



BANCO CENTRAL DE RESERVA DEL PERÚ

Influencia de los Precios de los Metales y el Mercado Internacional en el Riesgo Bursátil Peruano

Mauricio Zevallos* Fernanda Villarreal**
Carlos del Carpio*** Omar Abbara*

* Universidade Estadual de Campinas

** Universidad Nacional del Sur

*** EFL Global

DT. N° 2014-023
Serie de Documentos de Trabajo
Working Paper series
Diciembre 2014

Los puntos de vista expresados en este documento de trabajo corresponden a los autores y no reflejan necesariamente la posición del Banco Central de Reserva del Perú.

The views expressed in this paper are those of the authors and do not reflect necessarily the position of the Central Reserve Bank of Peru.

Influencia de los Precios de los Metales y el Mercado Internacional en el Riesgo Bursátil Peruano*

Mauricio Zevallos**
Department of Statistics
University of Campinas, Brazil
amadeus@ime.unicamp.br

Fernanda Villarreal
Department of Mathematics
Universidad Nacional del Sur, Argentina
fkroneberger@yahoo.com.ar

Carlos del Carpio
EFL Global
Lima, Peru
carlos.delcarpio@eflglobal.com

Omar Abbara
Graduate Program of Statistics
University of Campinas, Brazil
muhieddine@gmail.com

10 de diciembre de 2014

*Una versión preliminar de este trabajo fué presentado en el XXXII *Encuentro de Economistas* organizado por el Banco Central de Reserva del Perú en noviembre de 2014 bajo el título *Estimación del Riesgo Bursátil Peruano: cuanto influyen los metales y el mercado internacional?* Los autores agradecen los comentarios de los participantes de ese encuentro. Para realizar esta investigación M. Zevallos contó con el apoyo financiero de FAPESP and FAEPEX y F. Villarreal agradece al *Laboratório EPIFISMA* por las facilidades brindadas en la realización de este trabajo durante su estadía en UNICAMP.

**Autor para correspondencia. Dirección: UNICAMP-IMECC, Rua Sérgio Buarque de Holanda 651, Cidade Universitária, Barão Geraldo, CEP 13083-859, Campinas, São Paulo, Brasil. E-mail: amadeus@ime.unicamp.br

Resumen

La crisis financiera internacional evidenció la necesidad de estudiar mejor medidas de riesgo de mercado y puso en entredicho prácticas de gestión de riesgo basadas en el Valor en Riesgo (VaR). En este sentido, Adrian y Brunnermeier (2008, 2011) propusieron como medida de riesgo sistémico el VaR condicional (CoVaR). El $\text{CoVaR}^{i/j}$ mide el VaR de la institución i dado que la institución j se encuentra en problemas financieros (*financial distress*), esto es, cuando la institución j tiene retorno igual a su VaR. Además, para estimar la contribución marginal de la institución j al riesgo de la institución i , Adrian y Brunnermeier (2008, 2011) propusieron la *variación CoVaR*, denotada por ΔCoVaR , que está definida como la diferencia entre el CoVaR medido en situación de *problemas financieros* y el CoVaR medido en *situaciones normales*. En este trabajo se utiliza la metodología CoVaR para estimar el riesgo bursátil peruano (IGBVL) condicional al mercado financiero internacional (S&P500) y condicional a los precios de tres de los principales commodities exportados por el Perú: el cobre, el oro y la plata. Además, los CoVaR son comparados con el VaR del IGBVL para entender las diferencias al estimar medidas de riesgo condicionales e incondicionales. Los resultados muestran que tanto el CoVaR como el ΔCoVaR son medidas útiles para medir el riesgo de mercado peruano.

Palabras clave: Cópulas, CoVaR, Riesgo sistémico, S&P500, VaR.

Clasificación JEL: G01, G10, G18, G20, G28, G32, G38.

1. Introducción

En tiempos de crisis financieras, las pérdidas de instituciones con problemas financieros tienden a propagarse al resto del sistema financiero. Durante estos tiempos de estrés, la correlación entre las variables financieras y las relaciones entre mercados ó instituciones también tienden a aumentar (Acharya, 2009).

Usualmente, medidas de riesgo tradicionales como el Valor en Riesgo (VaR) incondicional, han sido utilizadas para estimar el riesgo individual de cada entidad pero sin considerar explícitamente la co-dependencia que puede existir con respecto al riesgo de otras entidades y otros mercados. Esta carencia de los métodos VaR incondicionales ha cobrado suma relevancia a la luz de la reciente crisis financiera de finales de los 2000s, tras la cual hay un creciente consenso entre hacedores de política, gestores de riesgo e investigadores académicos, sobre la importancia de contar con un enfoque dirigido a mitigar el riesgo sistémico del sistema financiero en su conjunto. Por esa razón, el riesgo sistémico y su gestión se han convertido en un tema regulatorio fundamental. Las medidas para mitigar este tipo de riesgo constituyen la regulación macroprudencial, que examina el sistema financiero en su conjunto, dando prioridad a las interrelaciones entre sus componentes y los efectos que llevan sobre el resto de la economía (Gauthier et al., 2010).

En la literatura encontramos varias formas de medir el riesgo sistémico. Así, podemos mencionar los trabajos de Bae et al. (2003), Chan-Lau (2010), Acharya et al. (2010), Brownless y Engle (2012), Gauthier et al. (2010) y Huang et al. (2010). Entre ellas, una de las metodologías más importantes es la propuesta por Adrian y Brunnermeier (2008), el VaR condicional¹: CoVaR. El $\text{CoVaR}^{i/j}$ mide el VaR de la institución i dado que la institución j se encuentra en problemas financieros (*financial distress*), esto es, cuando la institución j tiene retorno igual a su VaR. Además, para medir la contribución marginal al riesgo de la institución i por causa de la institución j , Adrian y Brunnermeier (2008) proponen la *variación CoVaR*, denotada por ΔCoVaR , que está definida como la diferencia entre el CoVaR medido en situación de *problemas financieros* y el CoVaR medido en *situaciones normales*.

La ventaja del CoVaR sobre el VaR tradicional radicaría en el hecho de que el

¹Como señalan Adrian y Brunnermeier (2008, 2011), *co* se refiere también a co-movimiento y contagio.

riesgo de la institución i es estimado incorporando la transmisión del riesgo de la institución j . Esta es una de las razones por las cuales se ha aplicado la metodología CoVaR en diferentes partes del mundo. Por ejemplo, Rungporn y Phurichai (2010) la usan en Tailandia y Danielsson et al. (2011) en Estados Unidos. En el caso particular de América Latina, podemos citar el trabajo de Arias et al. (2010) en Colombia, Almeida et al. (2012) en Brasil y Castelão et al. (2012) en Uruguay.

En el Perú, Espino y Rabanal (2011) miden el riesgo sistémico del sector bancario utilizando la metodología de Chan-Lau (2012). Sin embargo, de acuerdo a nuestro conocimiento, no tenemos referencias de trabajos que apliquen la metodología CoVaR de Adrian y Brunnermeier (2008, 2011) para este u otros sectores de la economía.

Aunque originalmente postulada como una medida de riesgo sistémico, los autores creemos que el CoVaR constituye una medida interesante para riesgo de capital, que puede ser aplicada no sólo entre instituciones sino también a nivel de mercados en general para medir las co-dependencias que puedan existir entre ellos. Así, en el presente trabajo proponemos utilizar la metodología CoVaR para estimar el riesgo bursátil peruano. Específicamente, queremos evaluar y cuantificar como el riesgo de mercado peruano, medido en la Bolsa de Valores de Lima a través del IGBVL, depende del mercado bursátil internacional, cuyo *proxy* es adoptado como el S&P500 de New York y de los precios internacionales del Cobre, Oro y Plata. Escogimos estos metales pues el peso de las acciones de empresas mineras que las producen son muy relevantes en la composición del índice IGBVL y además estos metales constituyen tres de los principales productos de exportación del Perú. Con este propósito fué colectada una muestra de los precios de IGBVL, S&P500, Cobre, Oro y Plata durante el periodo 02/01/2004 a 31/12/2013. El principal objetivo de este estudio es evaluar críticamente la metodología CoVaR en relación a la estimación del riesgo bursátil peruano, consignando además las ventajas y desventajas frente a medidas de riesgo tradicionales como el VaR (incondicional). Así, este trabajo extiende los estudios anteriores de Zevallos (2008) y del Carpio y Zevallos (2010) en los cuales es realizada la estimación del riesgo bursátil peruano mediante VaR incondicionales sin considerar explícitamente la transmisión de riesgo de otros mercados.

Para calcular el CoVaR adoptaremos la definición de Girardi y Ergun (2013) y

Mainik y Schaanning (2014). Además, otra contribución adicional de este trabajo es la propuesta de una forma de calcular el CoVaR en periodos normales. En consecuencia, el cálculo del CoVaR y ΔCoVaR es diferente al de Adrian y Brunnermeier (2008, 2011).

En este trabajo tanto el CoVaR como el ΔCoVaR serán estimados de forma dinámica, esto es, para cada instante de tiempo tendremos estimaciones de esas cantidades. Serán realizados dos tipos de estimación dependiendo de la información considerada. Primero, considerando que el objetivo es estimar la contribución marginal al riesgo, el ΔCoVaR en el instante t será calculado utilizando la información hasta el instante t . Segundo, ya que en una situación realista de gestión de riesgo solo disponemos de la información pasada, será calculada la predicción CoVaR un-paso-adelante; es decir, utilizando la información hasta el instante $t-1$ calcularemos la predicción CoVaR para el instante t .

En la literatura encontramos varios métodos para estimar el CoVaR. Adrian y Brunnermeier (2011) utilizan regresión cuantílica y comparan con GARCH multivariados. Chao et al. (2014) estiman CoVaR en modelos de regresión cuantílica semiparamétricos. Girardi y Ergun (2013) utilizan GARCH multivariados con una definición diferente de CoVaR. Hakwa et al. (2012) y Chen y Khashanah (2014) entre otros, utilizan metodología de cópulas.

La metodología de cópulas es versátil para capturar la dependencia en series financieras, ver por ejemplo Cherubini et al. (2004) y Patton (2012). Por ese motivo, en este artículo estimamos el CoVaR y ΔCoVaR por simulación vía cópulas. Específicamente, simulamos series bivariadas en las cuales las series univariadas siguen modelos con varianza condicional heterocedástica y la dependencia entre los choques está gobernado por un modelo de cópula. Este esquema de simulación ha sido utilizado entre otros por Dias y Embrechts (2003), Patton (2006) y Palaro y Hotta (2006). En particular, estos últimos autores aplican la metodología en la estimación de VaR incondicionales pero no del CoVaR.

El resto del artículo está organizado de la siguiente manera. En la sección 2 es descrita la metodología CoVaR para la estimación del riesgo. En la sección 3 presentamos el análisis empírico basado en el método CoVaR. Finalmente, conclusiones y algunas investigaciones futuras son consignadas en la sección 4.

2. Metodología

En esta sección presentaremos primero las definiciones de las medidas de riesgo consideradas en este trabajo y después describiremos el procedimiento de estimación adoptado para estimar dichas medidas.

2.1. CoVaR y Δ CoVaR

Sean $\{x_t\}$ y $\{y_t\}$ dos series de retornos, donde $t = 1, \dots, n$. A continuación presentaremos las definiciones de las medidas de riesgo estudiadas. Con el objetivo de evitar notación sobrecargada serán omitidos los subíndices referentes al tiempo, pero debe entenderse que cada medida de riesgo es evaluada en el tiempo t .

El Valor en Riesgo (VaR) de y en el nivel p , denotado por $VaR^y(p)$, está definido como

$$P[y < VaR^y(p)] = p. \quad (1)$$

Note que este VaR es incondicional pues está calculado utilizando solamente la serie en cuestión (a rigor la distribución incondicional de y). Con el objetivo de obtener una medida de riesgo condicional, Adrian y Brunnermeier (2008) propusieron utilizar el VaR de y de nivel q condicional en x evaluado en VaR_x^p . Esta medida, denominada CoVaR y denotada por $CoVaR^{y/x}(q, p)$ está definida como

$$P[y \leq CoVaR^{y/x}(q, p) | x = VaR^x(p)] = q. \quad (2)$$

Así, el CoVaR está basado en la distribución condicional de y dado x .

En lugar de condicionar exactamente en el VaR_x^p , Girardi y Ergun (2013) y Mainik y Schaanning (2014) proponen condicionar en los valores iguales y menores que VaR_x^p . Esto permitiría tener una medida de riesgo que considera eventos aun más extremos. De manera que la definición de CoVaR adoptada en este trabajo es,

$$P[y \leq CoVaR^{y/x}(q, p) | x \leq VaR^x(p)] = q. \quad (3)$$

Por lo tanto, $CoVaR^{y/x}(q, p)$ mide el riesgo de y dado que x se encuentra en situación de *problemas financieros* (*distress*), incorporando así la dependencia entre los riesgos individuales de x e y .

Por otro lado, con el objetivo de medir la contribución marginal al riesgo de y ocasionado por x , Adrian y Brunnermeier (2008) propusieron la *variación CoVaR*, denotada por ΔCoVaR , que está definida como la diferencia del CoVaR en situaciones de *problemas financieros* ($\text{CoVaR}^{y/x}(q, p)$) con el CoVaR en situaciones *normales* de mercado, denotado por $\text{CoVaR}^{y/x}(q, *)$. Esto es,

$$\Delta\text{CoVaR}^{y/x} = \text{CoVaR}^{y/x}(q, p) - \text{CoVaR}^{y/x}(q, *). \quad (4)$$

En este trabajo, a diferencia de Adrian y Brunnermeier (2008) proponemos medir el CoVaR en situaciones *normales*, como,

$$P[y \leq \text{CoVaR}^{y/x}(q, *) | x \in (Q_{1x}, Q_{3x})] = q, \quad (5)$$

donde Q_{1x} y Q_{3x} son el primer y tercer cuartil de x , respectivamente.

2.2. Estimación del CoVaR y ΔCoVaR

Como fue señalado en la introducción, en la literatura existen varios métodos para estimar el CoVaR. En este trabajo será utilizada la metodología de cópulas en la cual el CoVaR es calculado vía simulación. Específicamente, simulamos series bivariadas en las cuales las series univariadas siguen modelos con varianza condicional heterocedástica y la dependencia entre los choques está gobernado por un modelo de cópula. Este esquema de simulación ha sido utilizado por Dias y Embrechts (2003), Patton (2006) y Palaro y Hotta (2006), entre otros. En particular, estos últimos autores aplican la metodología en la estimación de VaR incondicionales pero no del CoVaR.

Considere dos series de retornos $\{x_1, \dots, x_n\}$ e $\{y_1, \dots, y_n\}$. Para simplificar la exposición posterior vamos a denotar x_t por $r_{1,t}$ e y_t por $r_{2,t}$. Suponga que cada serie presenta media y varianza condicional dinámica, de acuerdo a un modelo autoregresivo de orden uno para la media y de acuerdo a un modelo APARCH(1,1) [Ding et al., 1993] para la varianza. Específicamente, para $i = 1, 2$ y $t = 1, \dots, n$,

$$r_{i,t} = \mu_{i,t} + \epsilon_{i,t}, \quad (6)$$

$$\mu_{i,t} = c_i + \phi r_{i,t-1}, \quad (7)$$

$$\epsilon_{i,t} = \sigma_{i,t} \eta_{i,t}, \quad (8)$$

$$\sigma_{i,t}^{\delta_i} = \omega_i + \alpha_i (|\epsilon_{i,t-1}| - \gamma_i \epsilon_{i,t-1})^{\delta_i} + \beta_i \sigma_{i,t-1}^{\delta_i}, \quad (9)$$

donde δ_i es un número real positivo y los parámetros ω_i , α_i , β_i y γ_i satisfacen ciertas condiciones de manera que la volatilidad ($\sigma_{i,t}$) sea positiva. Además para cada i , $\{\eta_{i,t}\}$ es una secuencia de variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas con distribución exponencial generalizada (GED) de esperanza 0, varianza 1 y parámetro de forma ν_i (ver Nelson, 1991).

Escogimos el modelo (6)-(9) pues es muy versátil en la reproducción de correlación serial en los niveles (a través del parámetro ϕ), en la reproducción de conglomerados de volatilidad, de colas pesadas (a través de la distribución GED), del efecto de apalancamiento (a través del parámetro γ) y evolución de potencias de la volatilidad (a través del parámetro δ).

Para reproducir la dependencia entre las dos series de retornos, asumimos que $\eta_t = (\eta_{1,t}, \eta_{2,t})$ sigue un modelo de *cópula*. Considere por el momento que tenemos un vector bivariado (η_1, η_2) sin dimensión temporal t . De acuerdo con el Teorema de Sklar (Sklar, 1959) en su versión bivariada, para variables continuas existe una única función de *cópula* C tal que la función de distribución conjunta de (η_1, η_2) , denotada por F , cumple

$$F(\eta_1, \eta_2) = C(F_1(\eta_1), F_2(\eta_2)), \quad (10)$$

donde F_1 y F_2 son las funciones de distribución marginales de η_1 y η_2 , respectivamente. Además, este teorema garantiza que

$$C(u_1, u_2) = F(F_1^{-1}(u_1), F_2^{-1}(u_2)), \quad (11)$$

donde $u_i = F_i(\eta_i)$ y F_i^{-1} es la función de distribución inversa de η_i , para $i = 1, 2$. De manera que la *densidad de cópula* es

$$c(u_1, u_2; \theta) = \frac{\partial^2 C(u_1, u_2)}{\partial u_1 \partial u_2}, \quad (12)$$

donde θ es el vector de parámetros asociados a la *cópula*. Entonces, como consecuencia de (10), la densidad de (η_1, η_2) , f , cumple

$$f(\eta_1, \eta_2) = c(u_1, u_2; \theta) f_1(\eta_1) f_2(\eta_2), \quad (13)$$

donde f_i es la densidad de η_i , $i = 1, 2$. La versatilidad del modelo de *cópula* para reproducir distribuciones multivariadas es patente al observar (13); ecuación en la cual

una densidad bivariada es el resultado del producto de dos densidades univariadas y una densidad de cópula que captura la dependencia entre las variables.

Para capturar la evolución temporal de la dependencia entre las series, en este artículo utilizamos la versión dinámica del teorema de Sklar dada por Patton (2006), en la cual la dependencia entre las variables es condicional a la información pasada denotada por \mathcal{F}_t . Esto es, $F(\eta_1, \eta_2 | \mathcal{F}_t) = C(F_1(\eta_1 | \mathcal{F}_t), F_2(\eta_2 | \mathcal{F}_t))$.

En este trabajo son consideradas dos cópulas usualmente empleadas en las aplicaciones: la cópula t -Student definida como,

$$C(u_1, u_2; \nu, \rho) = \int_{-\infty}^{t_\nu^{-1}(u_1)} \int_{-\infty}^{t_\nu^{-1}(u_2)} \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \left(1 + \frac{s^2 - 2\rho st + t^2}{\nu(1-\rho^2)}\right)^{-(\nu+2)/2} ds dt, \quad (14)$$

donde t_ν^{-1} es la inversa de la función univariada t -Student con ν grados de libertad, y la cópula Joe-Clayton definida como,

$$C(u_1, u_2; \tau_L, \tau_U) = 1 - \left(\{ [1 - (1 - u_1)^\kappa]^{-\gamma} + [1 - (1 - u_2)^\kappa]^{-\gamma} - 1 \}^{-1/\gamma} \right)^{1/\kappa}, \quad (15)$$

donde $\kappa = 1/\log_2(2 - \tau_U)$, $\gamma = -1/\log_2(\tau_L)$ con $\tau_L \in (0, 1)$ y $\tau_U \in (0, 1)$.

A continuación, describiremos cómo es que, dada la información hasta el instante t y dados los niveles p y q , estimamos el $CoVaR^{y/x}(q, p)$ en el tiempo $t+1$. Es decir, como calculamos la predicción CoVaR un-paso-adelante.

- (a) Para estimar los parámetros del modelo utilizamos el método *Inference Function for Margins* (IFM) propuesto por Joe y Xu (1996). Este es un procedimiento de máxima verosimilitud para cópulas paramétricas que tiene dos etapas. Primero son estimados los modelos marginales. Así, para cada una de las muestras $r_{1,1}, \dots, r_{1,n}$ y $r_{2,1}, \dots, r_{2,n}$ ajustamos el modelo univariado (6)-(9) obteniendo estimaciones de $\mu_{i,t}$ y $\sigma_{i,t}$, denotadas por $\hat{\mu}_{i,t}$ y $\hat{\sigma}_{i,t}$, respectivamente. Calculamos $\hat{u}_{i,t} = \hat{F}_i(\hat{\eta}_{i,t})$ para $i = 1, 2$, $t = 1, \dots, n$, donde \hat{F} es la función de distribución empírica² y $\hat{\eta}_{i,t} = (r_{i,t} - \hat{\mu}_{i,t})/\hat{\sigma}_{i,t}$ es la innovación estimada. En segundo lugar, los parámetros del modelo de cópula (θ) son estimados maximizando la expresión,

$$L(\theta) = \sum_{t=1}^n \log c(\hat{u}_{1,t}, \hat{u}_{2,t}; \theta) \quad (16)$$

²Este es un estimador no-paramétrico que es usualmente utilizado en las aplicaciones con cópulas, pero podríamos haber utilizado la función de distribución de $\eta_{i,t}$, que es GED.

para una densidad de cópula c específica. Por ejemplo, con la cópula t -Student (14) tenemos $\theta = (\nu, \rho)$ y con la la cópula Joe-Clayton (15) tenemos $\theta = (\tau_L, \tau_U)$.

- (b) Una vez estimados los parámetros, para generar las observaciones seguimos los siguientes pasos.
- (b.1) Simulamos m muestras de cópula $U = [u_{1,j}, u_{2,j}]$, $j = 1, \dots, m$, utilizando los párametros estimados de la cópula adoptada ($\hat{\theta}$).
 - (b.2) Calculamos $Z_{i,j} = F_i^{-1}(u_{i,j})$, para $i = 1, 2$ y $j = 1, \dots, m$, donde $F_i^{-1}(\cdot)$ es la distribución inversa GED con parámetro $\hat{\nu}_i$.
 - (b.3) Usando las predicciones un-paso-adelante de las medias y varianzas condicionales denotadas por $\hat{\mu}_{i,t+1}$ y $\hat{\sigma}_{i,t+1}$, respectivamente, calculamos $r_{i,t+1,j} = \hat{\mu}_{i,t+1} + \hat{\sigma}_{i,t+1}Z_{i,j}$, para $i = 1, 2$ y $j = 1, \dots, m$.
 - (b.4) Denotamos a las observaciones simuladas $(r_{1,t+1,j}, r_{2,t+1,j})$ por (x_j^*, y_j^*) para $j = 1, \dots, m$. Entonces, la muestra de la serie bivariada (x, y) de interés es $(x_1^*, y_1^*), \dots, (x_m^*, y_m^*)$.
- (c) Finalmente calculamos los VaR y CoVaR utilizando cuantiles empíricos. El $VaR^x(p)$ es el cuantil p de las observaciones simuladas x_1^*, \dots, x_m^* y el $CoVaR^{y/x}(q, p)$ es el cuantil q de todas las observaciones y_j^* pertenecientes a los pares (x_j^*, y_j^*) tales que los x_j^* son menores ó iguales que $VaR^x(p)$. Además, fue calculado el VaR incondicional de la serie y , denotado por $VaR^y(q)$, como el cuantil q de las observaciones simuladas y_1^*, \dots, y_m^* .

Resaltamos que en el paso (b.3) utilizamos la predicción de la volatilidad, $\hat{\sigma}_{i,t+1}$, pues nos interesa adoptar un escenario real, en el cual las medidas de riesgo tienen que ser estimadas a partir de la información disponible.

Por otro lado, para calcular la variación CoVaR seguimos el procedimiento anterior con la única diferencia que en (b.3) los CoVaR en periodos de *problemas financieros* y periodos *normales* son calculados utilizando las estimaciones de las medias y varianzas condicionales contemporáneas $\hat{\mu}_t$ y $\hat{\sigma}_t$, respectivamente y no predicciones. Además, el CoVaR en estado *normal* es calculado como el cuantil q de

todas las observaciones y_j^* pertenecientes a los pares (x_j^*, y_j^*) tales que los x_j^* son menores al cuantil Q_3 de x^* y mayores que el cuantil Q_1 de x^* .

3. Análisis Empírico

En esta sección presentamos la aplicación de la metodología CoVaR en la estimación del riesgo bursátil peruano vía cópulas. Todos los cálculos fueron realizados utilizando programas del paquete estadístico *R* (R Development Core Team, 2014). Comenzamos presentando los datos.

3.1. Datos

Los datos utilizados en este trabajo corresponden a los precios de cierre diarios del índice IGBVL, del índice S&P500 de USA y de los metales Cobre, Oro y Plata cotizados en la LME (London Metal Exchange). La fuente de los datos es Bloomberg. La muestra corresponde al periodo con inicio en 2 de enero de 2004 y final en 31 de diciembre de 2013. Debido a que existen feriados diferentes en los tres mercados de donde provienen los datos, en este trabajo solamente fueron considerados aquellos días en los cuales se dispone de todos los precios.

El índice del IGBVL fue escogido como representativo del mercado de acciones peruano así como el índice S&P500 fue escogido como representante del mercado de acciones internacional. Además, fueron considerados los precios internacionales del cobre, oro y plata por dos motivos: porque las acciones de empresas mineras peruanas son muy relevantes en la composición del índice IGBVL y porque se trata de tres de los principales *commodities* exportados por el Perú (de cuyos ingresos por exportación la economía peruana depende críticamente).

En este trabajo serán estudiadas las series de retornos diarios en porcentaje del IGBVL, S&P500, Cobre y Oro-Plata. Este último corresponde al promedio diario de los retornos de Oro y Plata. El motivo para considerar esta *canasta* se debe a que el comportamiento histórico de los precios de ambos metales preciosos es similar durante el periodo estudiado. Específicamente los retornos fueron calculados como $r_t = 100(\ln(p_t) - \ln(p_{t-1}))$ donde p_t es el precio en el instante t y \ln es el logaritmo natural.

En total disponemos de una muestra de $n = 2372$ retornos. En el Cuadro 1 presentamos algunas estadísticas descriptivas y en la Figura 1 mostramos el gráfico de las series de retornos. En esta figura podemos identificar claramente los periodos de gran volatilidad. Por ejemplo, las cuatro series presentan volatilidad muy alta en el segundo semestre de 2008 y la serie del IGBVL presenta episodios de alta volatilidad en los periodos de elección presidencial, en 2006 y 2011.

Cuadro 1: Estadísticas descriptivas de los retornos en el periodo 2004-2013.

Serie	n	Media	Desviación Estándar	Coefficiente de Simetría	Curtosis
IGBVL	2372	0.078	1.702	-0.43	11.07
S&P500	2372	0.022	1.305	-0.38	13.9
Cobre	2372	0.048	2.002	-0.17	5.49
Oro-Plata	2372	0.047	1.846	-0.53	8.66

n es el número de observaciones.

[Figura 1]

3.2. Estimación del Riesgo Bursátil

El riesgo del mercado bursátil peruano, entendido como el riesgo del IGBVL, fue analizado en tres periodos a fin de contar con niveles de volatilidad del IGBVL diferentes. Así, fue estudiado un periodo de volatilidad baja y media: el periodo correspondiente al año 2013 y también fueron analizados periodos de alta y muy alta volatilidad: el periodo Julio-Diciembre de 2008, el cual incluye el evento de la declaración en bancarrota del banco Lehmann Brothers y el periodo Enero-Agosto del año 2011, que incluye las elecciones presidenciales.

En cada uno de los tres periodos fueron estimadas las predicciones CoVaR un-paso-adelante del IGBVL dado S&P500, dado el Cobre y dado Oro-Plata y también las variaciones CoVaR (ΔCoVaR) del IGBVL dado S&P500, dado el Cobre y dado Oro-Plata. Con respecto a la elección de los niveles de confianza en las medidas de riesgo, fue adoptado un criterio conservador en términos del CoVaR, es decir utilizando $q = 0.01$ y para el condicionamiento en el VaR fue considerado un valor

no tan extremo, $p = 0.05$. En toda la discusión posterior omitiremos que $p = 0.05$ y simplemente nos referiremos a CoVaR 99 % y ΔCoVaR 99 %³. Además fueron calculadas las predicciones un-paso-adelante del VaR 99 % incondicional del IGBVL.

En cada tiempo, las medidas de riesgo fueron estimadas siguiendo el procedimiento descrito en la subsección 2.2. Específicamente, fueron estimados modelos con un componente autoregresivo de primer orden para los índices IGBVL y S&P500 y sin componente autoregresivo para Cobre y Oro-Plata. Fueron considerados modelos APARCH(1,1) con apalancamiento y errores GED; de esta forma podemos capturar el efecto diferenciado de retornos positivos y negativos (apalancamiento) y las colas pesadas. Las cópulas consideradas fueron Joe-Clayton ó t -Student, escogiendo entre ellas aquella que explicó mejor la dependencia bivariada. En cada instante de tiempo fueron simuladas $m = 100,000$ observaciones. Enfatizamos que el CoVaR y ΔCoVaR son calculados cada vez que una observación es incorporada en la muestra. Sean los tiempos de los retornos en el periodo: $t = 1, \dots, t_0-1, t_0, \dots, n$. Los retornos en los tiempos $t = 1, \dots, t_0-1$ constituyen la muestra básica y luego son incorporados los retornos uno a uno para calcular los CoVaR en $t = t_0, \dots, n$. Así, para el periodo Julio-Diciembre 2008 tenemos $n = 1175$ y $t_0 = 1057$, para el periodo Enero-Agosto 2011 tenemos $n = 1812$ y $t_0 = 1674$ y para el periodo Enero-Diciembre 2013 tenemos $n = 2372$ y $t_0 = 2130$.

Los resultados son mostrados en las Figuras 2-7. Las Figuras 2,4 y 6 muestran las variaciones CoVaR en los tres periodos considerados y las Figuras 3,5 y 7 muestran las predicciones VaR⁴ y CoVaR un-paso a delante en los tres periodos considerados. A partir de ellas podemos comentar lo siguiente.

[Figura 2]	[Figura 3]
[Figura 4]	[Figura 5]
[Figura 6]	[Figura 7]

³ Siguiendo la convención usualmente adoptada, la confianza 99 % se refiere a las pérdidas, esto es a los valores negativos de los retornos.

⁴ Correspondiente a la estimación de la serie bivariada IGBVL y Cobre.

En primer lugar, tanto las estimaciones de ΔCoVaR como las predicciones un-paso-adelante de CoVaR presentan comportamiento dinámico en el tiempo y en consonancia con la volatilidad del IGBVL. Sin embargo, la relación entre el VaR del IGBVL y los CoVaR no es lineal o uno-a-uno (*one-to-one*) como señalado también por Adrian y Brunnermeier (2011).

En segundo lugar, discutiremos acerca de la contribución marginal del S&P500, Cobre y Oro-Plata al riesgo del IGBVL, es decir, las variaciones CoVaR (ΔCoVaR). En la Figura 6 tenemos los ΔCoVaR en un periodo de baja y media volatilidad del IGBVL, el año 2013. Observamos que los ΔCoVaR dado S&P500 y dado Cobre son muy próximos, siendo el ΔCoVaR dado S&P500 ligeramente mayor. En las Figuras 2 y 4 también se observan valores próximos de ΔCoVaR dado S&P500 y dado Cobre en periodos de baja volatilidad. Sin embargo, las diferencias entre el ΔCoVaR dado S&P500 y el ΔCoVaR dado Cobre se tornan cada vez mayores en la medida que la volatilidad del IGBVL aumenta. Esto se observa claramente en el mes de octubre del año 2008⁵ (Figura 2) y en el periodo de elecciones 2011 (Figura 4). Además, en el periodo Julio-Diciembre del año 2008 la contribución marginal al riesgo debido al Cobre es mayor en magnitud que la contribución marginal debido a S&P500 y durante el periodo Enero-Agosto del año 2011 esta relación se invierte, siendo que en los tres periodos considerados el ΔCoVaR dado Oro-Plata es menor en magnitud que los ΔCoVaR dado S&P500 y dado Cobre. Por lo tanto, la contribución marginal de Oro-Plata al riesgo del IGBVL es menor en los tres periodos considerados y mucho menor en los periodos de alta volatilidad del IGBVL. Esto guarda relación con la práctica usual de utilizar Oro y Plata como cobertura (*hedge*) en la composición de portafolios.

En tercer lugar discutiremos acerca de las predicciones del riesgo un-paso-adelante del IGBVL. Para esto, en cada periodo comparamos el VaR del IGBVL con los CoVaR dado S&P500, dado Cobre y dado Oro-Plata. Comenzamos realizando el análisis de la figuras 3, 5 y 7.

Con excepción de muy pocos días (y en periodos de muy baja volatilidad del IGBVL) las predicciones CoVaR son menores que las predicciones VaR del IGBVL.

⁵En este periodo comenzó en USA la implementación del TARP (*Troubled Asset Relief Program*), programa concebido para salvar el sistema financiero.

Esto es deseable por la definición de CoVaR y porque el objetivo es tener una medida más conservadora de riesgo⁶.

En los tres periodos considerados: Julio-Diciembre 2008, Enero-Agosto 2011 y año 2013, observamos que las predicciones CoVaR son muy próximas, siendo los CoVaR dado Oro-Plata en general menores que los CoVaR dado Cobre y dado S&P500. Además, en los periodos de baja y media volatilidad las predicciones VaR del IGBVL y las predicciones CoVaR son próximas. Sin embargo, las diferencias entre VaR y CoVaR aumentan en los periodos de alta volatilidad, caracterizando una respuesta no-lineal del riesgo medido por CoVaR en los periodos de problemas financieros (*distress*).

Así como el VaR, los CoVaR son muy sensibles a secuencias de pérdidas grandes (retornos negativos grandes en magnitud). Por ejemplo, en la Figura 3 analizamos el periodo correspondiente al segundo semestre de 2008, el cual incluye el evento de la quiebra del banco Lehman-Brothers. Observando el inicio de la serie vemos que el VaR y los dos CoVaR presentan valores próximos, pero en el momento más álgido de la crisis los valores del VaR y CoVaR son muy grandes, llegando inclusive alrededor de 20 % para VaR y 30 % para CoVaR. Una vez pasado el periodo más crítico, al final de la serie las medidas de riesgo vuelven a presentar valores próximos. Una situación similar se puede observar en la Figura 5 con el gran aumento de las medidas de riesgo en el periodo de las elecciones presidenciales del 2011.

Para comparar la cobertura de las medidas de riesgo, en el Cuadro 2 presentamos el número de *excepciones*, esto es, el número de veces en los cuales los retornos son menores que las predicciones VaR y CoVaR al 99 %, en cada uno de los tres periodos considerados. Esperamos que el número de excepciones sea 1.19, 1.58 y 2.43 para los periodos de Julio-Diciembre 2008, Enero-Agosto-2011 y Enero-Diciembre 2013, respectivamente. Los resultados indican que el VaR incondicional no cubre las pérdidas adecuadamente en los periodos Enero-Agosto-2011 y Enero-Diciembre 2013. En cambio, los CoVaR presentan menos excepciones que las esperadas. En este sentido, el desempeño de los CoVaR es mejor que el VaR incondicional.

⁶Dependiendo del método de estimación adoptado, los valores de CoVaR podrían ser frecuentemente menores que los valores de VaR. Esto sucedió, por ejemplo, cuando estimamos los CoVaR por regresión cuantílica y los VaR por modelos GARCH.

Cuadro 2: Número de retornos menores que las medidas de riesgo al 99 %.

Periodo	n	VaR	CoVaR-S&P500	CoVaR-Cobre	CoVaR-OroPlata
Julio-Diciembre 2008	119	1	0	0	1
Enero-Agosto 2011	158	5	1	1	1
Enero-Diciembre 2013	243	4	0	0	2

n es el número de observaciones en cada periodo.

Sin embargo, en la evaluación de una medida de riesgo, además de analizar la cobertura es necesario analizar la magnitud de los valores de esta medida. En un periodo de volatilidad media con algunos episodios de alta volatilidad, como el año 2013 (Figura 7), los valores de CoVaR cubren adecuadamente las pérdidas. En cambio, y como puede ser observado en las figuras 3 y 5, en periodos de muy alta volatilidad los valores de VaR y CoVaR podrían ser muy grandes, digamos en el rango 20 % - 30 %. El hecho de tener estimaciones CoVaR innecesariamente grandes durante varios días comparado a los retornos observados se puede explicar por lo siguiente. Supongamos que tenemos un valor atípico de retorno (muy negativo) seguido de varios retornos pequeños en magnitud. Entonces, de acuerdo con el modelo de volatilidad adoptado en la ecuación (9), es claro que el día siguiente a la ocurrencia del valor atípico la volatilidad (y por ende el VaR y CoVaR) se dispara y en los días posteriores, aún con retornos muy bajos en magnitud, la volatilidad *demora* en disminuir. Así, el modelo de volatilidad no es lo suficientemente adaptativo para esa situación.

Finalmente, en el Cuadro 3 presentamos los retornos del IGBVL y las medidas riesgo en los días de *excepciones* encontradas en los tres periodos considerados. La mayor pérdida en esos periodos ocurre el 06/06/2011, el día posterior al resultado de la segunda vuelta de la elección del año 2011. Nótese que las predicciones CoVaR son capaces de cubrir la pérdida de ese día pero no así el VaR. En cambio, el 04/08/2011 ninguna de las medidas de riesgo es capaz de cubrir la pérdida. La diferencia en ese comportamiento es explicada por el nivel de volatilidad del IGBVL presentado antes de la predicción. En los días anteriores al 06/06/2011 ya había muy alta volatilidad, siendo los retornos iguales a -3.68 (31/05/2011), -6.13 (01/06/2011), 6.92 (02/06/2011) y -2.37 (03/06/2011). En cambio, en los días an-

teriores al 04/08/2011 había baja volatilidad, siendo los retornos iguales a -0.09 (01/08/2011), -1.07 (02/08/2011) y -0.89 (03/08/2011). Entonces, el retorno observado en 04/08/2011, igual -5.73, es muy difícil de predecir dado los niveles (bajos) de volatilidad observados previamente.

Cuadro 3: Medidas de riesgo al 99 % en los días de *excepciones*.

Fecha	Retorno IGBVL	VaR	CoVaR S&P500	CoVaR Cobre	CoVaR Oro-Plata
06/10/2008	-9.73	-7.13	-9.77	-10.81	-9.13
28/03/2011	-5.29	-4.42	-6.39	-6.23	-5.66
01/06/2011	-6.13	-5.95	-9.47	-8.90	-7.92
06/06/2011	-13.29	-9.87	-15.87	-14.94	-14.27
04/08/2011	-5.73	-3.49	-4.82	-4.64	-4.08
08/08/2011	-7.36	-5.63	-9.46	-8.43	-7.64
15/04/2013	-4.20	-2.86	-4.29	-4.31	-3.65
20/06/2013	-5.05	-3.40	-5.31	-5.27	-4.59
12/09/2013	-3.00	-2.73	-4.10	-3.83	-3.43
03/12/2013	-2.50	-2.26	-3.44	-3.38	-3.06

4. Conclusiones y estudios futuros

En este trabajo es estimado el riesgo bursátil peruano considerando dos fuentes de riesgo: el riesgo del mercado financiero internacional, representado por el S&P500 y el riesgo de tres de los principales productos de exportación del Perú, el cobre, oro y plata. Para este fin es propuesta una metodología basada en los conceptos de CoVaR y variación CoVaR de Adrian y Brunnermeier (2008).

Los resultados ilustran la utilidad de la metodología CoVaR. A seguir discutimos dos aspectos: el uso de la variación CoVaR y el uso de la predicción CoVaR.

Utilizando la variación CoVaR encontramos que la contribución al riesgo del IGBVL debido a la canasta Oro-Plata es menor que la contribución de S&P500 y del Cobre, siendo que las contribuciones de S&P500, Cobre y Oro-Plata son muy próximas en periodos *normales* de mercado.

En términos de predicción, los resultados ilustran la utilidad de las medidas de riesgo CoVaR dado S&P500, dado el Cobre y dado Oro-Plata como alternativa a medidas como el VaR incondicional. Así, las predicciones un-paso-adelante CoVaR tienen mejor cobertura en términos del número de excepciones que el VaR y cubren las pérdidas de manera adecuada en periodos de volatilidad baja y moderada-alta. Inclusive, a diferencia del VaR, los CoVaR son capaces de cubrir algunas pérdidas extremas, como la del 06/06/2011, el día posterior al resultado de la segunda vuelta de la elección del 2011. Sin embargo, en periodos de muy alta volatilidad y en las situaciones descritas en la sección anterior, los valores de VaR y CoVaR podrían ser innecesariamente grandes. En estos casos, cobra relevancia el margen adoptado de 10% para capital de riesgo de mercado en el Perú, como consta en la Resolución SBS N^o 6328 de la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP.

Aun cuando en algunos episodios de muy alta volatilidad los CoVaR son muy grandes, el cálculo de los CoVaR permite adquirir un panorama mas amplio, el cual incorpora el riesgo exógeno. Todo esto en línea con la reciente experiencia de la Crisis Financiera Global, iniciada en el 2008, que enfatizó la importancia de capturar la transmisión de riesgo y resaltó la inconveniencia de adoptar niveles bajos de capital de respaldo.

Además, los periodos de crisis gatillan una respuesta no-lineal del riesgo de mercado, evidencia encontrada a partir del aumento de las diferencias entre el VaR y los CoVaR en periodos de muy alta volatilidad comparado con periodos *normales*. Lo mismo sucede con las variaciones CoVaR.

Finalmente, como asuntos de estudio futuro podemos citar dos. Primero, evaluar la metodología CoVaR en la estimación de riesgo de portafolios de acciones midiendo el riesgo sistémico de los portafolios con respecto al IGBVL, otros portafolios, u otros mercados internacionales, y viceversa. Segundo, proponer metodologías para la estimación de CoVaR de forma que sea más adaptativa a la ocurrencia de pérdidas pequeñas después de la ocurrencia de pérdidas extremas.

Referencias

- Acharya, V. (2009). A theory of systemic risk and design of prudential bank regulation. *Journal of Financial Stability*, **5**, 223-255.
- Acharya, V., Pedersen L., Philippe T. y Richardson, M. (2010). Measuring systemic risk. Technical report, Department of Finance, New York University.
- Adrian, T. y Brunnermeier, M.K. (2008). CoVaR. Staff Report no. 348, Federal Reserve Bank of New York.
- Adrian, T. y Brunnermeier, M.K. (2011). CoVaR. Staff Report no. 348. Revised version, Federal Reserve Bank of New York.
- Almeida, A., Frascaroli, B. y Cunha, D. (2012). Medidas de risco e matriz de contágio: uma aplicação do CoVaR para o mercado financeiro brasileiro. *Revista Brasileira de Finanças*, **10**, 551-584.
- Arias, M., Mendoza, J. y Pérez, D. (2010). Applying CoVaR to measure systemic market risk the Colombian case. *IFC Bulletin*, **34**, 351-364.
- Bae K., Karolyi A. y Stulz R. (2003). A new approach to measuring financial contagion. *Review of Financial Studies*, **16**, 717-763.
- Brownlees C. y Engle R. (2012). Volatility, correlation, and tails for systemic risk measurement. Working Paper, New York University.
- Chan-Lau J. (2010). Balance sheet network analysis of too-connected-to-fail risk in global and domestic banking systems. IMF Working Paper WP/10/107. <http://www.imf.org/external/pubs/ft/wp/2010/wp10107.pdf>.
- Chao, S., Hardle, W.K. y Wang W. (2012). Quantile regression in risk calibration. SFB 649 Discussion Paper 2012-006. <http://sfb649.wiwi.hu-berlin.de/papers/pdf/SFB649DP2012-006.pdf>.
- Chen, K.H. y Khashanah, K. (2014). Measuring systemic risk: copula CoVaR. Technical report. SSRN: <http://ssrn.com/abstract=2473648>.

- Cherubini, U., Luciano, E. y Vecchiato, W. (2004). *Copula Methods in Finance*. John Wiley & Sons.
- Bank for International Settlements (2010). The Basel Committee's response to the financial crisis: report to the G20. <http://www.bis.org/publ/bcbs179.htm>
- del Carpio, C. y Zevallos, M. (2010). Estimación de capital por riesgo de precio: Evaluando metodologías para el caso peruano. *Revista Estudios Económicos*, Banco Central de Reserva del Perú, **19**, 42-56.
- Danielsson J., James K., Valenzuela M. y Zer I. (2014). Model risk of risk models. SRC Discussion Paper No 11, London School of Economics and Political Science. <http://www.riskresearch.org/index.php?paperid=41#papercontent>.
- Dias, A. y Embrechts, P. (2003). Dynamic copula models for multivariate high-frequency data in finance. Working Paper, ETH Zurich: Department of Mathematics.
- Ding, Z. Granger, C.W.J. y Engle, R.F. (1993). A long memory property of stock returns and a new model. *Journal of Empirical Finance*, **1**, 83-106.
- Espino F. y Rabanal A. (2011). Riesgo de Interconexión en el mercado interbancario Peruano, *Revista Moneda*, Banco Central de Reserva del Perú, 148, 13-16.
- Gauthier C., Lehar A. y Souissi M. (2010). Macroprudential regulation and systemic capital requirements. Bank of Canada Working Paper 2010-4. <http://www.econstor.eu/bitstream/10419/53944/1/618958347.pdf>.
- Girardi, G. y Ergun, A.T. (2010). Systemic risk measurement: multivariate GARCH estimation of CoVaR. *Journal of Banking & Finance*, **37**, 3169-3180.
- Hakwa, B. Ambrozewicz, M.J. y Rudiger, B. (2012). Measuring and analysing marginal systemic risk contribution using CoVaR: a copula approach. Technical report. <http://arxiv.org/pdf/1210.4713v2.pdf>.
- Huang X., Zhou H. y Zhu H. (2010). Assessing the systemic risk of a heterogeneous portfolio of banks during the recent financial crisis. BIS Working Papers 296. <http://www.bis.org/publ/work296.htm>.

- Joe, H. y Xu, J. (1996). The estimation method of inference function for margins for multivariate models. Technical Report 166, Department of Statistics, University of British Columbia.
- Mainik, G. y Schaanning, E. (2014). On dependence consistency of CoVaR and some other systemic risk measures. *Statistics & Risk Modeling*, **31**, 49-77.
- Nelson, D.B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: a new approach. *Econometrica*, **59**, 347-370.
- Palaro, H.P. y Hotta, L.K. (2006). Using conditional copula to estimate value at risk. *Journal of Data Science*, **4**, 93-115.
- Patton, A.J. (2006). Modelling asymmetric exchange rate dependence. *International Economic Review*, **47**, 527-556.
- Patton, A.J. (2012). A review of copula models for economic time series. *Journal of Multivariate Analysis*, **110**, 4-18.
- R Development Core Team (2014). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org>.
- Rungporn R. y Phurichai R. (2010). Measuring systemic risk and financial linkages in the Thai banking system. Working Papers, Economic Research Department, Bank of Thailand.
- Sklar, A. (1959). Fonctions de répartition a n dimensions et leurs marges. *Publ. Inst. Statist. Univ. Paris*, **8**, 229-231.
- Zevallos, M. (2008). Estimación del Riesgo Bursátil Peruano. *Revista Economía*, **31**, 62, 109-126. <http://revistas.pucp.edu.pe/index.php/economia/article/view/1192>.

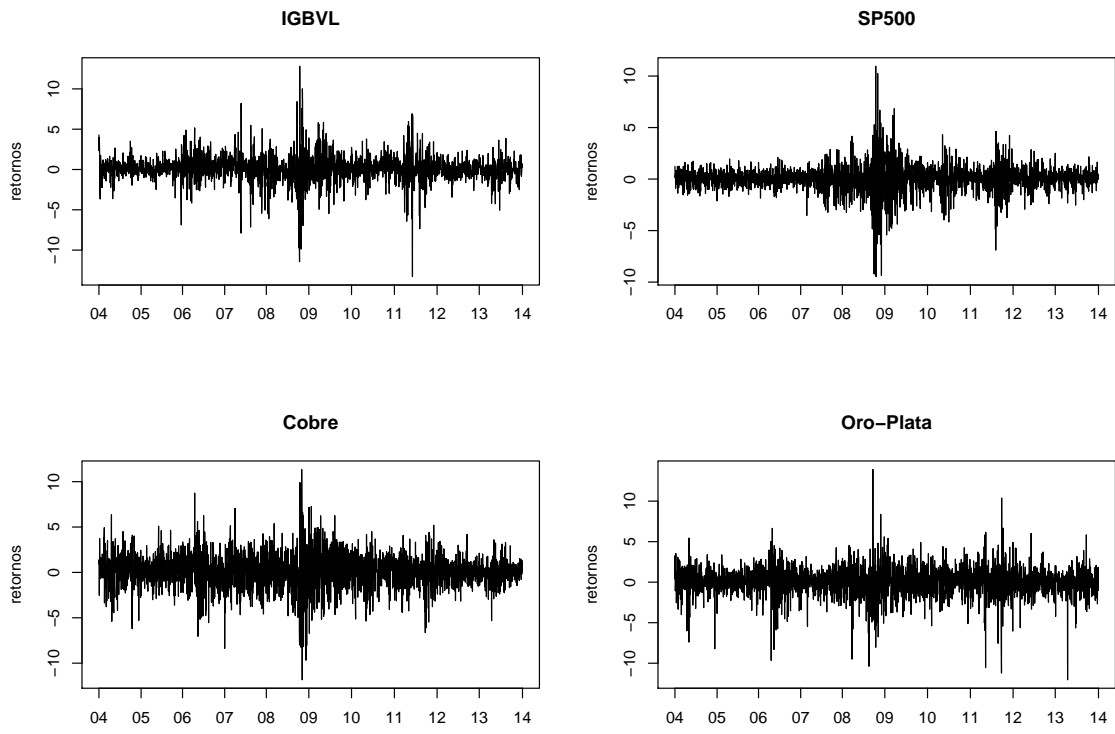


Figura 1: Series de retornos.

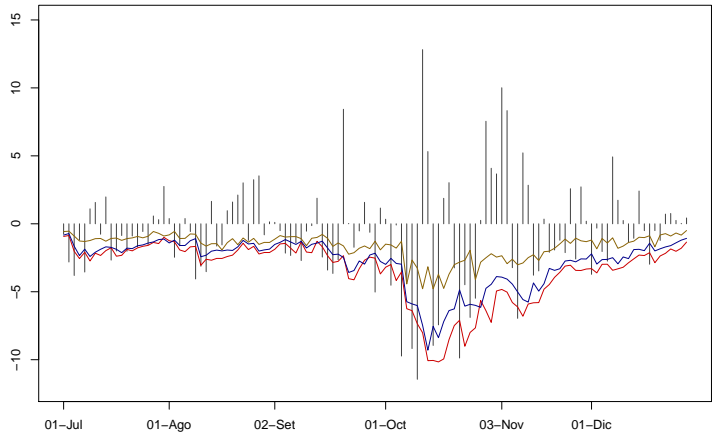


Figura 2: Evolución del ΔCoVaR 99% del IGBVL en el periodo Julio-Diciembre 2008. Retornos del IGBVL en líneas verticales, ΔCoVaR dado S&P500 en azul, ΔCoVaR dado Cobre en rojo y ΔCoVaR dado Oro-Plata en dorado.

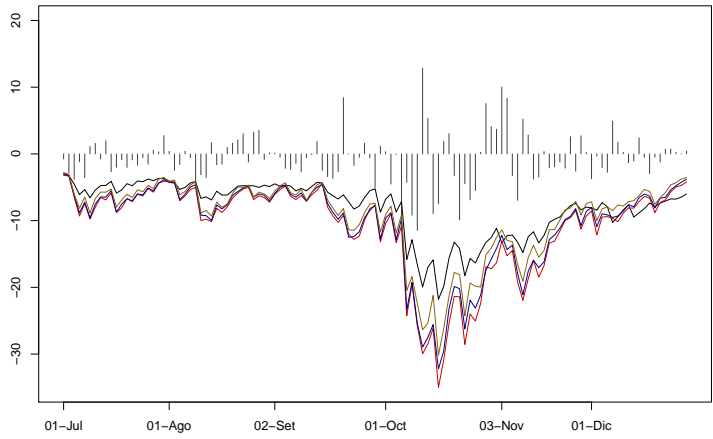


Figura 3: Riesgo del IGBVL en el periodo Julio-Diciembre 2008. Retornos IGBVL en líneas verticales, VaR 99% del IGBVL en negro, CoVaR dado S&P500 en azul, CoVaR dado Cobre en rojo y CoVaR dado Oro-Plata en dorado.

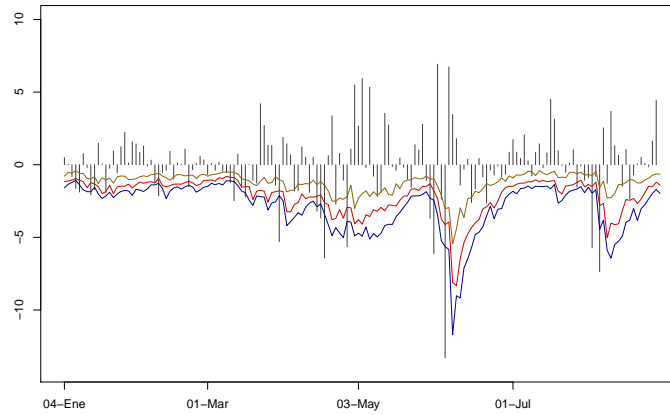


Figura 4: Evolución del ΔCoVaR 99 % del IGBVL en el periodo Enero-Agosto 2011. Retornos del IGBVL en líneas verticales, ΔCoVaR dado S&P500 en azul, ΔCoVaR dado Cobre en rojo y ΔCoVaR dado Oro-Plata en dorado.

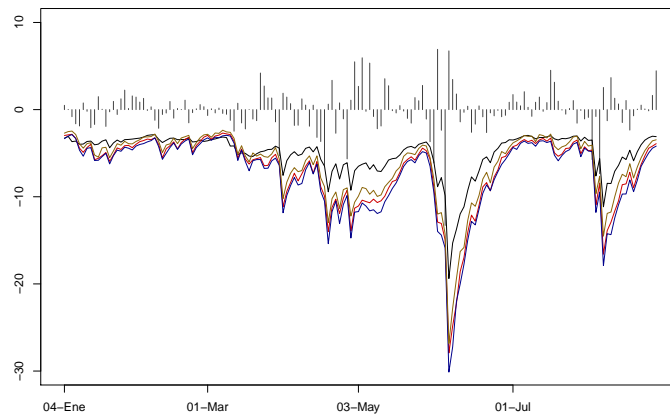


Figura 5: Riesgo del IGBVL en el periodo Enero-Agosto 2011. Retornos IGBVL en líneas verticales, VaR 99% del IGBVL en negro, CoVaR dado S&P500 en azul, CoVaR dado Cobre en rojo y CoVaR dado Oro-Plata en dorado.

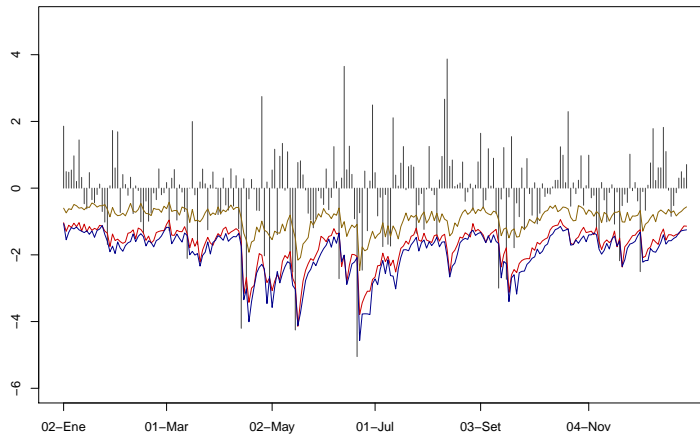


Figura 6: Evolución del ΔCoVaR 99% del IGBVL en el año 2013. Retornos del IGBVL en líneas verticales, ΔCoVaR dado S&P500 en azul, ΔCoVaR dado Cobre en rojo y ΔCoVaR dado Oro-Plata en dorado.

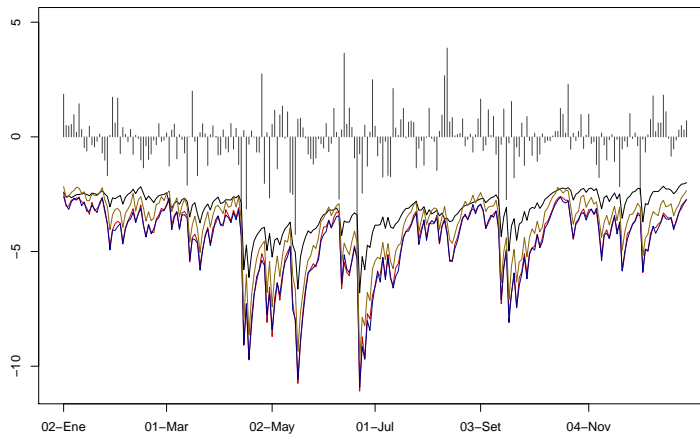


Figura 7: Riesgo del IGBVL en el año 2013. Retornos IGBVL en líneas verticales, VaR 99% del IGBVL en negro, CoVaR dado S&P500 en azul, CoVaR dado Cobre en rojo y CoVaR dado Oro-Plata en dorado.