

## Estimación del riesgo bursátil peruano

MAURICIO ZEVALLOS\*

*Departamento de Estatística y Laboratorio Epífisma  
Universidade Estadual de Campinas, Brasil*

### RESUMEN

En este artículo son comparadas dos metodologías para estimar el Valor en Riesgo (VaR) del Índice General de la Bolsa de Valores de Lima (IGBVL) durante el periodo 2000-2006. Específicamente son utilizados el método *Riskmetrics<sup>TM</sup>* y el método de regresión cuantílica *CAViaR*, propuesto por Engle y Manganelli (2004). Los resultados obtenidos muestran que, en periodos de baja volatilidad o para VaR 95%, los VaR estimados por los dos métodos son próximos, pero se observan diferencias importantes en periodos de alta volatilidad, especialmente para VaR 99%.

**Palabras clave:** *CAViaR*, IGBVL, *Riskmetrics<sup>TM</sup>*, Valor en Riesgo, volatilidad.

### ABSTRACT

This work compares two methodologies for estimating the Value at Risk (VaR) of the Peruvian Stock Market Index (IGBVL) on 2000-2006. Specifically, *Riskmetrics<sup>TM</sup>* and the quantile regression technique *CAViaR* proposed by Engle and Manganelli (2004) are considered. The results obtained show that the VaR estimates from these methods are close in periods of low volatility or for VaR 95%, but important differences are observed in periods of high volatility, mainly for VaR 99%.

**Keywords:** *CAViaR*, IGBVL, *Riskmetrics<sup>TM</sup>*, Value at Risk, volatility.

### INTRODUCCIÓN

La gestión de riesgo bursátil es un área de investigación muy importante, tanto en el ámbito académico como en los organismos de control estatales, así como en las instituciones financieras privadas. Asimismo, es importante señalar que esta área ha tenido un crecimiento vertiginoso, ver McNeil *et al.* (2005).

La medida más popular para la medición de riesgo bursátil es el Valor en Riesgo (VaR).<sup>1</sup> Esta medida fue propuesta a comienzos de la década de 1990 en el Banco J.P. Morgan. El VaR mide cuánto dinero puede perderse en determinado horizonte de tiempo con un nivel de confianza especificado. El VaR se convirtió en la medida de referencia

---

\* Dirección para correspondencia: IMECC-UNICAMP, Caixa Postal 6065, CEP 13083-859, Campinas, SP, BRASIL. Correo electrónico: amadeus@ime.unicamp.br. Agradezco la colaboración de Pedro dos Santos Moraes en la transcripción de este artículo.

<sup>1</sup> *Value at Risk*.

desde que, en 1996, el Comité de Basilea estableció que los bancos comerciales deberían ser capaces de cubrir pérdidas de carteras de activos para horizontes de diez días con nivel de confianza de 99%.

Simultáneamente con la propuesta del VaR, el Banco J.P. Morgan divulgó un método para estimarlo. Debido a su simplicidad y eficacia, ese método, denominado *Riskmetrics<sup>TM</sup>*, se convirtió en el método de referencia (*benchmark*) para la estimación del VaR. Sin embargo, existen otros métodos para la estimación del VaR como, por ejemplo, aquellos basados en simulaciones históricas, en modelos de varianza condicional heterocedástica, en teoría de valor extremo, en regresión cuantílica, entre otros. Comparaciones entre estas metodologías pueden ser encontradas, por ejemplo, en Lee *et al.* (2006) y Kuester *et al.* (2006).

El VaR ha sido adoptado como medida de riesgo en legislaciones de varios países. Por este motivo, en Latinoamérica se han realizado estudios para medir el VaR en los índices de mercado bursátil de cada país. Por ejemplo, Alonso y Arcos (2005) calculan el VaR para siete índices latinoamericanos, entre ellos, el peruano; Fernández (2003) estudia el caso de Chile; Lima y Neri (2007) analizan el caso de Brasil, entre otros. Además, en términos de riesgo cambiario, Zambrano (2003) evalúa el VaR de la tasa de cambio dólar-nuevo sol peruano.

Este artículo tiene por objetivo la estimación del VaR en el mercado bursátil peruano utilizando dos métodos: *Riskmetrics<sup>TM</sup>*, por ser el más divulgado, y el método *CAViaR*, propuesto por Engle y Manganeli (2004). Los resultados de este trabajo son importantes pues, entre otras razones: (i) el mercado de acciones del Perú está viviendo una época de crecimiento frenético. En ese sentido, es importante contar con trabajos empíricos para evaluar las metodologías disponibles para la estimación del riesgo bursátil y (ii) los resultados de este trabajo pueden brindar elementos para ser considerados cuando se realice legislación sobre gestión de riesgo.

La organización de este artículo es la siguiente: en la sección 1 se discuten las características empíricas de la serie que se analizará, en la sección 2 son descritas brevemente las dos metodologías utilizadas para la estimación del riesgo. Algunos criterios para evaluar estas metodologías son discutidas en la sección 3. En la sección 4 se presenta la aplicación empírica y, finalmente, en la sección 5 son consignadas algunas conclusiones.

## 1. HECHOS ESTILIZADOS

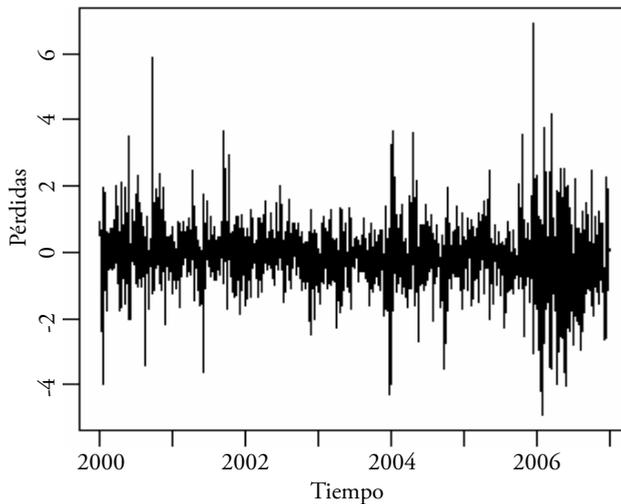
Los datos utilizados corresponden a los índices diarios del Índice General de la Bolsa de Valores de Lima (IGBVL) registrados durante el periodo comprendido entre el 3 de enero de 2000 y el 29 de diciembre de 2006.<sup>2</sup> La serie analizada corresponde a los retornos diarios compuestos, en porcentaje y con signo negativo, esto es, la serie de pérdidas, lo que da un total de 1,744 observaciones.

---

<sup>2</sup> Los datos fueron obtenidos de la página web de la Bolsa de Valores de Lima (BVL).

En el gráfico 1 se muestra la serie de pérdidas. En este podemos observar los denominados «conglomerados de volatilidad», es decir, grupos de observaciones de pequeña magnitud seguidos de grupos de observaciones de gran magnitud. En particular, al final del año 2005, comenzó un periodo de alta volatilidad ocasionado por la incertidumbre acerca del ganador(a) en las elecciones presidenciales de abril de 2006. En el cuadro 1 se muestran algunas estadísticas descriptivas. De este podemos destacar que la rentabilidad promedio del periodo 2000-2006 fue de 11%, que 25% de la pérdidas fue mayor que 0.423% ( $Q_1$ ) y que 25% de las ganancias fue mayor que 0.624%. Además, los coeficientes de simetría y curtosis indican que la distribución de las pérdidas es aproximadamente simétrica y con colas pesadas. Esto puede ser observado en el histograma del gráfico 2a y en el gráfico de probabilidad normal del gráfico 2b. En este último, se percibe además que la cola de ganancias es diferente a la cola de pérdidas. Por estos motivos, la distribución normal no es razonable para describir los eventos extremos de la serie de pérdidas.

**Gráfico 1**  
Serie de pérdidas (%) IGBVL en el periodo 2000-2006



Fuente: estimaciones en base a datos de la BVL.  
Elaboración: propia.

**Cuadro 1**  
Estadísticas descriptivas de la serie de pérdidas (2000-2006)

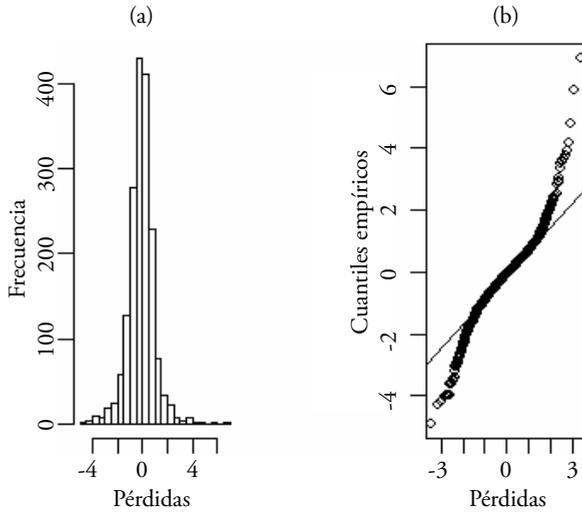
n	Min	Max	$Q_1$	$Q_2$	$Q_3$	Media	D.E	Sim	Curt
1744	-4.890	6.884	-0.624	-0.067	0.423	-0.112	1.012	0.130	7.444

Fuente: estimaciones en base a datos de la BVL.  
Elaboración: propia.

Nota:  $n$  es el número de observaciones, *Min* es el valor mínimo, *Max* el valor máximo,  $Q_1$ ,  $Q_2$  y  $Q_3$  son los cuartiles, *D.E* es la desviación estándar, *Sim* es el coeficiente de simetría y *Curt* es la curtosis.

**Gráfico 2**

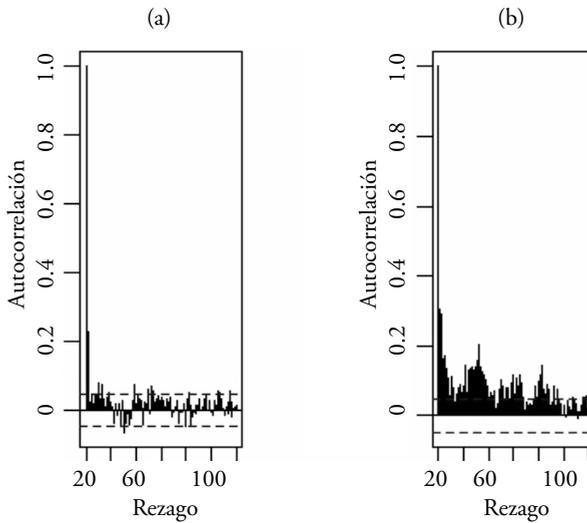
(a) Histograma de la serie de pérdidas (b) Gráfico de probabilidad normal de pérdidas



Fuente: estimaciones en base a datos de la BVL.  
Elaboración: propia.

**Gráfico 3**

(a) Función de autocorrelación de pérdidas (b) Función de autocorrelación de pérdidas filtradas por un modelo AR(1)



Fuente: estimaciones en base a datos de la BVL.  
Elaboración: propia.

Con respecto a la dinámica de la serie de pérdidas, en el gráfico 3a se muestra la función de autocorrelación (FAC). Al ser significativa la primera autocorrelación, tenemos el fenómeno de «reversión a la media». Una forma de retirar este efecto es a través de un filtro. Para esto ajustamos un modelo autorregresivo de orden uno AR(1). Así, sean  $r_1, \dots, r_n$  las pérdidas, consideremos el siguiente modelo:

$$r_t = c + \phi r_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1)$$

donde  $\{\varepsilon_t\}$  es un «ruido blanco». En el cuadro 2 se muestran las estimaciones del modelo (1) para tres periodos diferentes: 2000-2004, 2000-2005 y la muestra completa 2000-2006. En este cuadro notamos que el coeficiente de correlación estimado  $\hat{\phi}$  es altamente significativo en los tres periodos considerados. Asimismo, estas estimaciones son muy similares. Aunque no mostrado, para el periodo 2000-2006 el gráfico de la FAC de los residuos  $e_t$ , calculados como  $e_t = r_t - \hat{c} - \hat{\phi}r_{t-1}$ , evidencia que fue retirada la autocorrelación.<sup>3</sup>

**Cuadro 2**  
Filtración de la serie de pérdidas  $r_t = c + \phi r_{t-1} + \varepsilon_t$

Periodo	$\hat{c}$	$ee(\hat{c})$	$\hat{\phi}$	$ee(\hat{\phi})$
2000-2006	-0.1118	0.0305	0.2283	0.0233
2000-2005	-0.0644	0.0296	0.2397	0.0251
2000-2004	-0.0571	0.0307	0.2166	0.0277

Fuente: estimaciones en base a datos de la BVL.

Elaboración: propia.

Nota: *ee* es el error estándar

Por otro lado, la FAC de los residuos al cuadrado mostrada en el gráfico 3b indica nítidamente la presencia de estructura de correlación. Incluso también se puede observar el fenómeno de «larga memoria», es decir, autocorrelaciones significativas para rezagos grandes.

En resumen, la serie de pérdidas presenta varios de los denominados «hechos estilizados»:<sup>4</sup> (i) conglomerados de volatilidad, (ii) muy poca o ausencia de autocorrelación en los retornos, pero (iii) dependencia entre los cuadrados de los retornos, (iv) distribuciones de retornos con cola pesada, (v) colas de ganancias diferentes de cola de pérdidas, entre otras. Estas características ocurren, por ejemplo, cuando el proceso generador de datos tiene distribuciones condicionales en el pasado que cambian en el tiempo, en particular, en la volatilidad.

<sup>3</sup> El *test* de Box-Ljung muestra rechazo de la hipótesis de no correlación, no obstante, en la presencia de varianza condicional heterocedástica ese *test* debe ser corregido. Ver Francq *et al.* (2005).

<sup>4</sup> *Stylized facts*.

## 2. METODOLOGÍAS

La presencia de los hechos estilizados descritos en la sección anterior sugiere la conveniencia de calcular VaR que evolucionen en el tiempo. En esta sección presentaremos de forma sucinta dos metodologías para el cálculo del VaR. El objetivo es calcular el VaR para cada instante  $t$  basado en la información hasta el instante  $t-1$ , con nivel de confianza  $\alpha$ . Este será denotado como  $VaR_t(\alpha)$ .

### 2.1. RISKMETRICS™

Los modelos de varianza condicional heterocedástica, originalmente propuestos por Engle (1982), constituyen una clase que se ha revelado muy exitosa para el modelamiento de retornos de series financieras (ver Bollerslev *et al.* 1994).

Sea  $\{r_t\}$  el proceso estocástico que genera la serie de pérdidas  $r_1, \dots, r_n$ , entre los modelos simples, uno de los más exitosos para reproducir la dinámica de la serie, tanto en el nivel como en la volatilidad, es el AR(1)–GARCH(1,1):

$$r_t = \mu_t + \varepsilon_t \tag{2}$$

$$\mu_t = c + \phi r_{t-1} \tag{3}$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t \eta_t \tag{4}$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \gamma(r_{t-1} - \mu_{t-1})^2 + \beta\sigma_{t-1}^2, \tag{5}$$

donde  $\{\eta_t\}$  es un proceso IID (independiente e idénticamente distribuido) con esperanza cero, varianza uno y cada  $\eta_t$  tiene distribución que denotaremos por  $F$ . Por lo tanto, si  $F_t$  es la información disponible hasta el instante  $t$ , entonces  $E(r_t | F_{t-1}) = \mu_t$  y  $Var(\varepsilon_t | F_{t-1}) = \sigma_t^2$ . Suponiendo que la distribución de  $\eta_t$  en (4) es normal estándar, entonces la distribución de la pérdida en el instante  $t$  condicional en el pasado es:

$$r_t | F_{t-1} \sim N(\mu_t, \sigma_t^2) \tag{6}$$

De acuerdo a su definición, el VaR ( $\alpha$ ) tiene que satisfacer  $P[r_t \leq VaR_t(\alpha) | F_{t-1}] = \alpha$ . De aquí,  $P[\eta_t \leq (VaR_t(\alpha) - \mu_t) / \sigma_t] = \alpha$ . Por lo tanto:

$$VaR_t(\alpha) = \mu_t + z_\alpha \sigma_t, \tag{7}$$

donde  $z_\alpha$  es el cuantil  $\alpha$  de la distribución normal estándar, el cual es igual a 1.65 para el VaR 95% y 2.33 para el VaR 99%.

En 1994, el equipo del Banco J.P Morgan hizo pública una metodología para el cálculo del VaR llamado *Riskmetrics™*. El objetivo del método consistía en tener una fórmula simple y fácil de implementar, pero que respete los hechos estilizados de la volatilidad. Así, en la propuesta original, sea  $\mu_t$  una constante, es decir,  $\phi=0$  en (3), la cual

es estimada como el promedio de las pérdidas y asumiendo que la varianza condicional (o volatilidad) evoluciona como un modelo IGARCH:

$$\sigma_t^2 = \lambda \sigma_{t-1}^2 + (1-\lambda) \varepsilon_{t-1}^2, \lambda \in (0,1), \quad (8)$$

es decir, considerando en (5)  $\omega = 0, \gamma = \lambda \in (0,1)$  y  $\beta = 1-\lambda$ . Nótese que de (8)

$$\sigma_t^2 = \lambda^m \sigma_{t-m}^2 + (1-\lambda) \sum_{j=1}^m \lambda^{j-1} \varepsilon_{t-j}^2, \quad (9)$$

entonces para  $m$  suficientemente grande obtenemos:

$$\sigma_t^2 \approx (1-\lambda) \sum_{j=1}^m \lambda^{j-1} \varepsilon_{t-j}^2 \quad (10)$$

En las aplicaciones con datos diarios son sugeridos valores para  $\lambda$  en el intervalo  $(0.94, 0.97)$  y  $m = 75$ .

Para series de pérdidas en las cuales la media condicional evoluciona en el tiempo como en (3), podemos utilizar el siguiente procedimiento para calcular el VaR:

- (a) Estimar  $\mu_t$  y calcular los residuos  $e_t = r_t - \hat{c} - \hat{\phi} r_{t-1}$
- (b) Estimar  $\sigma_t$  como: (i) a través de (10) considerando  $\varepsilon_t = e_t$ , o (ii) especificando un valor para la varianza en el instante cero y utilizar (8)
- (c) Sustituir en (7)  $\mu_t$  y  $\sigma_t$  obtenidos en (a) y (b)

De manera general, para otras configuraciones de varianzas condicionales tales como EGARCH (Nelson 1991), TGARCH (Zakoian 1994), PGARCH (Ding *et al.* 1993), *Skewed* APARCH (Giot y Laurent 2004) y para distribución  $F$  como normal, *t-Student*, entre otras; podemos estimar los parámetros por el método de máxima verosimilitud. La maximización se realiza utilizando métodos de optimización numéricos como BHHH. Una vez calculadas las estimaciones de  $\mu_t$  y  $\sigma_t$ , sustituimos en (7).

## 2.2. *CAViaR*

En lugar de estimar indirectamente el VaR a través del cálculo de la volatilidad ( $\sigma_t$ ), podemos modelar directamente los cuantiles. Basado en los principios del método de regresión cuantílica propuesto por Koenker y Basset (1978) para modelos de regresión estáticos y por Koenker y Zhao (1996) para modelos Cuantil-ARCH, Engle y Manganeli (2004) propusieron los Valores en Riesgo Condicionales Autoregresivos,<sup>5</sup> *CAViaR*, por sus siglas en inglés. Veamos a continuación en qué consiste esta propuesta.

<sup>5</sup> *Conditional Autoregressive Value at Risk.*

Sea  $r_t = \mu_t + \varepsilon_t$  y sea  $Q_t(\alpha)$  el  $\alpha$ -cuantil correspondiente a la distribución condicional de  $\varepsilon_t$  dado el pasado, es decir  $F_{t-1}$ . Si la distribución condicional  $r_t | F_{t-1}$  pertenece a la familia localización, entonces el VaR puede ser calculado como:

$$Var_t(\alpha) = \mu_t + Q_t(\alpha) \quad (11)$$

Para describir la evolución de  $Q_t(\alpha)$ , una especificación indicada por Engle y Manganelli (2004) es:

$$Q_t(\alpha) = \beta_1 + \beta_2 Q_{t-1}(\alpha) + \beta_3 |\varepsilon_{t-1}| \quad (12)$$

En este caso, el cuantil evoluciona como un modelo autorregresivo de orden uno, es decir el cuantil del instante  $t$  depende del cuantil anterior, pero además también de las «noticias» del día anterior, es decir,  $\varepsilon_{t-1}$ . Nótese que una observación muy grande en magnitud en el instante  $t-1$  produce un aumento en el cuantil del instante  $t$ . Dado que no hay distinción entre ganancias y pérdidas, se trabaja con el valor absoluto de  $\varepsilon_{t-1}$ , así la expresión en (12) es denominada «proceso simétrico».

El vector de parámetros  $\theta$ , el cual incluye los parámetros de  $\mu_t$  y los  $\beta$ , es estimado minimizando la siguiente expresión:

$$\sum_t [\alpha - I(r_t < VaR_t)] [r_t < VaR_t], \quad (13)$$

donde la función  $I(A)$  asume valor 1 si se cumple  $A$  y es cero en otro caso. Engle y Manganelli (2004) muestran que los estimadores obtenidos satisfacen el teorema de límite central.

Dado que estamos modelando directamente los cuantiles, en teoría, el método *CAViaR* sería más robusto a especificaciones del proceso de retornos, especialmente a cambios de régimen.

Por otro lado, existen configuraciones para  $Q_t(\alpha)$ , como la de Koenker y Zhao (1996), donde  $Q_t(\alpha) = \beta_0 + \sum_{i=1}^q \beta_i |\varepsilon_{t-i}|$ , o la que considera el carácter asimétrico de las noticias, como  $Q_t(\alpha) = \beta_1 + \beta_2 Q_{t-1}(\alpha) + \beta_3 \max\{\varepsilon_{t-1}, 0\} + \beta_4 \max\{-\varepsilon_{t-1}, 0\}$ , entre otras.

### 3. CRITERIOS DE EVALUACIÓN

La calidad de los VaR encontrados es evaluada de manera indirecta pues, así como sucede con la volatilidad, los VaR son cantidades no observables. Presentaremos a continuación tres métodos para evaluar el VaR (ver Angelidis *et al.* 2004 y Kuester *et al.* 2006).

Una forma simple de evaluarlo es utilizando la propuesta de Kupiec (1995), de «cobertura incondicional». Así cada vez que una pérdida es mayor que su respectivo VaR, decimos que ocurre una «excepción». Teóricamente, el método para calcular los VaR debería producir una proporción de excepciones igual a  $(1-\alpha)$ . Para evaluar esto

construimos un *test* de hipótesis: sea  $I_t$  una variable indicadora que asume el valor 1 cuando ocurre una excepción en el instante  $t$  con probabilidad  $p = P(r_t > VaR_t)$ , que asume el valor 0 en otro caso, y sea  $Y = \sum_{i=1}^n I_i$  el número de excepciones en una serie de tamaño  $n$ , entonces la distribución de  $Y$  es binomial con parámetros  $n$  y  $p$ . El objetivo es contrastar (docimar) la hipótesis  $H_0: p = 1 - \alpha$  contra  $H_1: p \neq 1 - \alpha$ . Considerando que  $Y/n$  es la proporción observada de excepciones, la estadística del *test* de razón de verosimilitud

$$2 \ln \left[ \left( \frac{Y}{n} \right)^Y \left( 1 - \frac{Y}{n} \right)^{n-Y} \right] - 2 \ln \left[ (1 - \alpha)^Y \alpha^{n-Y} \right] \quad (14)$$

tiene distribución asintótica chi-cuadrado con un grado de libertad.

Por otro lado, los VaR que no lleven en consideración la dependencia temporal expresada, por ejemplo, en los conglomerados de volatilidad, aun cuando sean correctos en relación a cobertura incondicional, podrían violar el principio de independencia establecido como el hecho de tener una excepción hoy debe ser independiente de que ocurra una excepción mañana. Para contrastar cobertura incondicional e independencia podemos recurrir al *test* basado en Christoffersen (1998). Supongamos que  $I_t$  definido antes sigue una cadena de Markov con estados 1 y 0, donde 1 corresponde a excepción. Las probabilidades de transición están definidas como  $P(I_t = 1 | I_{t-1} = 0) = \pi_{01}$ ,  $P(I_t = 0 | I_{t-1} = 0) = 1 - \pi_{01}$ ,  $P(I_t = 1 | I_{t-1} = 1) = \pi_{11}$ ,  $P(I_t = 0 | I_{t-1} = 1) = 1 - \pi_{11}$ . Interesa contrastar la hipótesis nula:  $H_0: \pi_{01} = \pi_{11} = 1 - \alpha$ . Sea  $n_{ij}$  el número de veces que pasamos del estado  $i$  al estado  $j$ , y sean

$$\hat{\pi}_{11} = \frac{n_{11}}{n_{10} + n_{11}}, \hat{\pi}_{01} = \frac{n_{01}}{n_{01} + n_{00}}, \quad (15)$$

entonces la estadística del *test* razón de verosimilitud

$$2 \ln \left[ \hat{\pi}_{11}^{n_{11}} (1 - \hat{\pi}_{11})^{n_{10}} \hat{\pi}_{01}^{n_{01}} (1 - \hat{\pi}_{01})^{n_{00}} \right] - 2 \ln \left[ (1 - \alpha)^{n_{11} + n_{01}} \alpha^{n_{10} + n_{00}} \right] \quad (16)$$

tiene distribución asintótica chi-cuadrado con dos grados de libertad.

Estudios de simulación efectuados por López (1997, 1998) muestran que los dos *test* anteriores tienen el tamaño adecuado para series de por lo menos 500 observaciones, pero presentan poca potencia.

El tercer método para evaluar el VaR está basado en el siguiente principio financiero: si subestimamos el VaR, no se podrían cumplir los compromisos de capital requerido, y si sobreestimamos el VaR, habría pérdida de oportunidad. López (1998) propuso un método para medir las consecuencias de VaR imprecisos. Así, sea  $n$  el número de observaciones en un periodo «fuera de la muestra»<sup>6</sup> y sea  $VaR_{\text{proxy}}$  el cuantil  $\alpha$  empírico del

<sup>6</sup> *Out of sample.*

periodo (invariante en el tiempo), la función de pérdida cuantílica,  $QL$ , está definida como:

$$QL_t = (r_t - Var_t)^2, r_t > Var_t \quad (17)$$

$$= (Var_{proxy} - Var_t)^2, r_t \leq Var_t \quad (18)$$

de manera que, al comparar dos métodos, preferimos aquel que tenga menor  $QL = \sum_t QL_t / n$ .

Para comparar estadísticamente las pérdidas cuantílicas del método  $A$ , denotado por  $QL^A$  y del método  $B$ , denotado por  $QL^B$ , Angelidis *et al.* (2004) utilizaron el siguiente procedimiento: (i) calcular  $z_t = QL^B - QL^A$ , (ii) hacer la regresión simple de  $z_t$  como variable respuesta y 1 como variable explicatoria, (iii) contrastar si el coeficiente obtenido en (ii) es significativo utilizando errores estándar robustos a heterocedasticidad y autocorrelación, y (iv) rechazar la hipótesis nula  $QL_t^B = QL_t^A$  si obtenemos significancia en (iii).

#### 4. VALOR EN RIESGO DEL IGBVL

En esta sección presentamos los resultados de las estimaciones del VaR 95% y VaR 99% para un día correspondientes a la serie de pérdidas del IGBVL, utilizando las metodologías *Riskmetrics<sup>TM</sup>* y *CAViaR*. Todos los cálculos fueron realizados implementando programas en el lenguaje R.<sup>7</sup>

En el análisis son considerados tres periodos: 2000-2004, 2000-2005 y el periodo completo 2000-2006. Ya que la serie de pérdidas del IGBVL presentó reversión a la media, filtramos los datos considerando media condicional como en (3), de lo que se obtienen las estimaciones presentadas en el cuadro 2.

El método *Riskmetrics<sup>TM</sup>* fue implementado según lo descrito en la sección 2.1, pasos (a) a (c) considerando como valor inicial para la varianza condicional la varianza de las veinte observaciones anteriores al periodo de análisis. Para evaluar la calidad de los VaR obtenidos por *Riskmetrics<sup>TM</sup>* veamos el cuadro 3. Así, en términos de cobertura incondicional, para VaR 95% los porcentajes de excepciones observados son menores al valor esperado 5%. En cambio, para el VaR 99% sucede lo contrario, los porcentajes de excepciones observadas son mayores al valor esperado 1%. En términos estadísticos, los valores-P de los *test* de Kupiec y Christoffersen no permiten rechazar las correspondientes hipótesis nulas para VaR 95%, pero para VaR 99% rechazamos las hipótesis nulas para los periodos 2000-2005 y 2000-2006. De manera que *Riskmetrics<sup>TM</sup>* ofrece resultados satisfactorios para VaR 95%, pero subestima el VaR 99%.

<sup>7</sup> Véase <<http://www.r-project.org/>>.

**Cuadro 3**  
**Evaluación Riskmetrics™**

Periodo	n	VaR 99%			VaR 95%		
		<i>O</i>	<i>K</i>	<i>C</i>	<i>O</i>	<i>K</i>	<i>C</i>
2000-2006	1744	1.61	0.019	0.014	4.76	0.642	0.307
2000-2005	1493	1.67	0.017	0.011	4.42	0.295	0.144
2000-2004	1242	1.29	0.328	0.502	4.11	0.136	0.276

Fuente: estimaciones en base a datos de la BVL.

Elaboración: propia.

Nota: *O* es el porcentaje de excepciones observadas, *K* y *C* son los valores-P de los *test* de Kupiec y Christoffersen, respectivamente.

Para el método *CAViaR* consideramos (11) y (12). Los resultados de la estimación *CAViaR* mostrados en el cuadro 4 indican que todos los coeficientes, con excepción de  $\beta_i$  para VaR 95% del periodo 2000-2004, son altamente significativos.<sup>8</sup> Además, los porcentajes de excepciones observados son excelentes, siendo muy próximos a los esperados para cada nivel de confianza. En efecto, en términos de cobertura incondicional, los valores-P observados del *test* de Kupiec son próximos a 1. Cuando contrastamos independencia y cobertura con el *test* de Christoffersen, también obtenemos buenos resultados, menos en el periodo 2000-2006 para VaR 99%.

Los resultados del análisis «dentro de la muestra» indican que ambos métodos proporcionan resultados satisfactorios en términos de cobertura incondicional e independencia para VaR 95%. Sin embargo, para VaR 99%, con el método *Riskmetrics™*, rechazamos las hipótesis de correcta cobertura incondicional e independencia en el periodo 2000-2006. Por el contrario, *CAViaR* 99% es satisfactorio en ambos criterios menos en relación a independencia para el periodo 2000-2006. De manera que el método *CAViaR* aventaja a *Riskmetrics™*.

Para evaluar la capacidad predictiva de cada método hicimos el análisis «fuera de la muestra» de la siguiente forma: con los parámetros estimados, utilizando los datos del periodo 2000-2004, calculamos los VaR correspondientes al año 2005 y para calcular los VaR del año 2006 utilizamos los parámetros estimados de 2000-2005.

En los gráficos que van del 4 al 7 mostramos las predicciones VaR 95% y 99% de un día para el segundo semestre de 2005 y el año 2006. En ellos vemos que no solamente la mayoría de observaciones está debajo del VaR, como deseado, sino que también ambos métodos producen VaR que responden bien a los aumentos y disminuciones de la volatilidad. Además, en los gráficos 4 a 7 se observa que ningún método pudo incluir los tres valores atípicos ocurridos al final de la serie ocasionados por lo que fue denominado por los medios financieros el «factor Humala». No obstante, cabe mencionar que ese grupo

<sup>8</sup> Para el año 2005 con VaR 95% no fue posible calcular numéricamente los errores estándar.

de tres pérdidas grandes ocurriría muy inusualmente de mantenerse las condiciones en las cuales estaba evolucionando el mercado. De manera que, estadísticamente, es mejor modelar ese grupo a través de una intervención. Otro aspecto interesante es que para el segundo semestre de 2005 y final de 2006, ambos periodos de baja volatilidad, las predicciones VaR 95% de *Riskmetrics<sup>TM</sup>* y *CAViaR* son muy próximas. En cambio, las predicciones VaR 99% de ambos métodos presentan diferencias importantes en varios periodos, especialmente, luego de eventos de gran volatilidad.

**Cuadro 4**  
**Estimación *CAViaR***

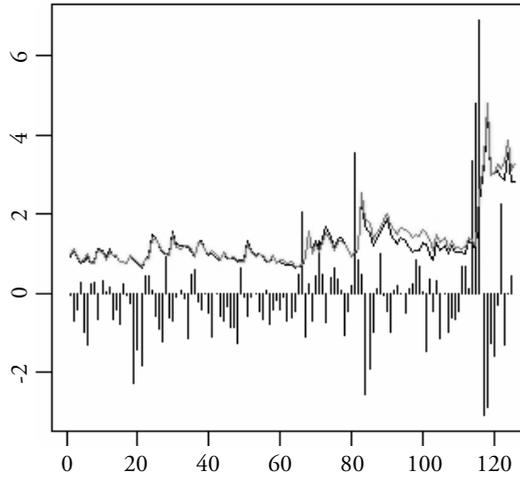
Resultados Var 99%				
Periodo	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$	O
2000-2006	0.5605	0.5652	0.7308	1.03
	(0.0374)	(0.0465)	(0.0520)	0.893 <sup>k</sup>
	[0.0000]	[0.0000]	[0.0000]	0.043 <sup>c</sup>
2000-2005	0.8762	0.4771	0.6894	1.00
	(0.1237)	(0.0199)	(0.1328)	0.985
	[0.0000]	[0.0000]	[0.0000]	0.859
2000-2004	0.1410	0.8906	0.1210	0.97
	(0.0299)	(0.0147)	(0.0426)	0.904
	[0.0000]	[0.0000]	[0.0022]	0.883
Resultados Var 95%				
Periodo	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$	O
2000-2006	0.0420	0.8666	0.2099	4.93
	(0.0257)	(0.0249)	(0.0242)	0.895
	[0.0514]	[0.0000]	[0.0000]	0.099
2000-2005	0.0335	0.8774	0.1933	5.09
				0.873
				0.144
2000-2004	0.0201	0.8909	0.1893	4.99
	(0.0179)	(0.0296)	(0.0462)	0.990
	[0.1302]	[0.0000]	[0.0000]	0.574

Fuente: estimaciones en base a datos de la BVL.

Elaboración: propia.

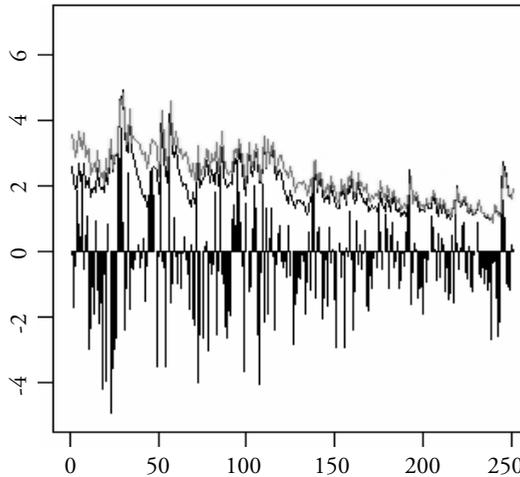
Nota: Coeficientes estimados con errores estándar escritos entre paréntesis y valores-P unilaterales, entre corchetes. O es el porcentaje de excepciones observadas y los superíndices <sup>k</sup> y <sup>c</sup> indican los valores-P de los *test* de Kupiec y Christoffersen, respectivamente.

**Gráfico 4**  
**Predicción VaR 95% para el segundo semestre de 2005**  
(pérdidas en líneas verticales, *CAViaR* línea oscura y *Riskmetrics<sup>TM</sup>* línea clara)



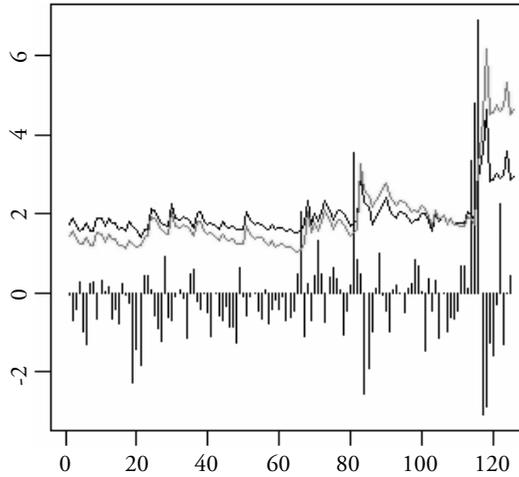
Fuente: estimaciones en base a datos de la BVL.  
Elaboración: propia.

**Gráfico 5**  
**Predicción VaR 95% para el año 2006**  
(pérdidas en líneas verticales, *CAViaR* línea oscura y *Riskmetrics<sup>TM</sup>* línea clara)



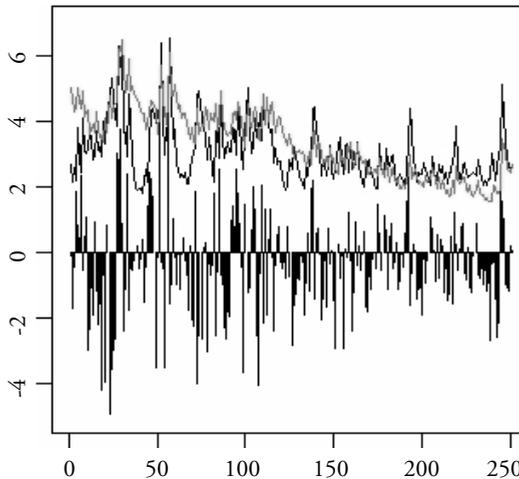
Fuente: estimaciones en base a datos de la BVL.  
Elaboración: propia.

**Gráfico 6**  
**Predicción VaR 99% para el segundo semestre de 2005**  
(pérdidas en líneas verticales, *CAViaR* línea oscura y *Riskmetrics<sup>TM</sup>* línea clara)



Fuente: estimaciones en base a datos de la BVL.  
Elaboración: propia.

**Gráfico 7**  
**Predicción VaR 99% para el año 2006**  
(pérdidas en líneas verticales, *CAViaR* línea oscura y *Riskmetrics<sup>TM</sup>* línea clara)



Fuente: estimaciones en base a datos de la BVL.  
Elaboración: propia.

En el cuadro 5 podemos evaluar el desempeño de ambos métodos. Comenzamos discutiendo *Riskmetrics*<sup>TM</sup>. Con este método se registran menos excepciones que las esperadas para VaR 95% y se obtienen buenos resultados en términos del *test* de cobertura incondicional. Lo mismo se concluye para VaR 99% en el año 2006, pero en 2005 se obtienen nueve excepciones cuando lo esperado son 2.51, de forma que la hipótesis de correcta cobertura incondicional es rechazada. Con relación al *test* de Christoffersen, el año 2006 es satisfactorio pero en 2005 rechazamos la hipótesis nula (simultánea) de correcta cobertura e independencia al 1%.

El método *CAViaR* se comporta mejor que *Riskmetrics*<sup>TM</sup> tanto para VaR 95% como para VaR 99% en el sentido de tener número de excepciones observadas más próximo de lo esperado. En particular, para el año 2005 con VaR 99% obtenemos seis excepciones, tres menos que con *Riskmetrics*<sup>TM</sup>. Con el método *CAViaR*, en ningún caso rechazamos la hipótesis de correcta cobertura incondicional al 5% y con respecto al *test* de Christoffersen solo rechazamos la hipótesis nula para VaR 99% en 2005.

**Cuadro 5**  
Evaluación fuera de la muestra de los métodos *Riskmetrics*<sup>TM</sup> y *CAViaR*

VaR 99%										
Año	Días	NE	<i>Riskmetrics</i> <sup>TM</sup>				<i>CAViaR</i>			
			<i>O</i>	<i>K</i>	<i>C</i>	<i>QL</i>	<i>O</i>	<i>K</i>	<i>C</i>	<i>QL</i>
2006	251	2.51	1	0.276	0.553	1.125	2	0.737	0.932	0.896
2005	251	2.51	9	0.001	0.001	3.221	6	0.060	0.003	2.529
VaR 95%										
Año	Días	NE	<i>Riskmetrics</i> <sup>TM</sup>				<i>CAViaR</i>			
			<i>O</i>	<i>K</i>	<i>C</i>	<i>QL</i>	<i>O</i>	<i>K</i>	<i>C</i>	<i>QL</i>
2006	251	12.55	8	0.159	0.189	0.628	14	0.680	0.885	0.573
2005	251	12.55	12	0.873	0.045	0.385	13	0.897	0.072	0.362

Fuente: estimaciones en base a datos de la BVL.

Elaboración: propia.

Nota: *Días* es el número días de mercado en el año, *NE* es el número esperado de excepciones en el año. *O* es el número de excepciones observadas en el año, *K* y *C* son los valores-P de los *test* de Kupiec y Christoffersen, respectivamente. *QL* es la pérdida media en el año definida en la sección 3.

Por otro lado, comparando los métodos en términos de la función de pérdida cuantílica, el cuadro 5 evidencia que para VaR 95% las pérdidas medias (*QL*) producidas por ambos métodos son muy próximas y, en cambio, para VaR 99% las pérdidas medias de *CAViaR* son menores que las de *Riskmetrics*<sup>TM</sup>. Cuando contrastamos si las pérdidas medias de los dos métodos son iguales, obtenemos los siguientes resultados. Para VaR 95% los valores-P para los años 2005 y 2006 son, respectivamente, 0.23 y 0.27, de manera que no rechazamos la hipótesis nula de igualdad de pérdidas medias. En cambio,

para VaR 99% rechazamos esta hipótesis nula, pues obtenemos valores-P iguales a 0.00 para el año 2005 y 0.02 para el año 2006. Por lo tanto, el método *CAViaR* es mejor.

Los resultados de la evaluación «fuera de la muestra» indican, de manera general, que las predicciones VaR 95% obtenidas por ambos métodos son satisfactorias y próximas pero para VaR 99% el método *CAViaR* es satisfactorio y mejor que *Riskmetrics<sup>TM</sup>*.

## 5. CONCLUSIONES

A partir de los resultados obtenidos podemos consignar las siguientes conclusiones:

- (a) Para estimar el VaR es necesario utilizar modelos con distribuciones que evolucionen en el tiempo.
- (b) En términos generales, para VaR 95% tanto *Riskmetrics<sup>TM</sup>* como *CAViaR* presentan buenos resultados.
- (c) Para VaR 99%, *CAViaR* presenta buenos resultados y es mejor que *Riskmetrics<sup>TM</sup>*.
- (d) En periodos de baja volatilidad, los VaR estimados por los métodos *CAViaR* y *Riskmetrics<sup>TM</sup>* son próximos, especialmente para VaR 95%. En cambio, en periodos de alta volatilidad se observan diferencias importantes entre las estimaciones de los dos métodos, principalmente para VaR 99%.
- (e) El método *CAViaR* es más «adaptativo» que *Riskmetrics<sup>TM</sup>* en el sentido de responder mejor a los niveles de volatilidad de la serie. Así, inmediatamente a periodos de alta volatilidad, si los valores de retornos son bajos (en valor absoluto), el VaR obtenido por *CAViaR* disminuye más rápidamente que el VaR *Riskmetrics<sup>TM</sup>*, el cual permanece innecesariamente alto.

Por otro lado, en este artículo las predicciones VaR con el método *CAViaR* fueron calculadas para un horizonte de un año, utilizando parámetros estimados una sola vez. Aun cuando se muestra que estas predicciones presentan un buen comportamiento, es conveniente volver a estimar los parámetros del modelo cada 40 observaciones, por ejemplo, y, basados en estas estimaciones, calcular las predicciones VaR. Esto permitiría actualizar la distribución de pérdidas.

Como asuntos de trabajo futuro podemos citar los siguientes: estimación *CAViaR* considerando funciones asimétricas, con el objetivo de capturar el comportamiento diferenciado entre las buenas y malas noticias, y comparar esas predicciones con las provenientes de otros métodos como, por ejemplo, utilizando la teoría de valor extremo descrita en Mc Neil *et al.* (2005).

## REFERENCIAS

- ALONSO, Julio César y Mauricio Alejandro ARCOS  
2005 *Valor en Riesgo: evaluación del desempeño de diferentes metodologías para 7 países latinoamericanos*. (Mimeo). Cali: Universidad Icesi.
- ANGELIDIS, Timotheos, Alexander V BENOS y Stavros Antonios DEGIANNAKIS  
2004 «The Use of GARCH Models in VaR Estimation». *Statistical Methodology*, Vol. 1, N° 2, pp. 105-128.
- BOLLERSLEV, Tim, Robert ENGLE y Daniel NELSON  
1994 «ARCH Models». En Robert Engle y Daniel Mc-Fadden (editores). *Handbook of Econometrics*. 1ª edición, Vol. 4. Amsterdam: Elsevier Science B.V, pp. 2959-3038.
- CHRISTOFFERSEN, Peter  
1998 «Evaluating Interval Forecasts». *International Economic Review*, Vol. 39, N° 4, pp. 841-862, Philadelphia.
- DING, Zhuangxin, Clive GRANGER y Robert ENGLE  
1993 «A Long Memory Property of Stock Market Returns and a New Model». *Journal of Empirical Finance*, Vol. 1, N° 1, pp. 83-106, Amsterdam.
- ENGLE, Robert  
1982 «Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of the United Kingdom Inflation». *Econometrica*, Vol. 50, N° 4, pp. 987-1007, Evanston, IL.
- ENGLE, Robert y Simone MANGANELLI  
2004 «CAViaR: Conditional Autoregressive Value at Risk by Regression Quantiles». *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol. 22, N° 4, pp. 367-381, Alexandria.
- FERNÁNDEZ, Viviana  
2003 «Extreme Value Theory and Value at Risk». *Revista de Análisis Económico*, Vol. 18, N° 1, pp. 57-85, Santiago de Chile.
- FRANCQ, Christian, Roch ROY y Jean-Michel ZAKOÏAN  
2005 «Diagnostic Checking in ARMA Models with Uncorrelated Errors». *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 100, N° 470, pp. 532-544, New York.
- GIOT, Pierre y Sebastien LAURENT  
2004 «Modelling Daily Value at Risk Using Realized Volatility and ARCH Type Models». *Journal of Empirical Finance*, Vol. 11, N° 3, pp. 379-398, Amsterdam.
- KOENKER, Roger y Gilbert BASSETT Jr.  
1978 «Regression Quantiles». *Econometrica*, Vol. 46, N° 1, pp. 33-50, Evanston, IL.
- KOENKER, Roger y Quanshui ZHAO  
1996 «Conditional Quantile Estimation and Inference for ARCH Models». *Econometric Theory*, Vol. 12, N° 5, pp. 793-813, New York.
- KUESTER, Keith, Stefan MITTNIK y Marc PAOLELLA  
2006 «Value-at-Risk Prediction: A Comparison of Alternative Strategies». *Journal of Financial Econometrics*, Vol. 4, N° 1, pp. 53-89, Oxford.

KUPIEC, Paul

1995 «Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models». *The Journal of Derivatives*, Vol. 3, N° 2, pp. 73-84, New York.

LEE, Tae-Hwy, Yong BAO y Burak SALTOGLU

2006 «Evaluating Predictive Performance of Value-at-Risk Models in Emerging Markets: A Reality Check». *Journal of Forecasting*, Vol. 25, N° 2, pp. 101-128, Amsterdam.

LIMA, Luis Renato y Breno Pinheiro NÉRI

2007 «Comparing Value-at-Risk Methodologies». *Brazilian Review of Econometrics*, Vol. 27, N° 1, pp. 1-25, Rio de Janeiro.

LÓPEZ, José A.

1997 *Regulatory Evaluation of Value at Risk Models*. Federal Reserve Bank of New York Staff Report, N° 33. New York: Federal Bank of New York.

1998 «Methods for Evaluating Value at Risk Estimates». *Economic Policy Review*, Vol. 4, N° 3, pp. 119-125, New York.

MCNEIL, Alexander, Rudiger FREY y Paul EMBRECHTS

2005 *Quantitative Risk Management*. New York: Princeton University Press.

NELSON, Daniel

1991 «Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach». *Econometrica*, Vol. 59, N° 2, pp. 347-370, Evanston, IL.

ZAKOIAN, Jean-Michel

1994 «Threshold Heteroscedastic Models». *Journal of Economic Dynamics & Control*, Vol. 18, N° 5, pp. 931-955, Amsterdam.

ZAMBRANO, Mario Antonio

2003 «Gestión del riesgo cambiario: una aplicación del Valor en Riesgo para el mercado financiero peruano». *Estudios Económicos*, N° 9, pp. 223-263, Lima.