

Valor en Riesgo: Evaluación del desempeño de diferentes metodologías para 7 países latinoamericanos

Por:

Julio Cesar Alonso

Mauricio Alejandro Arcos

No. 8, Agosto 2006

BORRADORES DE ECONOMÍA Y FINANZAS

Editor

Jhon James Mora

Jefe, Departamento de Economía

jjmora@icesi.edu.co

Asistente de edición

Stephanie Vergara Rojas

Gestión editorial

Departamento de Economía – Universidad ICESI

Contenido:

1.- Introducción.....	3
2.- Cálculo del Valor en Riesgo.....	4
2.1.- Aproximación paramétrica.....	6
2.2.- Aproximación no-paramétrica.....	8
2.3.- Aproximación semi-paramétrica.....	9
3.- Evaluación empírica. El diseño del ejercicio.....	10
3.1.- Datos.....	10
3.2.- Proceso de Estimación.....	12
3.3.- Evaluación del Ajuste.....	13
4.- Resultados.....	15
5.- Comentarios Finales.....	24
6.- Referencias.....	25
Anexo 1. Gráficos de Probabilidad Normal (q-q plot o Normal Probability Plot).....	27

27 páginas

ISSN 1900-1568

Primera edición, septiembre de 2006

VALOR EN RIESGO: EVALUACIÓN DEL DESEMPEÑO DE DIFERENTES METODOLOGÍAS PARA 7 PAÍSES LATINOAMERICANOS.

Julio Cesar Alonso¹

Mauricio Alejandro Arcos²

Resumen: Este documento evalúa el comportamiento de diferentes métodos (paramétrico, no paramétricos y semi-paramétricos) para estimar el VaR (valor en riesgo) de un portafolio representativo para 7 países latinoamericanos. El cálculo del VaR implica la estimación del *i*-ésimo percentil de la distribución del valor futuro del valor de un portafolio. Los resultados no muestran la existencia de un método que se comporte mejor que los demás. Con un nivel de confianza del 95% los modelos paramétricos que emplean el EWMA se desempeñan en general bien así como con el TGARCH, pero estos modelos tienen un comportamiento pobre cuando la significancia considerada es del 1%.

Abstract: This paper evaluates the performance of different parametric and semi-parametric methods, as well as the historical simulation method, to estimate the next-trading-day VaR of 7 representative portfolios for 7 different Latin American countries. It is found that there is not a single model that outperforms the others. For a 95% confident level, parametric models with EWMA and TGARCH specification to update the volatility outperforms the others. On the other hand, those models over-estimate the "true" VaR for a 99% confidence level.

Palabras claves: Valor en Riesgo, GARCH, TGARCH, EWMA, Simulación Histórica, Backtesting., Latino América, Aproximación Paramétrica, Filtrado Histórico.

Clasificación JEL: C22; C52; C53; G15

¹ Director Centro de Investigaciones en Economía y Finanzas de la Universidad Icesi (CIENFI). Profesor tiempo completo. E-mail: jcalonso@icesi.edu.co

² Asistente de investigación CIENFI. Estudiante Economía y Negocios Internacionales Icesi.

1.- Introducción

La gerencia del riesgo se ha convertido en uno de los temas más importantes para las instituciones financieras, no financieras, reguladoras y académicas. Este interés ha llevado al centro de la discusión académica y regulatoria las mediciones de riesgo de mercado.

El Valor en Riesgo (VaR por su nombre en inglés) se ha convertido en una de las herramientas más empleadas para la medición de riesgo tanto por reguladores, agentes y académicos. Una de las razones para esta popularidad es la sencillez del concepto y en especial lo intuitivo de su interpretación, al ser ésta la medida (estimación) de la máxima pérdida posible para un horizonte de tiempo y un nivel de significancia determinados, bajo circunstancias consideradas como "normales" en el mercado.

Esta popularidad data desde principios de los 80 cuando las principales firmas financieras de los países desarrollados empleaban el VaR como medida del riesgo de sus portafolios. Pero a mediados de los 90 esta popularidad se potencializa por el interés de los reguladores en el VaR como medida de riesgo. En abril de 1995 el Comité de Basilea para la Supervisión Bancaria propuso permitir a los bancos calcular sus requerimientos de capital para cubrir su riesgo de mercado por medio de sus propios modelos VaR. En junio de ese mismo año, la Reserva Federal de los Estados Unidos adopta una medida similar. En diciembre de ese mismo año, la US Securities and Exchange Commission inicio la discusión de una propuesta de emplear medidas de riesgo corporativo, entre las cuales se incluían el VaR. Después de la segunda mitad de los 90 el VaR se popularizó en el mundo como medida del riesgo de mercado de activos o portafolios.

Si bien el concepto detrás del VaR es muy sencillo, el cálculo de éste no lo es, pues implica en la mayoría de casos suponer el comportamiento de la distribución de los rendimientos. Algunas aplicaciones implican suponer una distribución normal con varianza constante de los rendimientos, mientras que otras implican mantener el supuesto de la distribución pero permitiendo que la varianza se actualice periodo tras período.

Este documento evalúa el comportamiento predictivo de 5 métodos de cálculo de estimación del VaR para los portafolios representativos de 7 países latinoamericanos. Para tal fin, se emplean los rendimientos de los índices de Bolsa de Argentina, Brasil, Colombia, Chile, México, Perú y Venezuela. El documento está organizado de la siguiente manera, la primera parte corresponde a esta breve introducción. La segunda discute rápidamente los métodos a emplear para la estimación del VaR. La tercera sección discute los cálculos realizados, así como los métodos que se emplearán para su evaluación. La tercera parte resume los resultados obtenidos.

2.- Cálculo del Valor en Riesgo

En esta sección se presentará una breve revisión y clasificación de diferentes métodos que se emplearán más adelante para el cálculo del VaR para el siguiente día. El Valor en Riesgo se define como la máxima pérdida esperada en un portafolio con cierto nivel de confianza en un determinado periodo de tiempo. Específicamente, el VaR para el siguiente período de negociaciones dada la información disponible en el actual periodo ($VaR_{t+1|t}$) esta definido por:

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

Donde z_{t+1} representa el cambio (o rendimiento) futuro en el valor del portafolio en un periodo de tiempo determinado y α es uno menos el nivel de confianza del VaR. Ciertamente, la implementación de VaR depende de los supuestos subyacentes sobre la serie de los retornos.

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

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

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

Así, si bien la interpretación e idea detrás del VAR es muy sencilla, su cálculo no lo es. El cálculo del VaR depende crucialmente de dos supuestos respecto al comportamiento de z_{t+1} : su volatilidad (desviación estándar σ) y su distribución $F(\cdot)$.

Como se mencionó, existen varias aproximaciones metodológicas para la estimación del VaR que básicamente se clasifican en: i) aproximación por medio de la matriz de varianzas y covarianzas o aproximación paramétrica; ii) la simulación histórica o aproximación no-paramétrica, y, iii) la semiparamétrica que incluye entre otras la aproximación por medio de la teoría del valor extremo y la simulación histórica filtrada. En las siguientes secciones se describirán rápidamente estas aproximaciones.

2.1.- Aproximación paramétrica.

Esta aproximación implica suponer una determinada función de distribución (y por tanto $F(\cdot)$) y el comportamiento del parámetro que la caracteriza (σ). Un hecho estilizado muy documentado sobre los rendimientos de activos es la presencia de varianza grupal (volatility clustering)³; en otras palabras, la volatilidad no es constante y por tanto σ dependerá del tiempo (σ_{t+1}). Teniendo en cuenta este hecho estilizado, el VaR de un portafolio puede ser entonces estimado usando la siguiente expresión

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

Donde σ_{t+1} es la desviación estándar condicional a la información disponible en el periodo t.

Retornado a la distribución de los rendimientos, un supuesto común es que los retornos diarios se distribuyen normalmente, y por tanto $F(\alpha)$ corresponde simplemente al cuantil apropiado de la distribución normal estándar. A pesar de que el supuesto de normalidad simplifica ampliamente los cálculos del VaR, esto implica un costo relativamente alto, pues hay amplia evidencia que sustenta que las rentabilidades diarias si bien siguen una distribución acampanada y simétrica, poseen un alto grado de leptocurtosis⁴ (colas pesadas).

De esta manera, dado el supuesto en torno a la distribución de los rendimientos, será necesario determinar un comportamiento de la volatilidad. El modelo más simple para determinar σ_{t+1} es el promedio móvil ponderado exponencialmente o proceso EWMA, por sus siglas en inglés.

³ Cont (2001) y Alonso y Arcos (2005))

⁴ Cuando las rentabilidades son leptocurticas, el uso de una distribución normal subestima la probabilidad de las rentabilidades en los extremos; y por tanto, se generaran estimaciones del VaR que son por lo general muy pequeñas. Una opción es asumir que la distribución de los rendimientos sigue una distribución t.

El EWMA implica que la varianza del periodo siguiente como un promedio ponderado de la varianza actual y el rendimiento actual al cuadrado (z_t^2).

$$\sigma_{t+1}^2 = \lambda \sigma_t^2 + (1 - \lambda) z_t^2 \quad (4)$$

Donde λ representa el factor de decaimiento que asigna la influencia en la volatilidad actual de la varianza del período anterior⁵.

Como lo demuestran Guermant y Harris (2002), la estimación de la varianza condicional por el método del EWMA es un caso especial de un modelo de GARCH⁶ (Engle (1982) y Bollerslev (1986)). El modelo GARCH (1,1) para la varianza condicional de las rentabilidades viene dado por la siguiente expresión.

$$\sigma_{t+1}^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_t^2 + \alpha_2 z_t^2 \quad (5)$$

Donde, α_1 y α_2 son parámetros a ser estimados⁷. Dado el supuesto de la distribución de las rentabilidades, las estimaciones de los parámetros del modelo (5) se pueden encontrar por medio del método de máxima verosimilitud.

Una extensión del modelo GARCH para modelar la volatilidad de los rendimientos es el TGARCH(1,1) (Treshold GARCH). Este tipo de modelo intenta capturar la presencia de comportamientos asimétricos en la varianza; es decir, a rentabilidades negativas (o por debajo de su media histórica) se asignan mayores varianzas condicionales con respecto a rentabilidades

⁵ JP Morgan emplea en su RiskMetrics® un λ de 0.94 para datos diarios y 0.97 para datos mensuales.

⁶ De la sigla inglesa Generalized Autoregressive Condicional Heteroscedasticity

⁷ Note que cuando $\alpha_0 = 0$ y $\alpha_2 = 1 - \alpha_1$, esto reduce el GARCH(1,1) a el modelo EWMA y es conocido como un modelo GARCH integrado o IGARCH.

positivas. En este caso el modelo que describe la varianza condicional (σ_{t+1}^2) se supone seguirá el siguiente patrón:

$$\sigma_{t+1}^2 = \alpha_0 + \beta_1 \sigma_t^2 + \alpha_1 z_t^2 + \gamma d_t z_t^2 \quad (6)$$

Donde,

$$d_t = \begin{cases} 1 & z_t < 0 \\ 0 & z_t \geq 0 \end{cases} \quad (7)$$

Este modelo pretende capturar el mayor riesgo asociado a rendimientos negativos que positivos.

Existen muchas más extensiones a los modelos GARCH, sin embargo, hay poca evidencia que permita afirmar que alguno de esos modelos aporta una mejora significativa sobre el GARCH (1,1) (para una mayor discusión ver Hendricks (1996)). Adicionalmente, en el contexto del VaR, la evidencia empírica sugiere pocas razones por la cuales elegir entre el modelo GARCH (1,1) y el EWMA.

Para resumir, esta aproximación implica emplear (3), asumir una distribución para los rendimientos y por tanto una $F(\cdot)$ (frecuentemente se asume que dicha distribución es normal o t) y una manera para actualizar la varianza condicional (σ_{t+1}) que frecuentemente puede ser un modelo EWMA, GARCH, TGARCH, etc.

2.2.- Aproximación no-paramétrica

Esta aproximación no emplea ningún supuesto sobre la distribución de los rendimientos, ni supone ningún tipo de comportamiento de los parámetros. Una de las aproximaciones no paramétricas más

empleadas es la Simulación Histórica (SH). Esta aproximación implica emplear los retornos históricos para derivar el VaR por medio del percentil empírico de la distribución muestral. Lo anterior equivale a la siguiente expresión

$$VaR_{t+1|t}^{SH} = Percentil \left\{ \{z_t\}_{t=1}^n, \alpha 100 \right\} \quad (8)$$

Es decir, la SH asume que la distribución de los rendimientos futuros es bien descrita por la distribución histórica de los rendimientos. Dado que no se supone ninguna distribución específica (como la normal o la t) y que emplea las realizaciones de los rendimientos, este método tiene en cuenta posibles distribuciones no-normales y colas pesadas; sin embargo, no tiene en cuenta la posibilidad de una volatilidad condicional. Finalmente, es importante anotar, que si bien está aproximación aparentemente no implica supuesto alguno sobre la distribución de los rendimientos, de hecho si está suponiendo que la distribución es constante y por tanto la volatilidad.

2.3.- Aproximación semi-paramétrica

La aproximación paramétrica implica el supuesto crucial de la distribución de los rendimientos, pero permite considerar las innovaciones en la varianza. Por otro lado, la aproximación no paramétrica no necesita suponer una distribución, pero no permite actualizar la volatilidad. Existe una aproximación que permite combinar la aproximación paramétrica y no paramétrica denominada Simulación Historia Filtrada (SHF) propuesto por Hull and White (1998.) y Barone-Adesi *et al* (1999). Esta aproximación responde a los requerimientos de colas pesadas (ver Barone -Adesi y Giannopoulos (2001) para una discusión del tema) y actualización de la varianza. En este caso el VaR es calculado como:

$$VaR_{t+1|t}^{SHF} = Percentil \left\{ \{\varepsilon_t\}_{t=1}^n, \alpha 100 \right\} \sigma_{t+1} \quad (9)$$

Donde tanto ε_t y σ_{t+1} son generados a partir de un modelo de comportamiento de la volatilidad, como por ejemplo un modelo GARCH (1,1).

3.- Evaluación empírica. El diseño del ejercicio.

En la sección anterior se describieron diferentes métodos para la estimación del VaR: i) tres métodos paramétricos (EWMA, GARCH(1,1) TGARCH(1,1) bajo el supuesto de una distribución normal o t de los rendimientos), ii) uno no-paramétrico (SH) y iii) uno semi-paramétrico (SHF). En esta sección generaremos, para cada uno de estos métodos, pronósticos de VaR, fuera de muestra, del siguiente día para portafolios representativos de siete países latinoamericanos.

3.1.- Datos

Los datos empleados corresponden a las rentabilidades diarias continuas calculadas para 7 índices de Bolsa de países latinoamericanos: Argentina, Brasil, Colombia, Chile, México, Perú y Venezuela. (El tamaño y cobertura de las muestras es diferente para cada uno de esos países) En especial los índices empleados corresponden a: Merval (Argentina), IBRX (Brasil), SIPSA (Chile), IGBC (Colombia), Índice de Precios y Cotizaciones (México), IGVBL (Perú) e Índice Bursátil de Caracas (Venezuela). Dichos datos fueron obtenidos a partir de la base de datos Económica., omitiendo los fines de semana y festivos. La Tabla 1 muestra el resumen estadístico para las siete series.

Tabla 1. Resumen estadístico de los datos empleados.

	Argentina	Brasil	Chile	Perú
Periodo	10/19/1989- 2/21/2005	12/28/1995- 2/21/2005	1/2/1989- 2/8/2005	1/2/1986- 2/21/2005
Observaciones	3797	2264	2085	4767
Minimo	-0,756935	-0,156161	-0,672344	-0,09670542
Maximo	0,290002	0,241089	0,182221	0,1435146
Media	0,001140	0,000927	0,000590	0,003457413
Varianza	0,001118	0,000412	0,000869	0,000321448
Error estandar	0,033442	0,020295	0,029474	0,01792897
Coeficiente de Asimetria	-2,206685	0,207378	-5,566017	1,139414
Curtosis	76,067	15,045	135,680	6,124307
Jarque-Bera	919521,4 ***	21413,34 ***	1613203 ***	8491,296

*** Se puede rechazar la Hipótesis nula de Normalidad con un 99% de confianza

Tabla 1. Resumen estadístico de los datos empleados. (Cont.)

	Colombia	Mexico	Venezuela
Periodo	1/2/1991- 2/21/2005	6/12/1985- 2/21/2005	10/31/1990- 2/21/2005
Observaciones	3431	4923	3426
Minimo	-0.082460	-0.2024266	-0.1080454
Maximo	0.117345	0.2358231	0.2006183
Media	0.001104	0.00161472	0.001146983
Varianza	0.000154	0.00038665	0.000358324
Error estandar	0.012421	0.01966351	0.01892944
Coeficiente de Asimetria	1.005419	-0.5376148	0.8250648
Curtosis	10.439	16.9843	10.51746
Jarque-Bera	16179.8 ***	59465.6 ***	16203.32 ***

*** Se puede rechazar la Hipótesis nula de Normalidad con un 99% de confianza

Como era de esperarse, y corroborando los hechos estilizados del comportamiento de los rendimientos, no existe evidencia a favor de la normalidad de la rentabilidad diaria. En el Anexo 1 se presenta otra medida de normalidad, el q-q plot o gráfico de probabilidad normal, en todos los casos es evidente la presencia de colas más pesadas que lo esperado bajo una distribución normal. Hecho que es corroborado por la curtosis de las series (todas son leptocurticas).

También existe alguna evidencia de asimetría, aunque como lo puntualizan Guermant y Harris (2002), en presencia de exceso de curtosis dicha asimetría es difícil de interpretar.

3.2.- Proceso de Estimación

Para cada una de las series se emplea una ventana móvil de mil observaciones para la estimación del VaR de acuerdo a cada uno de los 18 modelos paramétricos relacionados en la Tabla 2. Así mismo se estimó el modelo de simulación histórica ($VaR_{t+1|t}^{SH}$) y 16 modelos semiparamétricos de simulación histórica filtrada. En el caso de los cálculos semiparamétricos, se emplea los mismos 18 modelos para actualizar la varianza empleados para el caso paramétrico a excepción de aquellos que suponían una distribución t.

Tabla 2. Los 18 modelos paramétricos empleados para la estimación del VaR.

<i>Notación</i>	<i>Supuesto de la distribución de los rendimientos</i>	<i>Modelo para la actualización de la volatilidad</i>
$VaR_{t+1 t}^{EWMA(\lambda)}$	Normal	EWMA $\sigma_{t+1}^2 = \lambda \sigma_t^2 + (1 - \lambda) z_t^2$, para $\lambda = 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.91, 0.92, \dots, 0.99$
$VaR_{t+1 t}^{GARCH(NORMAL)}$	Normal	GARCH(1,1) $\sigma_{t+1}^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_t^2 + \alpha_2 z_t^2$
$VaR_{t+1 t}^{GARCH(Dn\ t)}$	Distribución t	GARCH(1,1) $\sigma_{t+1}^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_t^2 + \alpha_2 z_t^2$
$VaR_{t+1 t}^{TGARCH(NORMAL)}$	Normal	TGARCH(1,1) $\sigma_{t+1}^2 = \alpha_0 + \beta_1 \sigma_t^2 + \alpha_1 z_t^2 + \gamma d_t z_t^2$ donde $d_t = 1$ si $z_t < 0$ y $d_t = 0$ si $z_t \geq 0$
$VaR_{t+1 t}^{TGARCH(Dn\ t)}$	Distribución t	TGARCH(1,1) $\sigma_{t+1}^2 = \alpha_0 + \beta_1 \sigma_t^2 + \alpha_1 z_t^2 + \gamma d_t z_t^2$ donde $d_t = 1$ si $z_t < 0$ y $d_t = 0$ si $z_t \geq 0$

Una vez generado el pronóstico fuera de muestra para el periodo t+1, la ventana de mil observaciones es movida para generar el siguiente pronóstico y así sucesivamente hasta agotar la muestra total.

3.3.- Evaluación del Ajuste

Evaluar la bondad de ajuste de nuestros diferentes modelos para el cálculo del VaR no es una tarea trivial. Dado que la realización del VaR en el periodo t+1 no es observable, pues solo contamos con una realización del rendimiento en el periodo t+1, tendremos que realizar varias consideraciones para evaluar los modelos.

Dada la definición de VaR, la manera más intuitiva para comprobar la bondad de nuestro modelo será comprobar cuál es la proporción en que se observa una pérdida superior a la predicción del modelo (es decir superior al VaR). Dicha proporción debería ser en promedio igual al nivel de significancia; en otras palabras, el modelo debe proveer la cobertura no condicionada. Para comprobar esto calculamos las proporciones de excepciones \hat{p} (evento en el que el rendimiento es menor al VaR) para cada uno de los modelos que son estimados.

Con el fin de evaluar la hipótesis nula que $p = \alpha$, se puede emplear el estadístico t de Kupiec (1995), cuya expresión corresponde a

$$t_v = \frac{\hat{p} - \alpha}{\sqrt{\hat{p}(1 - \hat{p})/N}} \quad (10)$$

Donde \hat{p} es la proporción de excepciones observada y N es el número total de predicciones. Kupiec (1995) demostró que ese estadístico sigue una distribución t con N-1 grados de libertad.

Otra forma de evaluar los pronósticos provistos por el VaR, es considerar como una condición a cumplir por parte de un modelo de dicha naturaleza, el proporcionar una correcta cobertura condicional. Pues si un modelo VaR captura de manera precisa la distribución condicional de los

retornos y sus propiedades dinámicas⁸, entonces las excepciones deben ser impredecibles. Para evaluar la hipótesis nula de la correcta cobertura condicional para un modelo VaR, Christoffersen (1998) derivó el estadístico basado en una razón de máxima verosimilitud (LR) que sigue una distribución Chi-cuadrado con 2 grados de libertad, dado por:

$$LR_C = 2(Ln L_A - Ln L_0) \quad (11)$$

Donde $L_A = (1 - \pi_{01})^{T_{00}} \pi_{01}^{T_{01}} (1 - \pi_{11})^{T_{10}} \pi_{11}^{T_{11}}$, $L_0 = (1 - \pi)^{T_{00} + T_{10}} \pi^{T_{01} + T_{11}}$, $\pi_{ij} = T_{ij} / (T_{i0} + T_{i1})$, $\pi = (T_{01} + T_{11}) / (T_{00} + T_{01} + T_{10} + T_{11})$, y T_{ij} es el número de veces en que el estado i -ésimo es seguido del estado j -ésimo, donde el estado 0 es donde la pérdida del portafolio es menor que el VaR estimado, y el 1 corresponde al estado en el cual el retorno actual es mayor que el VaR estimado⁹.

Otra forma de evaluar diferentes modelos de medida de riesgo es emplear la función de utilidad que incluya de alguna manera la magnitud de la pérdida asociada al método, tal como lo sugiere López (1998) López introduce una función de magnitud de pérdida ("magitude loss function") que tiene en cuenta el número de excepciones y la magnitud de la excepción, de la siguiente forma:

$$\Psi_{t+1}^{Lopez} = \begin{cases} 1 + (z_{t+1} - VaR_{t+1|t})^2 & \text{si } y_{t+1} < VaR_{t+1|t} \\ 0 & \text{o.w.} \end{cases} \quad (12)$$

Así, esta función penaliza de mayor manera al método en el que las excepciones sean más grandes. Siguiendo a López (1998) un modelo de medición de riesgo será preferido si minimiza

$$\Psi = \sum_{t=1}^N \Psi_t^{Lopez}.$$

⁸ Condiciones tales como volatilidad variable a través del tiempo y la curtosis.

⁹ El estadístico LR_C sigue una distribución Chi-cuadrado con 3 grados de libertad.

4.- Resultados

Las tablas 3 y 4 registran la tasa de excepciones (\hat{p}), el p-valor del estadístico t para el contraste de la hipótesis de la correcta cobertura no-condicionada, y el p-valor de la razón de máxima verosimilitud (LR) para el contraste de la hipótesis nula de la correcta cobertura condicional y el valor del estadístico de López (1998), para todos los modelos evaluados con un nivel de confianza tanto del 95% como del 99, respectivamente.

Los resultados más destacables para el caso de un nivel de confianza del 95% (Tabla 3) son los siguientes:

1. Se puede observar que el método EWMA, para algunos de los diferentes factores de decaimiento, proveen el cubrimiento nominal deseado (cobertura no condicionada). Pero en general este método no provee el cubrimiento condicional deseado, a excepción de algunos factores de decaimiento para Chile.
2. Continuando con el método EWMA, para todos los índices se prefiere el mayor factor de decaimiento de acuerdo al criterio de López (1998).
3. El modelo TGARCH, ya sea con una distribución normal o t-student asociada, posee un porcentaje de excepciones estadísticamente igual al esperado (cobertura no condicionada) para todos los índices bursátiles; en el caso de Chile no se pudo calcular este modelo. La cobertura condicional de los dos modelos TGARCH también es la correcta para todos los casos que se calculó el modelo. Cabe resaltar, que la aproximación paramétrica por medio del modelo TGARCH, con excepción de Colombia, no parece encontrar ninguna diferencia entre suponer una distribución normal o t-student, en especial si se considera el criterio de López (1998).

4. Si se comparan los modelos TGARCH y los EWMA de acuerdo al criterio de López (1998) se tiene que en términos generales el modelo TGARCH es, preferible a los diferentes EWMA, pues en el caso de Argentina, México y Perú, ya sea que el modelo TGARCH cuente con una distribución normal o t-student, el correspondiente estadísticos de López es el menor. Adicionalmente, en el caso de Colombia el modelo TGARCH con distribución t presenta el menor estadístico en comparación a cualquier modelo de naturaleza EWMA. Por otro lado, el desempeño de este modelo de naturaleza paramétrica es pobre cuando se compara contra cualquier modelo EWMA para las series de Brasil y Venezuela. (No aplica este estadístico para el caso de Chile).
5. Los otros modelos evaluados y no mencionados anteriormente se caracterizan por su incapacidad de satisfacer la cobertura no-condicionada y/o la cobertura condicionada, por lo cual no se hace mayor mención al respecto.

Para el caso de un nivel de confianza del 99% (Ver Tabla 4) los resultados son totalmente diferentes. Para la estimación por el método del EWMA, ningún factor de decaimiento brinda la cobertura no condicionada deseada, si bien para el caso de Argentina, Brasil y Chile se presenta la cobertura condicional deseada para valores bajos del factor de decaimiento¹⁰.

Así mismo, observando los modelos restantes registrados en la Tabla 4 se puede apreciar que el TGARCH, ya sea con una distribución normal o t-student asociada, no cumple las condiciones establecidas para la mayoría de las series de índices bursátiles, pues solo se desempeña bien para Brasil y Venezuela. Cabe resaltar, que la aproximación paramétrica por medio del modelo TGARCH no parece encontrar ninguna diferencia entre suponer una distribución normal o t-student.

¹⁰ Para el caso de Chile, con todos los factores de decaimiento se presenta la cobertura condicional deseada.

Adicionalmente, al nivel de significancia analizado se logró determinar que el modelo GARCH bajo una distribución t-student cumple con la totalidad de las condiciones evaluadas en este estudio para las series de Argentina y Brasil. Este hecho va en contraposición con lo encontrado por Guermat y Harris (2002), Billio y Pelizzon (2000) y Angelidis y Benos (20004) para series de rendimientos de países desarrollados¹¹. Considerando solo los modelos que cumplen con los tres primeros criterios de desempeño, se logró determinar que el modelo GARCH con distribución t-student registra el menor estadístico de López, lo cual lo hace preferible

En última instancia, los modelos evaluados y no mencionados anteriormente se caracterizan por su incapacidad para satisfacer la cobertura no-condicionada y/o la cobertura condicionada, por lo cual no se hace mayor mención al respecto.

¹¹ Estos autores encontraron que para rendimientos de países desarrollados el modelo GARCH bajo una distribución t sobre-estima la proporción de excepciones tanto a 97.5 como al 99% de confianza.

Tabla 3 VaR al 5%

	Argentina				Brasil				Chile			
	\hat{P}	$pvalue-t_v$	$pvalue-LR_v$	Ψ	\hat{P}	$pvalue-t_v$	$pvalue-LR_v$	Ψ	\hat{P}	$pvalue-t_v$	$pvalue-LR_v$	Ψ
EWMA-n												
0.99	0.045838	0.22023	9.07189E-08	174.56	0.04684	0.477011	6.5111E-06	106.07	0.039827	0.017732	0.9285556	83.527
0.98	0.052687	0.45874	-	200.52	0.050376	0.934903	5.6544E-05	114.06	0.043186	0.126259	0.9982741	90.531
0.97	0.056639	0.07692	-	215.49	0.053911	0.410237	2.8009E-05	122.06	0.046065	0.3917	0.7557271	96.535
0.96	0.059536	0.01309	-	226.47	0.057004	0.1509371	4.4479E-05	129.06	0.049424	0.9035	0.6993528	103.54
0.95	0.064015	0.00043	-	243.45	0.059655	0.0526871	5.5702E-05	135.06	0.050864	0.857618	0.7828807	106.54
0.94	0.065332	0.00013	-	248.44	0.061865	0.0192889	5.5785E-05	140.05	0.052783	0.57001	0.6590341	110.55
0.93	0.068757	5.2E-06	-	261.42	0.064516	0.0050166	0.00022735	146.05	0.054223	0.394829	0.745433	113.55
0.92	0.069547	2.3E-06	-	264.41	0.064958	0.0039518	9.2435E-05	147.05	0.057102	0.162639	0.6920895	119.55
0.91	0.071654	2.5E-07	-	272.4	0.066284	0.0018884	0.00018494	150.05	0.058061	0.115871	0.5299355	121.56
0.9	0.074816	6.9E-09	-	284.4	0.067609	0.0008734	0.00012188	153.05	0.059021	0.080834	0.5896949	123.56
0.8	0.084826	1.9E-14	-	322.36	0.078657	4.717E-07	0.0012539	178.05	0.071017	0.000197	0.9873176	148.58
0.7	0.094837	8.4E-21	-	360.34	0.085727	1.681E-09	0.00450305	194.05	0.080614	3.37E-07	0.9912654	168.61
0.6	0.10774	8.1E-30	-	409.33	0.095007	5.015E-13	0.01620882	215.06	0.090211	2.2E-10	0.8672092	188.63
0.5	0.11881	4.2E-38	-	451.32	0.10252	4.383E-16	1	232.06	0.10077	3.07E-14	0.5841485	210.66
GARCH-n⁺	0.041831	0.031	6.39496E-06	1.04E+11	0.018196	7.32E-17	0.00235551	4.81E+09	0.036866	0.021877	0.9130953	4.75E+11
GARCH-t	0.034322	5.5E-06	0.000471072	96.082	0.017405	2.629E-18	0.02045046	22.005	0.00092166	4.2E-305	0.9990771	1.1604
TGARCH-n	0.055417	0.21064	0.328522484	1.55E+02	0.043513	0.258438	0.57166621	5.50E+01			NA	
TGARCH-t	0.055417	0.21064	0.328522484	1.55E+02	0.043513	0.258438	0.57166621	5.50E+01			NA	
HS	0.044333	0.1455	3.56772E-05	124.1	0.022943	1.865E-10	0.01425069	29.006	0.063594	0.066779	0.7367291	69.52
FHS-GARCH-n⁺	0	1	-	0	0	1	-	0	0	1	-	0
FHS-TGARCH-n	0.48552	0	-	1358.8	0.47943	4.81E-154	-	606.16	0.19908	1.24E-32	0.0022768 ***	216.83

Tabla 3. VaR al 5% (Cont.)

	Colombia				Mexico				Peru			
	\hat{P}	p -value t_v	p -value LR_v	Ψ	\hat{P}	p -value t_v	p -value LR_v	Ψ	\hat{P}	p -value t_v	p -value LR_v	Ψ
EWMA-n												
0.99	0.038192	0.00031	1.16895E-13	131.03	0.044088	0.0433994	-	217.16	0.039446	0.000184	-	188.05
0.98	0.044606	0.1261	2.61589E-13	153.03	0.048964	0.7362329	-	241.14	0.04679	0.294061	-	223.04
0.97	0.047522	0.49519	1.84508E-12	163.03	0.052824	0.3758065	-	260.13	0.051825	0.569736	-	247.04
0.96	0.050146	0.9688	8.25254E-12	172.03	0.054043	0.2097351	-	266.13	0.054133	0.207351	-	258.04
0.95	0.052187	0.5648	3.28551E-12	179.03	0.057497	0.0239132	-	283.12	0.05812	0.016628	-	277.04
0.94	0.05481	0.21591	1.47689E-11	188.03	0.058716	0.0093301	-	289.12	0.060008	0.003645	-	286.04
0.93	0.057143	0.07162	1	196.03	0.061357	0.0009078	-	302.12	0.062107	0.00054	-	296.04
0.92	0.058309	0.03793	1	200.03	0.062576	0.0002731	-	308.12	0.065044	2.59E-05	-	310.04
0.91	0.059475	0.01904	-	204.03	0.063998	6.117E-05	-	315.11	0.066303	6.27E-06	-	316.04
0.9	0.061808	0.00412	-	212.03	0.065014	1.98E-05	-	320.11	0.068191	6.57E-07	-	325.04
0.8	0.077551	1.9E-09	-	266.03	0.076595	2.683E-12	-	377.12	0.080151	2.24E-14	-	382.04
0.7	0.091545	5.5E-17	-	314.03	0.087769	1.252E-20	-	432.13	0.09337	1.63E-24	-	445.05
0.6	0.10058	1.8E-22	-	345.03	0.10098	5.934E-32	-	497.14	0.10596	1.96E-35	-	505.06
0.5	0.1102	1E-28	-	378.03	0.11052	7.132E-41	-	544.16	0.12211	1.02E-50	-	582.06
GARCH-n[†]	0.046894	0.46895	3.56749E-16	2.24E+10	0.039001	0.0003773	2.546E-12 ***	5.82E+10	0.033183	8.95E-09	1.826E-08	2.90E+10
GARCH-t	0.020156	4E-25	2.0237E-05	49.013	0.036452	6.134E-06	1.1426E-09 ***	143.05	0.028935	1.57E-14	7.424E-09	109.02
TGARCH-n	0.043513	0.25834	0.571666214	5.50E+01	0.046648	0.3195205	0.19424209	1.83E+02	0.047783	0.523643	0.2026956	1.80E+02
TGARCH-t	0.044015	0.15039	0.679454506	1.07E+02	0.046648	0.3195205	0.19424209	1.83E+02	0.047783	0.523643	0.2026956	1.80E+02
HS	0.059235	0.05387	1.88504E-17	144.03	0.054295	0.2352206	-	213.07	0.062649	0.001368	-	236.06
FHS-GARCH-n[†]	0	1	-	0	0	1	-	0	0	1	-	0
FHS-TGARCH-n	0.5434	0	-	1321.2	0.51389	0	-	2016.5	0.59039	0	-	2224.4

Tabla 3. VaR al 5% (Cont.)

	Venezuela			
	\hat{P}	p -value t_v	p -value LR_v	Ψ
EWMA-n				
0.99	0.03562	5.9E-06	3.00544E-05	122.05
0.98	0.038248	0.00034	1.07565E-05	131.05
0.97	0.04146	0.01224	2.8163E-05	142.05
0.96	0.044964	0.15504	8.61432E-05	154.05
0.95	0.047299	0.4566	0.000117862	162.05
0.94	0.049051	0.7971	0.000112732	168.05
0.93	0.050803	0.83058	0.000335295	174.05
0.92	0.052555	0.5029	0.000916911	180.05
0.91	0.054307	0.26621	0.002313486	186.05
0.9	0.055474	0.16176	0.004109311	190.05
0.8	0.069489	7.6E-06	-	238.06
0.7	0.082044	1E-11	-	281.07
0.6	0.093723	3E-18	-	321.08
0.5	0.10657	2.9E-26	-	365.08
GARCH-n⁺	0.032976	2.8E-06	1.0315E-06	4.96E+10
GARCH-t	0.024732	1.7E-15	6.9908E-07	60.04
TGARCH-n	0.034213	2E-05	1.70306E-05	8.30E+01
TGARCH-t	0.034213	2E-05	1.70306E-05	8.30E+01
HS	0.047815	0.6141	1.81759E-06	116.07
FHS-GARCH-n⁺	0	1	-	0
FHS-TGARCH-n	0	1	1	0

Tabla 4 VaR al 1%

	Argentina				Brasil				Chile			
	\hat{P}	p -value t_v	p -value LR_v	Ψ	\hat{P}	p -value t_v	p -value LR_v	Ψ	\hat{P}	p -value t_v	p -value LR_v	Ψ
EWMA-n												
0.9900	0.0184	0.0001	0.0381	70.441	0.0164	0.0174	0.0112	37.034	0.0192	0.0023	0.9672	40.450
0.9800	0.0216	0.0000	0.0362	82.394	0.0208	0.0003	0.0110	47.030	0.0235	0.0001	0.7633	49.454
0.9700	0.0234	0.0000	0.0740	89.358	0.0225	0.0001	0.0222	51.027	0.0250	0.0000	0.8416	52.458
0.9600	0.0253	0.0000	0.1360	96.330	0.0243	0.0000	0.0412	55.026	0.0259	0.0000	0.8866	54.462
0.9500	0.0266	0.0000	0.1979	101.310	0.0278	0.0000	0.0322	63.025	0.0278	0.0000	0.9557	58.466
0.9400	0.0269	0.0000	0.2121	102.290	0.0292	0.0000	0.0491	66.024	0.0298	0.0000	0.9933	62.470
0.9300	0.0279	0.0000	0.2751	106.270	0.0305	0.0000	0.0724	69.024	0.0307	0.0000	0.9997	64.473
0.9200	0.0292	0.0000	0.1722	111.260	0.0309	0.0000	0.0818	70.023	0.0317	0.0000	0.9979	66.476
0.9100	0.0306	0.0000	0.0407	116.250	0.0309	0.0000	0.0818	70.023	0.0322	0.0000	0.8533	67.479
0.9000	0.0319	0.0000	0.0662	121.240	0.0323	0.0000	0.1154	73.022	0.0326	0.0000	0.8756	68.482
0.8000	0.0377	0.0000	0.1771	143.180	0.0376	0.0000	0.3409	85.019	0.0417	0.0000	0.9383	87.499
0.7000	0.0466	0.0000	0.1568	177.160	0.0437	0.0000	0.4638	99.019	0.9583	0.0000	0.4281	109.520
0.6000	0.0540	0.0000	-	205.150	0.0517	0.0000	0.4942	117.020	0.0585	0.0000	0.8968	122.550
0.5000	0.0630	0.0000	-	239.140	0.0570	0.0000	0.8235	129.020	0.0677	0.0000	0.6539	141.580
GARCH-n⁺	0.0197	0.0002	0.2978	55.049	0.0182	0.0000	0.0024	479520000.000	0.0230	0.0043	0.5542	25.415
GARCH-t	0.0132	0.1352	0.2546	37.036	0.0063	0.1001	0.9503	8.001	0.0009	0.0000	0.9991	1.083
TGARCH-n	0.0189	0.0005	0.3591	53.024	0.0119	0.5400	0.8350	15.001			NA	
TGARCH-t	0.0189	0.0005	0.3591	53.023	0.0119	0.5400	0.8350	15.001			NA	
HS	0.0100	0.9955	0.0983	28.030	0.0040	0.0006	0.9803	5.000	0.0184	0.0392	0.6866	20.396
FHS-GARCH-n⁺	0	1.0000	-	0	0	1.0000	-	0	0	1.0000	-	0
FHS-TGARCH-n	0 ⁺	1 ⁺	+	0 ⁺	0.4723	0.0000	-	597.150	0.1908	0.0000	0.0041	207.810

Tabla 4 VaR al 1% (Cont.)

	Colombia				Mexico				Peru			
	p	t_u	LR_u	Ψ	p	t_u	LR_u	Ψ	p	t_u	LR_u	Ψ
EWMA-n												
0.9900	0.0155	0.0097	0.0000	53.013	0.0183	0.0000	0.0000	90.090	0.0136	0.0304	0.0000	65.020
0.9800	0.0181	0.0004	0.0001	62.012	0.0207	0.0000	0.0000	102.070	0.0151	0.0039	0.0000	72.018
0.9700	0.0201	0.0000	0.0003	69.012	0.0221	0.0000	0.0000	109.070	0.0162	0.0008	0.0000	77.017
0.9600	0.0216	0.0000	0.0008	74.012	0.0236	0.0000	0.0000	116.060	0.0174	0.0001	0.0001	83.017
0.9500	0.0227	0.0000	0.0017	78.013	0.0254	0.0000	0.0000	125.060	0.0176	0.0001	0.0001	84.016
0.9400	0.0245	0.0000	0.0010	84.013	0.0266	0.0000	0.0001	131.060	0.0185	0.0000	0.0000	88.017
0.9300	0.0254	0.0000	0.0003	87.013	0.0274	0.0000	0.0001	135.060	0.0195	0.0000	0.0001	93.017
0.9200	0.0259	0.0000	0.0005	89.013	0.0274	0.0000	0.0001	135.060	0.0201	0.0000	0.0001	96.017
0.9100	0.0268	0.0000	0.0008	92.013	0.0280	0.0000	0.0000	138.050	0.0206	0.0000	0.0002	98.017
0.9000	0.0274	0.0000	0.0012	94.013	0.0293	0.0000	0.0001	144.050	0.0214	0.0000	0.0003	102.020
0.8000	0.0367	0.0000	0.0108	126.010	0.0364	0.0000	-	179.060	0.0300	0.0000	0.0063	143.020
0.7000	0.0443	0.0000	0.0145	152.010	0.0425	0.0000	-	209.060	0.0361	0.0000	0.0450	172.020
0.6000	0.0522	0.0000	0.0562	179.020	0.0479	0.0000	-	236.060	0.0413	0.0000	-	197.030
0.5000	0.0604	0.0000	-	207.020	0.0557	0.0000	-	274.070	0.0529	0.0000	-	252.030
GARCH-n⁺	0.0173	0.0059	0.0003	42.012	0.0145	0.0178	0.1695	57.029	0.0104	0.8305	0.0000	39.011
GARCH-t	0.0070	0.0753	0.0186	17.006	0.0138	0.0430	0.1318	54.027	0.0082	0.2291	0.0074	31.009
TGARCH-n	0.0152	0.0356	0.5643	37.007	0.0148	0.0131	0.4187	58.021	0.0175	0.0004	0.7687	66.014
TGARCH-t	0.0152	0.0356	0.5643	37.007	0.0148	0.0131	0.4187	58.021	0.0175	0.0004	0.7687	66.014
HS	0.0119	0.3810	0.0013	29.009	0.0092	0.5887	0.1338	36.020	0.0098	0.9119	0.0204	37.011
FHS-GARCH-n⁺	0	1.0000	-	0	0	1.0000	-	0	0	1.0000	-	0
FHS-TGARCH-n	0.5352	0.0000	-	1301.200	0.5004	0.0000	-	1963.500	0.5800	0.0000	-	2185.400

Tabla 4 VaR al 1% (Cont.)

	Venezuela			
	p	t_u	$L R_u$	Ψ
EWMA-n				
0.9900	0.0146	0.0249	0.0000	50.022
0.9800	0.0172	0.0012	0.0003	59.022
0.9700	0.0193	0.0001	0.0002	66.023
0.9600	0.0199	0.0000	0.0003	68.024
0.9500	0.0204	0.0000	0.0004	70.025
0.9400	0.0204	0.0000	0.0004	70.026
0.9300	0.0219	0.0000	0.0010	75.026
0.9200	0.0231	0.0000	0.0004	79.027
0.9100	0.0234	0.0000	0.0005	80.028
0.9000	0.0242	0.0000	0.0008	83.029
0.8000	0.0315	0.0000	0.0100	108.030
0.7000	0.0385	0.0000	0.1300	132.040
0.6000	0.0453	0.0000	0.3419	155.040
0.5000	0.0540	0.0000	0.6279	185.050
GARCH-n⁺	0.0144	0.0676	0.0000	35.025
GARCH-t	0.0111	0.5960	0.0000	27.018
TGARCH-n	0.0111	0.5960	0.1106	27.009
TGARCH-t	0.0111	0.5960	0.1106	27.009
HS	0.0103	0.8817	0.0004	25.020
FHS-GARCH-n⁺	0	1.0000	-	0
FHS-TGARCH-n			NA	

5.- Comentarios Finales

En este documento hemos empleado diferentes métodos (paramétrico, no paramétricos y semi-paramétricos) para estimar el VaR de un portafolio representativo para 7 países latinoamericanos. Los resultados, como era de esperarse no muestran la existencia de un método que se comporte mejor que los demás.

De hecho, con un nivel de significancia del 95% los modelos paramétricos que emplean el EWMA se comportan en general bien así como con el TGARCH, pero estos modelos tienen un comportamiento pobre cuando el nivel de confianza considerado es del 1%.

Este resultado puede ser evidencia de la presencia de eventos extremos, ya que al momento de considerar acontecimientos al final de las colas (VaR con nivel de significancia del 1%) los métodos convencionales no tienen un correcto desempeño pues en general tienden a sobre estimar la proporción de excepciones. Resultado que concuerda con lo encontrado por Guermat y Harris (2002) para los índices de Bolsa de Estados Unidos, Japón y Reino Unido.

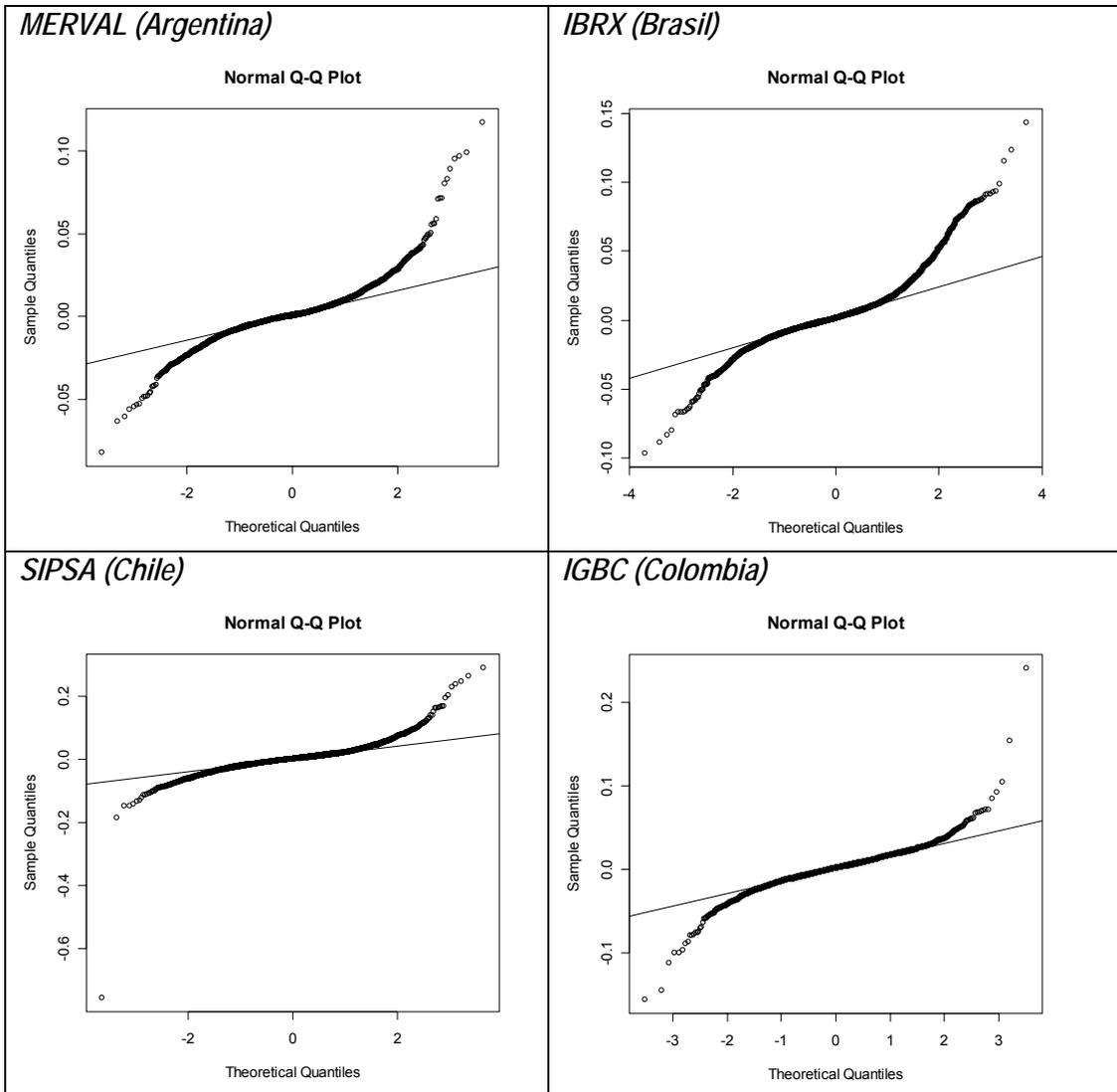
Esto implica la necesidad de estudiar en detalle los valores extremos de los rendimientos, para estimar el VaR con una cobertura condicional y no-condicional adecuada. En este orden de ideas, futuras investigaciones implicarán emplear la teoría de los valores extremos para modelar el comportamiento de los rendimientos de los portafolios representativos de las principales bolsas de estos países latinoamericanos.

6.- Referencias

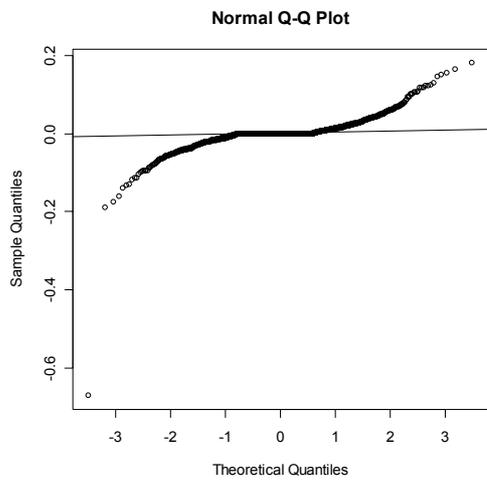
- Alonso C., Julio César and Mauricio Alejandro Arcos. 2005. "4 Hechos Estilizados de las series de rendimientos: Una ilustración para Colombia." *Mimeo*.
- Angelidis, Timotheos and Alexandros Benos. 20004. "Value-at-Risk for Greek Stocks." *Mimeo*.
- Barone-Adesi, G., K. Giannopoulos, and L. Vosper. 1999. "VaR without correlations for nonlinear Portfolios." *Journal of Futures Markets*, 19, pp. 538-602.
- Barone Adesi, Giovanni and Kostas Giannopoulos. 2001. "Non-parametric VaR Techniques: Myths and Realities." *Economic Notes*. July, 30:2, pp. 167-81.
- Billio, M. and L Pelizzon. 2000. "2000. Value-at-Risk: A multivariate switching regime approach." *Journal of Empirical Finance*, 7, pp. 531-54.
- Bollerslev, T. 1986. "Generalized autoregressive conditional heteroscedasticity." *Journal of Econometrics*, 31, pp. 307-27.
- Christoffersen, Peter. 1998. "Evaluating interval forecasts." *International Economic Review*, 39, pp. 841-62.
- Cont, Rama. 2001. "Empirical Properties of Asset Returns: Stylized Facts and Statistical Issues." *Quantitative Finance*, 1:2, pp. 223-36.
- Engle, Robert F. 1982. "Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation." *Econometrica*, 31, pp. 987-1007.
- Guermat, Cherif and Richard Harris. 2002. "Forecasting value at risk allowing for time variation in the variance and kurtosis of portfolio returns." *International Journal of Forecasting*, 18, pp. 409-19.

- Hendricks, D. 1996. "Evaluation of value-at-risk models using historical data." *Federal Reserve Bank of New York Economic Policy Review*, pp. 39-69.
- Hull, J. and A. White. 1998. "Incorporating volatility updating into the historical simulation method for VaR." *Journal of Risk*, 1, pp. 5-19.
- Kupiec, P.H. 1995. "Techniques for verifying the accuracy of risk measurement models." *The Journal of Derivatives*, 3, pp. 73-84.
- López, José. A. 1998. "Methods for evaluating Value-at-Risk estimates." *Federal Reserve Bank of New York, Economic Policy Review*:2, pp. 3-17.

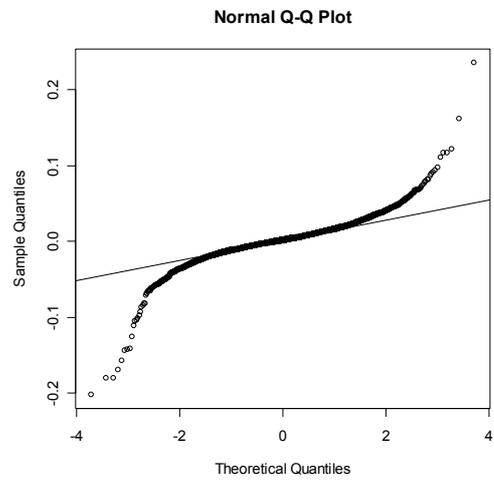
Anexo 1. Gráficos de Probabilidad Normal (q-q plot o Normal Probability Plot)



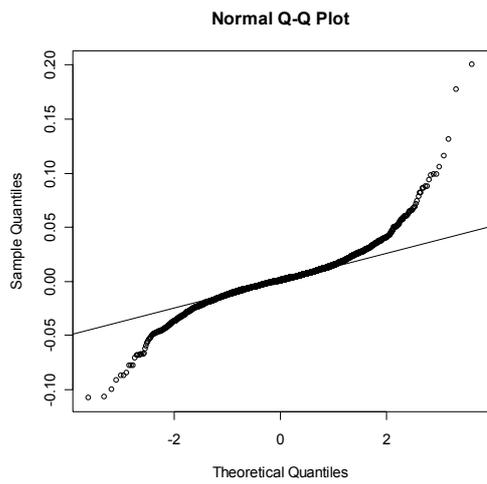
Índice de Precios y Cotizaciones (México)



IGVBL (Perú)



Índice Bursátil de Caracas (Venezuela)



RESUMEN "BORRADORES DE ECONOMÍA Y FINANZAS"

Número	Autor	Título	Fecha
1	Jhon J. Mora	El efecto de las características socio-económicas sobre la consistencia en la toma de decisiones: Un análisis experimental.	May-01
2	Julio C. Alonso	¿Crecer para exportar o exportar para crecer? El caso del Valle del Cauca.	Mar-05
3	Jhon J. Mora	La relación entre las herencias, regalos o loterías y la probabilidad de participar en el mercado laboral: EL caso de España, 1994-2000.	Jun-05
4	Julián Benavides	Concentración de la propiedad y desempeño contable: El caso latinoamericano.	Sep-05
5	Luis Berggrun	Price transmission dynamics between ADRD and their underlying foreign security: The case of Banco de Colombia S.A.- BANCOLOMBIA	Dic-05
6	Julio C. Alonso y Vanesa Montoya	Integración espacial del mercado de la papa en el Valle del Cauca: Dos aproximaciones diferentes, una misma conclusión	Mar-06
7	Jhon J. Mora	Datos de Panel en Probit Dinámicos	Jun-06
8	Julio C. Alonso y Mauricio Arcos	Valor en Riesgo: evaluación del desempeño de diferentes metodologías para 7 países latinoamericanos	Ago-06