, que sólo tuviese a los bonos más representativos, con ello logró desagregar el riesgo de una cartera.

Jorion (1997) formaliza el valor de riesgo y lo define como la cuantificación con determinado nivel de significancia o incertidumbre del monto o porcentaje de pérdida que un portafolio enfrentará en un periodo predefinido de tiempo;

aunque el creador formal del concepto fue Till Guldemann durante su cargo como jefe de investigación global en JP Morgan a fines de la década de 1980.

De acuerdo con Acerbi y Tasche (2002), el var no satisface las propiedades de subaditividad de las medidas de riesgo coherentes para análisis de diversificación de diferentes activos que compongan una cartera de inversión, mientras que Embrechts, McNeil y Straumann (2002) demuestran que el var sí cumple dicha propiedad cuando la rentabilidad de los activos cumplen con tener una distribución normal o T-student. Si bien la mayoría de las distribuciones de las rentabilidades de los activos no cumplen esta propiedad, pueden ser transformadas por medio de una expansión de Cornish-Fisher (Favre y Galeano, 2002), que mediante la curtosis y asimetría crea un Z que se asemeja mucho al Z normal.

Engle (1982) plantea los modelos de heterocedasticidad condicional autorregresiva (ARCH, *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) originando una nueva familia de modelos que podían calcular la variabilidad de una proyección. Engle se basaba en el origen heterocedástico de los errores de los modelos de predicción e indicaba que estos eran autoregresivos entre sí, pero con el paso del tiempo Bollerslev (1986) y Engle y Bollerslev (1986) extenderían este estudio al generalizar los modelos ARCH y plantear, de una forma indirecta, un método para calcular el var directamente a través de los modelos GARCH.

En 1988 el comité de Basilea genera el Acuerdo de Basilea I. Este acuerdo establecía que el capital mínimo que los bancos podían tener era el 8% del total de los activos de riesgo (crédito, mercado y tipo de cambio sumados). Esto habría sido el primer paso para regular el tema del riesgo en los bancos. En 1989, el JP Morgan, por intermediación de su departamento de estudios, y en consideración a los requerimientos del Acuerdo de Basilea I, crea el RiskMetrics®, el cual tiene sus orígenes en el modelo GARCH de Engle (1982) y Bollerslev (1986), pero con unos parámetros suavizados que le dan mayor importancia de lo que ya se les daba a los datos más recientes.

Danielsson y Vries (2000) definen los modelos semiparamétricos, donde se encuentran los modelos de la teoría de valor extremo (EVT, *Extreme Value Theory*) y el CAVIAR, planteado por Engle y Manganelli (1999). La ventaja del CAVIAR es que al centrarse en modelar directamente el percentil de probabilidad en estudio, no se requiere de un conocimiento previo de la distribución de retornos. En el cuadro 1 se complementan otros modelos que se utilizan para calcular el var.

CUADRO 1
Modelos utilizados para calcular el var

Modelo	Autores	Descripción	Ventajas	Desventajas
Teoría de valor extremo (EVT)	Danielsson y de Vries (2000)	Estudia por medio de métodos no paramétricos, los extremos de las colas de las distribuciones empíricas. El procedimiento consta de suavizar la cola mediante un índice umbral (M) permitiendo llegar a un estimador para el extremo de la cola a un nivel de confianza dado, o sea, a un var.	No se necesita conocer la distribución de los datos empíricas.	Existen muchas diferencias con el método para estimar el índice umbral (M), lo que implica muchos resultados para este método dependiendo del camino a elegir.
Valor en riesgo condicional autorregresivo (caviar)	Engle y Manganeli (1999)	Se centra en modelar el percentil de probabilidad, combinando métodos paramétricos (modelos autorregresivos) con no paramétricos (algoritmos genéticos).	Es un modelo muy adaptable al tipo de datos presentes.	Al mezclar métodos paramétricos con no paramétricos el cálculo no es simple.
Familia de modelos GARCH	Engle (1982) y Bollerslev (1986)	Modela de forma autorregresiva la volatilidad de una muestra asumiendo que ésta no es homocedástica a través del tiempo.	El nivel de parámetros a usar se puede estimar empíricamente, no requiere cumplir el supuesto de homocedasticidad.	Asume que la distribución de los errores es normal o t-student, lo que requiere en ocasiones usar expansiones para utilizar la data.
Media móvil ponderada exponencialmente (EWMA, Exponentially Weighted Moving Average)	Caso especial planteado por JP Morgan (1989)	Modela la volatilidad de una muestra a partir de su rentabilidad y volatilidad anteriores usando factores (λ), estos se imponen (como en el caso del RiskMetrics) o se calculan mediante estimación de máxima verosimilitud (modelo general).	Cálculos muy simples de hacer.	Asume que la distribución de los errores es normal o t-student, lo que requiere en ocasiones usar expansiones para utilizar la data.

CUADRO 1, continuación...

Modelo	Autores	Descripción	Ventajas	Desventajas
Simulación histórica (us)		Utiliza la data empírica, ordenando de mayor a menor y creando así una distribución empírica. El var corresponde a la densidad acumulada de dicha distribución.	No se requiere una gran metodología para su cálculo.	Cuando se analizan sus resultados a través del tiempo, se puede observar que no es muy sensible a los cambios en los datos.
Simulación Monte Carlo (mc)	Metropoli y Ulam (1949) Precusores: Fermi, Ulam, Von Neumann, Metropoli.	Simula N escenarios donde la data puede cambiar, generando así una distribución simulada. El var corresponderá a σ^2 de esa distribución.	Logra involucrar una gran cantidad de escenarios negativos y positivos en el futuro.	Es muy difícil caracterizar correctamente el proceso estocástico, ya que se deben tener en cuenta muchas condiciones estadísticas.
Momentos condicionales de orden superior variables en el tiempo (Higher-order Conditional Time-varying Moments)	Bali, Mo y Tang (2008)	Esta metodología relaja el supuesto de que la distribución de retornos es idéntica e independientemente distribuida (iid), ya que se plantea que los momentos como kurtosis, asimetría, espesor de la cola, etcétera, son variables en el tiempo y no constantes, lo que, finalmente, entrega una mejor calibración de la data para el cálculo del var.	Relaja el supuesto de que las distribuciones de retornos son iid.	Se necesita una data superior a otros modelos, lo que puede implicar dificultades cuando se requiere hacerlo de forma mensual o anual.
Simulación histórica ponderada por volatilidad (Volatility-Weighted Historical Simulation)	Hull y White (1998)	Actualiza la información de los retornos obtenidos (luego de ordenarlos como en la simulación histórica básica) y los ajusta por la volatilidad pronosticada en el futuro. Finalmente, se obtiene una data actualizada a través de su volatilidad, calculando el var de forma análoga al us anterior.	Toma en cuenta los cambios en la volatilidad de los retornos, realizando cálculos más exactos que la us anterior.	Depende de la forma de pronosticar la volatilidad, la que puede diferir dependiendo de como el usuario pronostique esta última.

Allen y Singh (2010) aplicaron el *CAVIAR* para obtener el riesgo del mercado de acciones australiano, mientras que Jeon y Taylor (2012) lo usaron junto a otros modelos para proyectar el riesgo en el S&P500 y DAX30.

So y Yu (2006) analizaron empíricamente los modelos ARCH en el *VAR* mediante los modelos GARCH, IGARCH (GARCH integrado), FIGARCH (GARCH integrado fraccionariamente) y RiskMetrics® para diversos indicadores y tipos de cambio asiáticos. Angelidis, Benos y Degiannakis (2004) aplicaron los modelos GARCH, EGARCH (GARCH exponencial) y TGARCH (GARCH de umbral) a los indicadores S&P500, Nikkei225, DAX30, CAC40 y FTSE100.

Christoffersen (1998) introduce la hipótesis de cobertura condicional, la cual se divide en la hipótesis de cobertura incondicional (la medida clásica de número de fallas) y la hipótesis de independencia. La hipótesis de independencia, un valor agregado, define que cada “*hit*” (falla o violación) es independiente de los *hits* anteriores; también involucra el análisis de la duración entre cada *hit* (*bitting time*).

Christoffersen y Pelletier (2004) elaboran un *test* que fusiona las dos hipótesis que testeaban las dos propiedades necesarias para validar una proyección, planteadas por Christoffersen (1998), en una sola hipótesis global. Berkowitz, Christoffersen y Pelletier (2009) se basan en Christoffersen y Pelletier (2004) para extender su estudio hacia su propio *test*, el cual está basado en la duración entre *hits*. Candelon *et al.* (2011) utilizan lo propuesto por Berkowitz, pero logran separar las hipótesis que Christoffersen y Pelletier habían unido, planteando las dos hipótesis iniciales y la hipótesis conjunta en el mismo. Candelon *et al.* (2011) someten su *test* a pruebas de poder, flexibilidad y exactitud de diversas propiedades (tipos de muestras, tamaño, etc.) logrando resultados positivos, lo que posiciona a esta prueba en la cúspide de los *test* del *VAR* del momento.

DATA Y METODOLOGÍA

Los valores a analizar son las principales monedas latinoamericanas: el real brasileño, los pesos argentino, chileno, colombiano y mexicano y el nuevo sol peruano, todas expresadas como moneda local por dólar americano. Los índices bursátiles analizados son: el índice del Mercado de Valores de Buenos Aires S.A. (Merval), de la Bolsa de Valores de São Paulo (Bovespa), el Índice de Precio Selectivo de Acciones (IPSA) de Chile, el Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia (IGBC), el Índice de Precios y Cotizaciones (IPYC) de México, el Índice General de la Bolsa de Valores de Lima (IGBVL) y el Dow Jones Industrial Average (DJIA) y

el índice de la National Association of Securities Dealers Automated Quotation (Nasdaq) de Estados Unidos. La data fue obtenida de la base *Económica* para el periodo comprendido desde el 2 de enero de 1990 hasta el 31 de mayo de 2012. El índice IGBC en su moneda nacional está disponible del 2 de enero de 1991 al 4 de enero de 1993 (en dólares). El peso argentino estuvo fijo hasta el 2002, por lo cual sólo analiza el periodo posterior a esta fecha.

Los análisis se realizan para cuatro periodos de tiempo, cada uno de los cuales se dividen en dos subperiodos: uno de formación del modelo y el otro de proyección, siendo la relación de tiempo entre estos subperiodos de 2:1. El primer periodo (periodo 1) es el periodo de enero de 1990 a diciembre de 1996 (Ene-90 y Dic-96, respectivamente), que analiza el comportamiento del modelo en periodo precrisis; el segundo (periodo 2) de enero de 1991 a diciembre de 1999 (Ene-91 y Dic-99), que ilustra los modelos proyectado en la crisis asiática; el tercero (periodo 3) comprende desde enero de 2000 hasta mayo de 2012 (Ene-00 y May-12), tiene como objetivo proyectar en la crisis *subprime* con datos de formación previos a ésta. Finalmente, el cuarto periodo (periodo 4) es de enero de 2007 a mayo de 2012 (Ene-07 y May-12) e intenta probar los modelos en periodos de alta volatilidad, tanto en la formación como en la proyección. En el cuadro A1 se exponen los periodos analizados.

Las metodologías a aplicar en este estudio son el HS, el CAVIAR y el GARCH. Cada una representa un tipo de cálculo del var: no paramétricos, semiparamétricos y paramétricos. La simulación histórica usará los retornos del índice observado en un periodo de tiempo con el fin de determinar la serie de cambios en su valor, siendo el var de ese periodo igual al percentil de la distribución de retornos dado un porcentaje de confianza requerido. Esto se realizará mediante ventanas móviles de 250 días, lo cual equivale aproximadamente a un año.

Para la aplicación directa del modelo GARCH al cálculo del var, si bien Engle y Manganelli (2001) plantean que es más recomendable utilizar un GARCH(1,1), se optó por utilizar un EGARCH, propuesto por Nelson (1991), ya que así se puede incorporar el efecto de la asimetría (véase la ecuación [1]). Para cada periodo de formación se optimizó el mejor modelo, comparando el criterio de información de Akaike (AIC, *Akaike Information Criterion*) para todos los modelos posibles con diferentes s , p y q , siendo 5 el máximo valor para cada rezago.

$$r_t = \sum_{i=1}^s \alpha_i r_{t-i} + \varepsilon_t \quad [1]$$

$$\ln(\sigma_t^2) = \gamma + \sum_{j=1}^p \beta_j \left| \frac{\varepsilon_{t-j}}{\sigma_{t-j}} \right| + \sum_{k=1}^p \delta_k \frac{\varepsilon_{t-k}}{\sigma_{t-k}} + \sum_{l=1}^q \varphi_l \ln(\sigma_{t-l}^2)$$

Por su parte, el modelo *CAVIAR*, formulado por Engle y Manganelli (1999), se centra en la modelación del percentil de probabilidad. Para su realización, lo primero a tener en cuenta es que la rentabilidad de los instrumentos tienden a agruparse con el tiempo, es decir, presentan correlación entre ellas. Los parámetros de este modelo son estimados mediante regresiones por cuantiles, de acuerdo con Koenker y Bassett (1978). La definición general del *CAVIAR* será:

$$VaR_t = f(x_t, \beta_\theta) = \beta_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i VaR_{t-i} + l(\beta_{p+1}, \dots, \beta_{p+q}; \Omega_{t-1}) \quad [2]$$

donde Ω_{t-1} es el conjunto de información disponible en el momento t .

Cabe destacar que en la mayoría de los casos prácticos esta expresión se puede linealizar, quedando expresada de una forma más sencilla:

$$VaR_t = \beta_0 + \beta_1 VaR_{t-1} + l(\beta_2, y_{t-1}, VaR_{t-1}) \quad [3]$$

El término autorregresivo $\beta_1 VaR_{t-1}$ asegura que los cambios del var SEAN SUAVES a través del tiempo; mientras que $l(\beta_2, y_{t-1}, VaR_{t-1})$ muestra la relación entre el nivel de VaR_t y el de y_{t-1} , es decir, mide la cuantía en que debe cambiar el var en función de la nueva información en y . Es de señalar, que este término juega el mismo papel que la curva de impacto de los modelos *GARCH* introducidos por Engle y Ng (1993).

El *backtest* se divide en tres diferentes *test*, el UC, el IND y el CC. El test CC es el que engloba a los otros dos, pero la ventaja que tiene la ejecución de los tres es que si el CC se rechaza se puede ver si se rechazó por UC o por IND. Estos *test* requieren del no rechazo de la hipótesis nula, por lo tanto requieren de un valor p^1 mayor al valor de seguridad especificado. Otro parámetro a considerar es el número de polinomios utilizados en el *test* (P). Este número es importante

¹ Es la probabilidad de obtener al menos un resultado similar al que se obtiene al calcular el estadístico (Greene, 2002).

para determinar si las hipótesis se rechazan o no, dado que mientras más alto es hay un mayor grado de polinomios en el estadístico y éste se hace más exacto, por lo que le da mayor exactitud. Para este estudio, el valor p a utilizar es 10% y el número de polinomios es 6; valores utilizados por Candelon *et al.* (2011). Todos estos *tests* se basan en el *hit* o “golpe”, el cual es una variable binaria que se activa cuando el var ha sido violado:

$$I_t(\alpha) = \begin{cases} 1 & \text{si } r_t < VaR_{t|t-1}(\alpha) \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \quad [4]$$

De esta variable, Christoffersen (1998) determina que las predicciones del var son válidas sí y sólo sí la secuencia de *hit* $[I_t(\alpha)]$ satisface la propiedad de cobertura incondicional y la propiedad de independencia. La propiedad de cobertura incondicional se refiere a la probabilidad de que un retorno *a posteriori* sea superior a la previsión, el var debe ser igual a la tasa de cobertura de $\alpha\%$:

$$P[I_t(\alpha) = 1] = E[I_t(\alpha)] = \alpha \quad [5]$$

La propiedad de independencia se asocia con las violaciones del var. La variable $I_t(\alpha)$ asociada a una violación del var en el tiempo t para una tasa de $\alpha\%$ de cobertura debe ser independiente de la variable $I_{t+k}(\alpha)$ para toda k no igual a cero.

Cuando las propiedades UC e IND son simultáneamente válidas se dice que las proyecciones del var tienen una correcta cobertura condicional, y el proceso de violación al var es un proceso de martingala. Los estadísticos para estas hipótesis se basan en d_i , la duración entre dos violaciones consecutivas:

$$d_i = t_i - t_{i-1} \quad [6]$$

donde t_i denota la fecha de la violación i -ésima.

Se establece que el *backtest* cumple las condiciones de los momentos basados en polinomios ortonormales, por lo que se define una secuencia de duraciones entre N violaciones al var, $\{d_1, d_2, \dots, d_N\}$, las cuales se calculan a través de la secuencia de variables *hit* $I_t(\alpha)$. Bajo el supuesto de cobertura condicionada, la duración d_i , $i = 1, \dots, N$, es independiente e idénticamente distribuida (i.i.d.) y tiene una distribución geométrica con una probabilidad de éxito igual a la tasa de cobertura α . Por tanto, la hipótesis nula de CC se puede expresar según la ecuación [7].

$$H_{0,CC}: E[M_j(d_i; \beta)] = 0, j = 1, \dots, p \quad [7]$$

donde p denota el número de momentos condicionados. Así la hipótesis nula UC se puede expresar según la ecuación [8], mientras que la hipótesis nula IND conforme a la ecuación [9]:

$$H_{0,UC}: E[M_1(d_i; \alpha)] = 0 \quad [8]$$

$$H_{0,IND}: E[M_j(d_i; \beta)] = 0, j = 1, \dots, p \quad [9]$$

La ecuación [9] muestra que la duración entre dos violaciones consecutivas tiene una distribución geométrica. Cabe destacar que la hipótesis UC no es válida si β no es igual a α .

Ahora bien, de acuerdo con Bontemps y Meddahi (2006) los polinomios ortonormales presentan la ventaja de que su matriz asintótica de covarianza es conocida. La matriz de pesos óptimos bajo los criterios del método generalizado de momentos (GMM, *Generalized Method of Moments*) es simplemente una matriz de identidad, en la cual $J_{CC}(p)$ denota la prueba estadística de CC asociada a los primeros p polinomios ortonormales. Suponiendo que el proceso de duración ($d_i = 1 < i$) es estacionario y ergódico la hipótesis nula de la cobertura condicionada $J_{CC}(p)$ se describe como:

$$J_{CC}(p) = \left(\frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{i=1}^N M(d_i; \alpha) \right)^T \left(\frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{i=1}^N M(d_i; \alpha) \right) \xrightarrow{d}_{N \rightarrow \infty} X^2(p) \quad [10]$$

donde $M(d_i; \alpha)$ representa un vector $(p, 1)$, cuyos componentes son los polinomios ortonormales $M_j(d_i; \alpha)$ para $j = 1, \dots, p$, y α indica la tasa de cobertura $\alpha\%$.

El estadístico de prueba para la UC, J_{UC} , se obtiene como un caso especial del estadístico J_{CC} , cuando sólo se considera el primer polinomio ortonormal, es decir, cuando $M(d_i; \alpha) = M_1(d_i; \alpha)$. Entonces J_{UC} es equivalente a $J_{CC}(1)$ obteniéndose la siguiente expresión:

$$J_{UC}(p) = \left(\frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{i=1}^N M_1(d_i; \alpha) \right)^2 \xrightarrow{d}_{N \rightarrow \infty} X^2(1) \quad [11]$$

Por último, el estadístico de IND, J_{IND} , se puede expresar según la ecuación [12]:

$$J_{INP}(p) = \left(\frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{i=1}^N M(d_i; \beta) \right)^T \left(\frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{i=1}^N M(d_i; \beta) \right) \xrightarrow{d}_{N \rightarrow \infty} X^2(p) \quad [12]$$

donde $M(d_i; \beta)$ denota un vector $(p, 1)$, cuyos componentes son los polinomios ortonormales $M_j(d_i; \beta)$ para $j = 1, \dots, p$ evaluada para una probabilidad de éxito igual a β .

Cabe destacar que todos los valores p que entrega este *test* están corregidos por medio del proceso optimizador de corrección de Dufour (Dufour, 2006).

ANÁLISIS DE RESULTADOS

Para el mejor análisis de los resultados se debe tener en cuenta la estadística descriptiva asociada a los periodos de proyección tanto para los índices bursátiles en moneda nacional y en dólares (véase el cuadro A2 del anexo) como de los tipos de cambio (véase el cuadro A3 del anexo). Para el primer periodo de proyección (periodo 1), se puede observar que la rentabilidad promedio no es homogéneamente positiva. La desviación estándar es menor en éste que en el de la crisis asiática (periodo 2), esto responde al hecho de que éste es de pre-crisis. Se observa una asimetría positiva en casi todos los índices salvo en el IPYC en dólares, en el Nasdaq y en el DJIA.

El segundo periodo, asociado a la crisis asiática, se caracteriza por una volatilidad mayor. Se observa en casi todas las series una asimetría negativa, salvo en el IGBC y el IPSA, ambos en dólares. También se advierte un comportamiento leptocúrtico en todas las series, cuestión que se repite en todos los periodos. El peso mexicano es menos volátil que en el periodo pre-crisis. En general, nuevamente los tipos de cambio tienen signo contrario en la simetría al compararlos con sus índices bursátiles. En el tercer periodo, asociado a la crisis *subprime*, se aprecia para los índices bursátiles un comportamiento similar al de la crisis asiática, con valores de desviación estándar similares. Con respecto al tipo de cambio, su volatilidad es mayor que en el periodo de crisis anterior, salvo en el nuevo sol peruano (PEN). Se observa que para tipos de cambio con volatilidades altas se tienen diferencias entre su índice en moneda nacional y en dólares, caso peso mexicano (MXN) y el IPYC.

Finalmente, en el cuarto periodo, asociado a la proyección en etapa volátil con una de formación volátil, la desviación estándar de las series de rentabilidad bursátil es inferior al periodo completo de crisis (periodo 3), lo cual está asociado a la recuperación que existió hacia el final de éste. Se observa un comportamiento asimétrico negativo y leptocúrtico en todas las series. Para el caso del tipo de cambio, se observa el mismo fenómeno, una menor volatilidad, mientras que la asimetría es positiva en todas las series, salvo en el peso colombiano (COP). Todas se comportan de forma leptocúrtica.

Los resultados del *backtest* aplicados a la proyección hecha por los diferentes modelos GARCH, HS y CAVIAR, para los periodos definidos de análisis, se observan en la cuadro 2. Para el periodo 1 se puede advertir que cinco de los mercados accionarios tienen modelos válidos, predominando el CAVIAR como el mejor modelo de ajuste. Este periodo no presenta una volatilidad muy alta de los tipos de cambio (salvo en el MXN), por lo que no es de extrañar que en los modelos válidos el Merval y el IPSA sean iguales tanto en moneda nacional como en dólar. En el caso del IGBC, hay que recordar que la data proyectora no es igual en número, ya que en dólares está disponible desde 1993, por lo tanto, no es sorpresa que difieran los resultados aún con un tipo de cambio con poca desviación estándar. Se observa que el IPYC y Bovespa presentan las mayores desviaciones estándar del periodo, las cuales podrían indicar que existe un límite superior con respecto a esta característica de las series para que sus proyecciones del VAR sean válidas. Con respecto al tipo de cambio, se observa que el peso chileno (CLP) y COP presentan modelos válidos, el peso argentino (ARS) no fue analizado dado su comportamiento de tipo de cambio fijo en el periodo en cuestión. Se destaca en esta etapa que dos tipos de cambio que no poseen modelos válidos son los más y menos volátiles dentro de la misma, lo que permite enunciar que hay un límite superior e inferior con respecto a la volatilidad de las variables para poder poseer modelos válidos en la proyección de su correspondiente VAR. Con respecto al PEN se observa que la hipótesis IND y UC en el GARCH fueron levemente rechazadas, lo que tendría al PEN dependiente al grado de confianza que se requiera en el *test* estadístico.

En el segundo periodo de análisis, asociado a la crisis asiática, existe una mayor volatilidad en general, lo cual genera diferencias en los resultados entre moneda nacional y dólar para el Bovespa. Viendo la estadística descriptiva de su moneda, está dentro de las más volátiles del periodo, por lo que podría justificar esa diferencia en los resultados de sus índices; mientras que el IPSA y el Merval, al igual

que en el periodo anterior, mantienen como modelo válido el *CAVIAR*, tanto para moneda nacional como en dólar. En este caso, la estadística descriptiva muestra diferencias entre el DJIA y el Nasdaq, explicadas por el periodo de crisis, el cual impactó de diversas maneras a los distintos sectores del mercado estadounidense, de hecho durante esta etapa reventó la burbuja puntocom. Ninguno de los dos índices, DJIA ni Nasdaq, presentan modelo válido en este periodo. Al analizar los *tests* (véase el cuadro A4 del anexo) se puede ver que la gran mayoría rechaza la hipótesis IND y no la UC como en los periodos anteriores. Esto indica que los *hits* (o violaciones) no se distribuyen en forma independiente, lo que se puede confirmar dado el periodo en el que se está. Cabe destacar que los índices IGBC e IGBVL presentan cero violaciones en algunos modelos, por lo cual confirman la tendencia suave de sus rentabilidades.

Por otra parte, ninguna moneda obtuvo modelos válidos en su proyección del var, lo que se puede explicar con su estadística descriptiva, ya que si bien existe una mayor variabilidad hay una mayor asimetría de las monedas de alta variabilidad. Es por ello que se cree que el BRL no logró obtener modelos válidos a pesar de su alta dispersión, ya que su coeficiente de asimetría es muy alto respecto a la media de las monedas.

El periodo asociado a la crisis *subprime* es más largo que el de la asiática. Se puede ver que en la primera existe un menor número de modelos válidos para los indicadores. Para el caso de las monedas, sólo el real brasileño y el nuevo sol peruano presentan modelos válidos, en ambos casos *CAVIAR*; y, en particular, para el real también el EGARCH.

El último periodo de análisis es el completo con crisis *subprime*, por ende de formación en crisis, donde aparece el modelo HS como válido en dos mercados, lo que indica que al tener una data proyectora más volátil, aumenta la probabilidad de que éste sea válido. El IGBC tiene dos modelos válidos, lo que demuestra que la alta desviación estándar de los datos proyectores entrega una mejor proyección del var.

Se observa una diferencia en la validez de los modelos entre los indicadores en moneda nacional y en dólar. Esto puede ser efecto de la volatilidad presentada en los datos proyectores del tipo de cambio, el cual puede traer divergencias entre ambos índices. Al analizar los *tests* de los indicadores en dólares, fallan levemente más en la hipótesis UC, lo que confirma la carencia o exceso de violaciones en el var.

CUADRO 2
Modelos válidos para índices bursátiles en moneda nacional y global (dólar)
y tipo de cambio según periodos de análisis

	Periodo 1	Periodo 2	Periodo 3	Periodo 4
Índices bursátiles				
Moneda nacional				
Bovespa		CAVIAR		
IGBC				CAVIAR/HS/EGARCH
IGBVL				EGARCH
IPSA	CAVIAR	CAVIAR		CAVIAR
IPYC				HS/EGARCH
Merval	CAVIAR	CAVIAR	EGARCH	EGARCH
Moneda global (dólar)				
Bovespa				
IGBC	CAVIAR			EGARCH
IGBVL				
IPSA	CAVIAR	CAVIAR		EGARCH
IPYC				EGARCH
Merval	CAVIAR/EGARCH	CAVIAR		CAVIAR/EGARCH
DJIA	CAVIAR/HS			
Nasdaq	CAVIAR			
Tipo de cambio				
Real brasileño			CAVIAR/EGARCH	
Peso colombiano	CAVIAR			EGARCH
Nuevo Sol peruano			CAVIAR	EGARCH
Peso chileno	CAVIAR/EGARCH			CAVIAR
Peso mexicano				CAVIAR
Peso argentino	*	*		

Notas: */ no aplica ya que parte del periodo tiene tipo de cambio fijo: 1 peso argentino por 1 dólar americano. En este cuadro se presentan sólo los modelos válidos para cada uno de los índices y tipo de cambio considerados en los seis periodos analizados. Para ser válido debe cumplir las pruebas UC, IND y CC.

CONCLUSIONES

Una vez analizados los resultados obtenidos por las proyecciones con las diferentes metodologías y los *backtest* se puede concluir que el CAVIAR es el método más acertado para usar con tipo de cambio independiente del periodo. Para las proyecciones de los mercados accionarios, el CAVIAR, junto con el modelo EGARCH, son los que tienen mayor cantidad de aciertos. Esto muestra que los modelos

paramétricos y los semiparamétricos tienen similitudes en sus cálculos, ambos tienen una componente autorregresiva.

La simulación histórica para los mercados y los periodos analizados tiene un desempeño muy deficiente. Sólo es acertada en el último periodo para dos índices bursátiles, en donde se nota una mayor variabilidad de los datos reales que cubren el periodo proyectado. El índice bursátil peruano y el peso mexicano sólo pudieron ser modelados en el último periodo.

En el de pre-crisis asiática existe una predominancia de los modelos *CAVIAR* en la proyección de los índices bursátiles, mientras que en el de pre-crisis *subprime* hay una homogeneidad de los *GARCH*. En este último periodo, para el caso de tipo de cambio, sólo aparece válido el *CAVIAR*.

En los de pre-crisis, la gran mayoría de las metodologías rechazó sólo el *test UC*, lo que indica un exceso o déficit de violaciones del *var* para llegar al nivel de 5% de confianza requerido, esto indica que existen límites en la desviación estándar de los datos a proyectar. En cuando al *test IND*, este se rechazó mayormente en los periodos de crisis, siendo explicado por las variables económicas móviles inherentes a cualquier periodo de crisis, las cuales son omitidas por estas metodologías.

Se observó la existencia de leptocurtosis en la mayoría de las series estudiadas, lo que respalda el uso de un modelo *GARCH* con una distribución *t-student* en sus errores.

Dado los resultados obtenidos, se observa la importancia de los datos históricos para el cálculo del riesgo futuro, tanto en crisis como en periodos normales. Este hecho puede ayudar en la estimación de la volatilidad al tomar alguna decisión de política económica, como puede ser intervenir el tipo de cambio o modificar la política monetaria (incentivo o desincentivo al ahorro), lo que agregado a las metodologías aprobadas puede entregar una estimación más certera de lo que ocurrirá en el futuro y resguardar así el riesgo al cual se pueden exponer los fondos. Con una regulación más ajustada se fortalece, entre otras, la industria bancaria y financiera, la industria de seguros y también la industria de la administración de fondos de pensiones.

La conclusión final es que, en general, la mejor de las tres metodologías para calcular el *var* de índices bursátiles y tipos de cambio latinoamericanos en los periodos analizados es el *CAVIAR*. En la actualidad, diversas normas de regulación de riesgo de fondos exigen el cálculo del *var* como métrica de control, pero

no en todas se define la metodología para su cálculo. Es en ese contexto que debiera aparecer el CAVIAR como metodología propuesta, ya que es esencial al momento de normar el riesgo de la administración de fondos, ya sea por bancos o instituciones financieras.

Esta síntesis, consideramos que es importante para los legisladores medir el riesgo cuando se enfrenten a proponer leyes en las cuales existan formas de acortarlo en las inversiones o regulaciones en las operaciones bancarias. También, desde el punto de vista de los agentes del mercado accionario y del mercado cambiario en Latinoamérica, es relevante para tomar sus decisiones riesgo-retorno, exposición de riesgo y formas de cubrirse de éste. Siempre la cuantificación del riesgo es necesaria para la toma de decisiones bajo incertidumbre, por lo cual este artículo contribuye a aumentar el conocimiento de este aspecto en la región.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Acerbi, C. y Tasche, D., 2002. On the Coherence of Expected Shortfall. *Journal of Banking & Finance*, 26(7), pp. 1487-503.
- Allen, D. y Singh, A., 2010. CAVIAR and the Australian Stock Markets: An appetizer. *Social Science Research Network*.
- Angelidis, T., Benos, A. y Degiannakis, S., 2004. The Use of GARCH Models in var Estimation. *Statistical Methodology*, 1(2), pp. 105-28.
- Bali, T., Mo, H. y Tang, Y., 2008. The Role of Autoregressive Conditional Skewness and Kurtosis in the Estimation of Conditional var. *Journal of Banking & Finance*, 32(2), pp. 269-82.
- Berkowitz, J., Christoffersen, P. y Pelletier, D., 2009. Evaluating Value-at-Risk Models with Desk-Level Data [en preparación]. *Management Science* [Publicado en línea en Articles in Advance] .
- Bollerslev T., 1986. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, pp. 307-27.
- Bontemps, C. y Meddahi, N., 2006. Testing Normality: A GMM approach. *Journal of Econometrics*, 124, pp. 149-86.
- Candelon, B.; G. Colletaz; C. Hurlin; y S. Tokpavi, 2011. Backtesting Value-at-Risk: A GMM duration-based test. *Journal of Financial Econometrics*, 9, pp. 314-43.
- Christoffersen, P., 1998. Evaluating Interval Forecasts. *International Economic Review*, 39, pp. 841-62.
- Christoffersen, P. y Pelletier, D. , 2004. Backtesting Value-at-Risk: A duration based approach. *Journal of Financial Econometrics*, 2(1), pp. 84-108.

- Danielsson, J. y de Vries, C., 2000. Value-at-Risk and Extreme Returns. *Annales d'Economie et de Statistique*, 2000, pp. 239-70.
- Dufour, J., 2006. Monte Carlo test with nuisance parameters: A general approach to finite sample inference and nonstandard asymptotics. *Journal of Econometrics*, 127(2), pp. 443-7.
- Dusak, K., 1973. Futures Trading and Inverstors Returns: And investigation of commodity market risk premiums. *Journal of Political Economy*, 81, pp. 1387-406.
- Embrechts, P., McNeil, A. y Straumann, D., 2002. Correlation and Dependence in Risk Management: Properties and Pitfalls. En: Dempster M.A.H. (ed). *Risk Management: Value at Risk and Beyond* [pp. 176-223]. Cambridge: Cambridge University Press.
- Engle, R., 1982. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of the United Kingdom Inflatons. *Econometrica*, 50, pp. 987-1008.
- Engle, R. y Bollerslev, T., 1986. Modelling the Persistence of Conditional Variances. *Econometric Reviews*, 5, pp. 1-50.
- Engle, R. y Manganelli, S., 1999. CAVIAR: Conditional Autoregressive Valueat-Risk by Regression Quantiles. [NBER Working Paper Series no. 7341]. *National Bureau of Economic Research* (NBER), Cambridge, MA. pp. 1-51.
- Engle, R. y Manganelli, S., 2001. Value at Risk Models in Finance. *European Central Bank Working Paper* no. 75, pp. 1-40.
- Engle, R. y Ng, V., 1993. Measuring and Testing the Impact of New On Volatility. *Journal of Finance*, 48, pp. 1749-78.
- Favre, L., y Galeano, J.A., 2002. Mean-modified Value-at-risk Optimization with Hedge Funds. *The Journal of Alternative Investments*, 5(2), pp. 21-5.
- Garbade, K., 1986. Assesing Risk and Capital Adequacy for Treasury Securities [Topics in Money and Securities Markets] *Bankers Trust*, Nueva York.
- Garbade, K., 1987. Assesing and Allocation Interest Rate Risk for Multi-sector Bond Portfolio Consolidated over Multiple Profits Centers [Topics in Money and Securities Markets]. Nueva York: Bankers Trust.
- Greene, W.H., 2002. *Econometric Analysis*. 5a edición. Nueva Jersey: Prentice Hall.
- Hull, J. y A. White, 1998. Incorporating Volatility Updating into the Historicla Simulation Method for Value at Risk. *Journal of Risk*, 1, pp. 5-19.
- Jeon, J. y Taylor, J., 2012. Using caviar Models with Implied Volatility for Value at Risk Estimation. *Journal of Forecasting* (en prensa).
- Jorion, P., 1997. Value at Risk: The new benchmark for managing financial risk. Segunda edición. Nueva York: McGraw-Hill.
- Koenker, R. y Bassett, G., 1978. Regression Quantiles. *Econometrica*, 46, pp. 33-50.
- Leavens, D., 1945. Diversification of Investments. *Trust and Estates*, 80 (5), pp. 469-73.
- Lietaer, B., 1971. Financial Management of Foreign Exchange: An operational technique to reduce risk. Cambridge, MA: MIT Press.

- Lintner, J., 1965. The Valuation of Risk Assets and the Selection of Risky Investments in Stock Portfolios and Capital Budgets. *Reviews of Economics and Statistics*, 47, pp. 13-37.
- Markowitz, H., 1952. Portfolio Selection. *Journal of Finance*, 7 (1), pp. 77-91.
- Metropoli, N., y Ulam, S., 1949. The Monte Carlo Method. *Journal of American Statistical Association*, 44, pp. 335-41.
- Mossin, J., 1966. Equilibrium in a Capital Asset Market. *Econometrica*, 34, pp. 768-83.
- Nelson, B.D., 1991. Conditional Heterocedasticity in Asset Returns: A new approach. *Econometrica*, 59(2), pp. 347-70.
- Roy, A., 1964. Safety First and the Holding of Assets. *Econometrica*, 20(3), pp. 431-49.
- Sharpe, W., 1964. Capital Asset Prices: A theory of market equilibrium under condition of risk. *Journal of finance*, 19(3), pp. 425-42.
- So, M. y Yu, P., 2006. Empirical Analysis of GARCH Models in Value at Risk Estimation. *International Financial Markets, Institutions and Money*, 16, pp. 180-197.
- Tobin, J., 1958. Liquidity Preference as Behavior Towards Risk. *The Review of Economic Studies*, 25, pp. 65-86.
- Treynor, J., 1961. Towards a Theory of Market Value of Risky Assets [manuscrito no publicado].

ANEXO

CUADRO A1
Periodos de formación y de proyección
para las etapas analizadas

Periodo	Formación	Proyección	Objetivo
Periodo 1	ene-90 : dic-94	ene-95 : dic-96	Periodo pre-crisis
Periodo 2	ene-91 : dic-96	ene-97 : dic-99	Proyección crisis asiática
Periodo 3	ene-00 : dic-07	ene-08 : may-12	Proyección crisis <i>subprime</i>
Periodo 4	ene-07 : may-10	jun-10 : may-12	Formación y proyección en crisis

Nota: en este cuadro se detallan los periodos de análisis de este estudio, distinguiendo los periodos de formación y de proyección de cada uno. También se incluye el objetivo o caracterización para sus conclusiones.

CUADRO A2
Estadística descriptiva de índices bursátiles para periodos de proyección

	Bovespa			IGBC			IGBVL			IPSA			IPYC			Merval			Nasdaq			DJIA		
	BRL	EE.UU.	COP	EE.UU.	PEN	EE.UU.	CLP	EE.UU.	MXN	EE.UU.	ARS	EE.UU.	EE.UU.	MXN	EE.UU.	ARS	EE.UU.	EE.UU.	EE.UU.	EE.UU.	EE.UU.	EE.UU.	EE.UU.	EE.UU.
Periodo 1																								
Promedio (%)	0.091	0.049	-0.011	-0.050	0.004	-0.031	-0.019	-0.028	0.072	-0.009	0.067	0.070	0.113	0.109										
Desviación estándar (%)	2.757	2.817	0.932	0.987	1.593	1.673	1.278	1.362	1.866	2.553	2.398	2.407	0.908	0.649										
Asimetría	1.09	1.09	0.41	0.00	0.25	0.23	0.84	0.75	0.29	-0.83	0.05	0.07	-0.70	-0.58										
Curtosis	14.57	15.54	5.03	5.24	9.69	10.02	10.28	9.40	6.55	10.23	6.01	6.07	5.18	5.32										
Periodo 2																								
Promedio (%)	0.098	0.018	0.023	-0.063	0.032	-0.010	0.019	-0.015	0.084	0.061	-0.022	-0.022	0.126	0.071										
Desviación estándar (%)	3.214	3.275	1.382	1.520	1.297	1.369	1.487	1.565	2.006	2.104	2.432	2.436	1.549	1.167										
Asimetría	0.62	-0.19	0.48	0.18	-0.26	-0.41	0.29	0.17	-0.03	-0.39	-0.77	-0.77	-0.52	-0.54										
Curtosis	15.26	8.18	10.67	9.95	6.91	7.58	7.62	7.70	10.83	9.76	9.26	9.30	5.84	7.33										
Periodo 3																								
Promedio (%)	-0.006	-0.015	0.029	0.037	0.025	0.035	0.026	0.009	0.007	-0.026	0.007	-0.026	0.013	-0.002										
Desviación estándar (%)	2.112	2.795	1.314	1.560	2.040	2.174	1.579	2.126	2.176	2.205	2.176	2.205	1.818	1.597										
Asimetría	0.05	-0.24	-0.51	-0.62	-0.46	-0.39	0.22	0.01	-0.60	-0.61	-0.60	-0.61	-0.19	-0.01										
Curtosis	9.41	11.32	9.92	6.91	10.26	10.41	8.81	9.67	7.76	7.98	7.76	7.98	7.67	9.50										
Periodo 4																								
Promedio (%)	-0.032	-0.051	0.034	0.049	0.081	0.096	0.030	0.047	0.041	0.035	0.005	-0.022	0.055	0.051										
Desviación estándar (%)	1.395	1.809	1.097	1.220	1.677	1.754	1.103	1.343	1.053	1.500	1.761	1.758	1.369	1.126										
Asimetría	-0.51	-0.64	-0.26	-0.54	-1.13	-1.08	-0.59	-1.03	-0.59	-0.75	-0.70	-0.70	-0.44	-0.48										
Curtosis	6.18	5.41	4.31	4.06	13.84	13.47	10.50	9.40	7.04	7.02	7.48	7.47	5.96	6.35										

Notas: EE.UU.: Estados Unidos; BRA: real brasilero; COP: peso colombiano; PEN: nuevo sol peruano; CLP: peso chileno; MXN: peso mexicano; ARS: peso argentino. Se presentan los indicadores estadísticos que caracterizan las diferentes series de los índices bursátiles examinados, clasificados por los periodos de análisis. La estadística descriptiva está realizada para los índices bursátiles expresados tanto en moneda local como en moneda global (dólar americano).

CUADRO A3
Estadística descriptiva de tipo de cambio
para periodos de proyección

	ARS	BRL	CLP	COP	MXN	PEN
Periodo 1						
Promedio (%)		0.0413	0.0101	0.0393	0.0784	0.0346
Desviación estándar (%)		0.2600	0.3685	0.3010	1.9483	0.2790
Asimetría		1.60	0.25	0.39	1.39	-0.04
Curtosis		16.76	6.33	7.08	21.30	6.19
Periodo 2						
Promedio (%)		0.0733	0.0289	0.0857	0.0255	0.0406
Desviación estándar (%)		0.9898	0.3572	0.5588	0.6795	0.3656
Asimetría		2.95	0.64	1.13	0.69	-0.19
Curtosis		50.55	12.50	15.49	18.78	52.46
Periodo 3						
Promedio (%)	0.0322	0.0121	0.0039	-0.0085	0.0242	-0.0092
Desviación estándar (%)	0.1835	1.1238	0.8166	0.8873	0.9114	0.3537
Asimetría	1.94	0.38	0.66	-0.12	0.87	0.31
Curtosis	38.05	15.20	7.36	8.54	16.98	15.34
Periodo 4						
Promedio (%)	0.0267	0.0215	-0.0043	-0.0154	0.0202	-0.0097
Desviación estándar (%)	0.0698	0.7596	0.6657	0.5460	0.8028	0.1747
Asimetría	0.81	0.60	1.23	-0.26	1.05	0.11
Curtosis	6.60	6.63	9.82	9.89	23.93	15.14

Nota: se presentan los indicadores estadísticos que caracterizan las diferentes series de tipos de cambio considerados, clasificados por los periodos de análisis.

CUADRO A4
Mínimos p -valor para cada una de las pruebas realizadas

Mínimos p -valor para pruebas de índices bursátiles en moneda nacional								
<i>Índices bursátiles</i>	<i>Periodo 1</i>		<i>Periodo 2</i>		<i>Periodo 3</i>		<i>Periodo 4</i>	
Bovespa								
CAVIaR	0.000	0.000	0.162	0.102	0.004	0.000	0.000	0.000
EGARCH	0.115	0.047	0.022	0.220	0.005	0.000	0.006	0.003
HS	0.001	0.002	0.000	0.000	0.012	0.004	0.203	0.078
IGBC								
CAVIaR	0.007	0.005	0.008	0.000	0.002	0.645	0.458	0.218
EGARCH	0.006	0.006	0.001	0.000	0.011	0.006	0.805	0.464
HS	0.019	0.009	0.005	0.000	0.002	0.000	0.305	0.288
IGBVL								
CAVIaR	0.005	0.001	0.025	0.007	0.015	0.013	0.032	0.075
EGARCH	0.002	0.030	0.005	0.004	0.006	0.001	0.206	0.594
HS	0.002	0.001	0.000	0.000	0.006	0.000	0.004	0.000
IPSA								
CAVIaR	0.919	0.408	0.192	0.708	0.000	0.000	0.551	0.302
EGARCH	0.229	0.090	0.013	0.006	0.001	0.008	0.146	0.023
HS	0.001	0.001	0.003	0.000	0.018	0.011	0.012	0.000
IPYC								
CAVIaR	0.006	0.002	0.001	0.002	0.073	0.019	0.000	0.022
EGARCH	0.215	0.088	0.066	0.044	0.030	0.574	0.208	0.190
HS	0.003	0.001	0.016	0.002	0.000	0.000	0.195	0.107
Merval								
CAVIaR	0.569	0.598	0.497	0.336	0.015	0.006	0.108	0.041
EGARCH	0.197	0.083	0.044	0.045	0.199	0.636	0.528	0.314
HS	0.001	0.000	0.006	0.001	0.019	0.008	0.072	0.017

Nota: se presenta para cada índice bursátil, en su análisis de moneda local, el mínimo p -valor para cada prueba UC e IND. Si el mínimo p -valor es mayor que 10%, no se puede rechazar la hipótesis nula. Si ambas pruebas no se rechazan, se da como válido el modelo para el índice estudiado y en el periodo particular.

CUADRO A4, continuación...

Mínimos p -valor para pruebas de índices bursátiles en moneda global								
Índices bursátiles	Periodo 1		Periodo 2		Periodo 3		Periodo 4	
Bovespa								
CAVIAR	0.000	0.000	0.086	0.031	0.001	0.000	0.000	0.002
EGARCH	0.000	0.000	0.017	0.006	0.034	0.028	0.165	0.080
HS	0.001	0.003	0.003	0.000	0.001	0.000	0.023	0.005
IGBC								
CAVIAR	0.104	0.205	0.023	0.024	0.034	0.085	0.002	0.002
EGARCH	0.206	0.092	0.007	0.014	0.008	0.038	0.231	0.362
HS	0.025	0.014	0.009	0.002	0.000	0.000	N/A	N/A
IGBVL								
CAVIAR	0.000	0.003	0.004	0.005	0.003	0.599	0.007	0.015
EGARCH	0.000	0.001	0.000	0.001	0.012	0.003	0.030	0.185
HS	0.000	0.002	0.000	0.000	0.000	0.000	0.003	0.002
IPSA								
CAVIAR	0.556	0.236	0.291	0.220	0.001	0.004	0.035	0.046
EGARCH	0.016	0.238	0.001	0.016	0.000	0.010	0.882	0.427
HS	0.001	0.001	0.009	0.003	0.004	0.000	0.017	0.001
IPYC								
CAVIAR	0.037	0.295	0.087	0.036	0.114	0.078	0.034	0.026
EGARCH	0.057	0.103	0.091	0.037	0.008	0.277	0.284	0.171
HS	0.000	0.002	0.019	0.004	0.021	0.004	0.028	0.009
Merval								
CAVIAR	0.752	0.541	0.585	0.371	0.022	0.012	0.164	0.140
EGARCH	0.193	0.220	0.033	0.035	0.014	0.082	0.157	0.139
HS	0.001	0.000	0.006	0.001	0.009	0.003	0.110	0.044
DJIA								
CAVIAR	0.571	0.505	0.000	0.035	0.000	0.000	0.248	0.075
EGARCH	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001
HS	0.286	0.119	0.056	0.020	0.016	0.011	0.006	0.001
Nasdaq								
CAVIAR	0.183	0.236	0.000	0.094	0.022	0.036	0.084	0.047
EGARCH	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001
HS	0.106	0.018	0.061	0.029	0.000	0.000	0.002	0.001

Nota: se presenta para cada índice bursátil, en su análisis de moneda global, el mínimo p -valor para cada prueba UC e IND. Si el mínimo p -valor es mayor que 10%, no se puede rechazar la hipótesis nula. Si ambas pruebas no se rechazan, se da como válido el modelo para el índice estudiado y en el periodo particular.

CUADRO A4, continuación...

Mínimos p -valor para pruebas de tipos de cambio latinoamericanos

Tipo de cambio	Periodo 1		Periodo 2		Periodo 3		Periodo 4	
	UC	IND	UC	IND	UC	IND	UC	IND
Real brasileño								
CAVIAR	0.000	0.000	0.064	0.026	0.845	0.421	0.000	0.000
EGARCH	0.000	0.000	0.000	0.000	0.924	0.406	0.000	0.000
HS	0.000	0.000	0.007	0.001	0.000	0.000	0.001	0.000
Peso colombiano								
CAVIAR	0.294	0.171	0.000	0.223	0.145	0.092	0.000	0.000
EGARCH	0.543	0.010	0.086	0.271	0.021	0.011	0.278	0.101
HS	0.025	0.002	0.018	0.005	0.015	0.008	0.038	0.020
Nuevo sol peruano								
CAVIAR	0.001	0.001	0.000	0.000	0.381	0.203	0.001	0.002
EGARCH	0.002	0.265	0.000	0.000	0.019	0.008	0.517	0.186
HS	0.000	0.001	0.004	0.002	0.000	0.000	0.031	0.007
Peso chileno								
CAVIAR	0.605	0.399	0.017	0.006	0.006	0.134	0.187	0.104
EGARCH	0.193	0.116	0.001	0.008	0.006	0.389	0.005	0.081
HS	0.000	0.000	0.007	0.001	0.009	0.001	0.033	0.014
Peso mexicano								
CAVIAR	0.000	0.051	0.190	0.060	0.004	0.900	0.263	0.124
EGARCH	0.000	0.000	0.000	0.000	0.040	0.017	0.012	0.001
HS	0.000	0.000	0.147	0.066	0.000	0.000	0.009	0.001
Peso argentino								
CAVIAR					0.000	0.000	0.000	0.000
EGARCH					0.000	0.000	0.000	0.000
HS					0.000	0.000	0.052	0.065

Nota: se presenta para cada tipo de cambio, el mínimo p -valor para cada prueba UC e IND. Si el mínimo p -valor es mayor que 10%, no se puede rechazar la hipótesis nula. Si ambas pruebas no se rechazan, se da como válido el modelo para el tipo de cambio estudiado y en el periodo particular.