

MODELOS VAR PARA CALCULAR EL CAPITAL MÍNIMO REGULATORIO POR RIESGO DE MERCADO

VAR MODELS TO CALCULATE THE MINIMUM REGULATORY CAPITAL AT MARKET RISK

PATRICIA STUPARIU

Universidad Complutense de Madrid
patricst@ucm.es

JUAN RAFAEL RUIZ

Universidad Complutense de Madrid
juanrafaelruiz@ucm.es

ANGEL VILARIÑO

Universidad Complutense de Madrid
angel.vila@axpa.es

Fecha de recepción: Abril 2015

Fecha de aceptación: Junio 2015

RESUMEN

La revisión de la regulación del riesgo de mercado de Basilea III contempla reemplazar los modelos VaR con una nueva métrica para el cómputo de los requerimientos mínimos de capital. En este trabajo se calcularán los requerimientos de capital por riesgo de mercado para una cartera de acciones del índice S&P500, entre el periodo 2000-2014 en base a la metodología RiskMetrics y alternativamente con modelos GARCH(1,1). Los resultados obtenidos muestran que el capital regulatorio calculado en base a las normas de Basilea II cubre en todo momento las pérdidas de la cartera.

PALABRAS CLAVE: Valor en riesgo, Basilea, regulación financiera, riesgo de mercado.

ABSTRACT

The undergoing overhaul of the Basel III market risk regulatory framework addresses the possibility of replacing VaR models with an alternative method for calculating minimum capital requirements. This paper will calculate the regulatory capital for a hypothetical equity portfolio of 20 of the main stocks in the S&P500, between 2000 and 2014. The RiskMetrics methodology and GARCH(1,1) models are used to estimate volatilities, covariances and correlations. Our results show that the regulatory capital calculated using Basel II rules is at all times above realized portfolio losses.

KEYWORDS: Value-at-risk, Basel, financial regulation, market risk.

JEL: G01, G28, G38, F37.

INTRODUCCIÓN

El estallido de la crisis financiera en el verano del año 2007, ha generado cuantiosas pérdidas para un gran número de entidades financieras que según los estándares regulatorios vigentes estaban adecuadamente capitalizadas¹. Una parte de las pérdidas se registraron en instrumentos pertenecientes a las carteras de negociación de los bancos, para los que estaba permitido calcular los requerimientos mínimos de capital con modelos internos, sujetos a la validación de los reguladores nacionales. Conceptualmente, la cartera de negociación comprende el conjunto de instrumentos líquidos que los bancos negocian buscando beneficios a corto plazo, y que pueden generar pérdidas a los tenedores por movimientos adversos de los precios de mercado. En la práctica, ha sido habitual que se clasificaran en esta cartera también instrumentos con menor o nula liquidez, sin mercado activo, cuyo valor se obtiene mediante modelos que utilizan generalmente datos observables, pero no los precios de mercado de los instrumentos.

En el diagnóstico post-crisis, el Comité de Basilea, el organismo que dicta las normas financieras internacionales, concluye que uno de los elementos que explica que las pérdidas hayan sido superiores al capital regulatorio por riesgo de mercado calculado para la cartera de negociación es la inadecuación de los modelos internos en uso, conocidos como modelos VaR (*value at risk* o valor en riesgo). Entre las reformas emprendidas por el Comité a raíz de la crisis uno de los principales ejes es reemplazar los modelos VaR con una métrica alternativa, el *Expected Shortfall* (ES).

Existe una amplia variedad de modelos VaR y su aceptación a efectos de calcular el Capital Mínimo Regulatorio (CMR) entró en vigor en 1996 (CBSB, 1996a), momento a partir del cual reguladores de todo el mundo autorizaron su uso, especialmente en el caso de los bancos considerados más sofisticados, con una importante actividad de negociación y presencia en los mercados internacionales. En las dos décadas anteriores a la crisis del 2007, distintas publicaciones del Comité de Basilea y el Comité sobre el Sistema Financiero Global analizaron las características de los modelos VaR (CBSB, 2003, 2005b, 2006b; CGFS, 2001) y las opiniones emitidas fueron siempre de aprobación, debido a que parecía que proporcionaban una buena base para el cálculo del capital mínimo regulatorio (CBSB, 1998). A la vez, se pensaba que incentivarían el desarrollo de mejores métodos de gestión del riesgo en los bancos. El Comité ratificó el uso de los modelos VaR en repetidas ocasiones coincidentes con la publicación de revisiones al marco normativo, incluido el marco conocido como Basilea II que se publica en junio de 2006, solo un año antes del estallido de la crisis (CBSB, 2006a, sec. segunda; punto VI).

Este trabajo analizará el funcionamiento de un modelo VaR para una cartera de 20 títulos pertenecientes al índice Standard&Poor's 500, en base al cual se calculará el CMR con arreglo a las normas de Basilea. En la segunda sección se realizará una revisión de literatura sobre el funcionamiento y precisión de los modelos VaR y en la tercera se presentarán los métodos de cálculo utilizados y los resultados de las estimaciones. Las volatilidades y correlaciones de la cartera se estimarán utilizando dos procedimientos: una media móvil ponderada exponencialmente (EWMA) según

¹ Las normas que guiaban la regulación y supervisión en la gran mayoría de los países que estuvieron en el epicentro de la crisis están comprendidas en el marco conocido como Basilea II (CBSB, 2006a).

la metodología RiskMetrics™ y un modelo GARCH(1,1). Los resultados muestran que los modelos considerados son un buen punto de partida para el cálculo del CMR. La última sección comprenderá las conclusiones que se desprenden del análisis de los modelos y también algunas propuestas para futuras investigaciones.

1. EL VAR EN LA LITERATURA

El VaR se define como la pérdida máxima que se puede registrar en una cartera de instrumentos financieros, suponiendo una determinada distribución de probabilidad de los factores de riesgo (rentabilidades de las acciones, variaciones de los tipos de interés, variaciones de los tipos de cambio), con un determinado nivel de confianza. Existen múltiples tipos de modelos VaR y técnicas de estimación de los parámetros asociados con el riesgo de mercado de los instrumentos financieros. Las modalidades más consagradas en la literatura son los VaR paramétricos o varianza-covarianza, simulación histórica y simulación Monte Carlo (Alexander, 2008; Holton, 2014; Jorion, 2007), pero existen también otras metodologías.

Debido a la gran variedad de modelos existentes y a la disponibilidad de series históricas largas sobre precios de instrumentos financieros con mercados activos, el comportamiento de los modelos VaR ha sido examinado en numerosos estudios cuyas conclusiones apuntan a que existen modelos que, a corto plazo, producen resultados satisfactorios a la hora de estimar la exposición a los distintos factores de riesgo de las carteras de los bancos, como por ejemplo Hendricks (1996), Hull y White (1998), Pafka y Kondor (2001), Engle (2001), Barone-Adesi et al. (2002), Berkowitz y O'Brien (2002), Angelidis et al. (2004), Ball y Fang (2006), So y Yu (2006), Coleman et al. (2006), Kuester et al. (2006), Sollis (2009), Roy (2011), González y Nave (2010), Bhattacharyya (2012) o Lee y Su (2012).

Existen, sin embargo, varias fuentes de polémica acerca de qué modelos tienen mayor capacidad predictiva, y una de ellas es la elección de las distribuciones que modelizan el comportamiento de los factores de riesgo. Es muy común en la práctica utilizar la función de distribución normal para la modelización de las rentabilidades diarias, semanales o mensuales, o los tipos de interés cuya fluctuación afecta a los valores de los instrumentos financieros. Existen también modelos alternativos, que utilizan otro tipo de distribuciones para modelizar las rentabilidades de algunos activos financieros cuyas características en términos muestrales se alejan de las de la distribución normal (presentan asimetría y colas gruesas) o presentan variabilidad de la varianza en el tiempo. Algunas de estas alternativas² consisten en utilizar distribuciones leptocúrticas, distribuciones estables, mezclas de distribuciones normales, o utilizar modelos de volatilidad estocástica o modelos ARCH o GARCH (Vilariño, 2001, pp. 145–159).

Para evaluar los resultados de un modelo se pueden utilizar distintos tests estadísticos, como los tests de Kupiek (1995) que son algunos de los más habituales y relacionan el número de excesos esperados al nivel de confianza elegido con los excesos registrados por el modelo. Los excesos representan el número de veces en

²Entre los trabajos citados anteriormente Bhattacharyya (2012) propone varias distribuciones alternativas a la normal, Engle (2001) utiliza un modelo GARCH(1,1) para estimar la volatilidad y Ball y Fang (2006) comparan la literatura sobre varios modelos que utilizan distintas distribuciones de probabilidad; Kuester (2006) compara varios modelos alternativos basados en distribuciones de valores extremos y modelos GARCH.

Stupariu, Patricia; Ruiz, Juan Rafael; Vilariño, Ángel. Modelos VaR para calcular el capital mínimo regulatorio por riesgo de mercado.

el que las pérdidas superan los valores estimados con el modelo. Siempre es esperable que haya pérdidas superiores al VaR en función del intervalo de confianza elegido, de tal manera que, por ejemplo, a un nivel de confianza del 99% se esperaría en promedio 1 exceso en cada 100 días (y por lo tanto alrededor de 3 excesos al año, considerando 250 días anuales en las que se pueden efectuar transacciones).

En general en la literatura no existe consenso en cuanto a qué modelos VaR o métodos de contraste producen los resultados más robustos, pero la falta de consenso se circunscribe a la evidencia de que hay varios modelos que funcionan satisfactoriamente. Por tanto la elección del modelo dependerá de factores como el grado de desarrollo de los sistemas internos en los bancos y formación de los analistas de riesgo, el volumen de negociación, los datos disponibles, etc.

Existen también posturas críticas con el VaR que han generado escuela en la literatura y que desaconsejan el uso de esta metodología. Entre las mismas destacan los defensores del *expected shortfall* (la nueva métrica propuesta por el Comité para reemplazar el VaR). Según Acerbi y Tasche (2002) o Acerbi, Nordio, y Sirtori (2008), los principales promotores del ES, el VaR no es una medida de riesgo “coherente” debido a que no cumple con una de las cuatro propiedades matemáticas que utilizan para definir la coherencia, que es la propiedad de *subaditividad*.

Otra vertiente de la crítica que rechaza el uso de los modelos VaR en general está encabezada por Taleb (1997, 2010) que desaconseja el uso del VaR, principalmente porque considera que los modelos son incapaces de predecir eventos en las colas de las distribuciones elegidas para los factores de riesgo (que se podrían interpretar como pérdidas poco frecuentes, pero cuantiosas). La crítica de Taleb enlaza con la crítica al supuesto de normalidad de las rentabilidades y sus trabajos han impulsado una parte importante de la literatura en ese sentido, pero adicionalmente este autor considera que la aparente robustez de los métodos estadísticos hace desaconsejable depender de los modelos, cuyo uso podría desincentivar el desarrollo de otros aspectos no-cuantitativos, pero igual de importantes en la gestión de los riesgos. Como respuesta, algunos autores han defendido que el VaR es una métrica útil para la cuantificación del riesgo y transmisión de la información sobre el mismo a los órganos directivos; también destacan que el VaR es, o debería ser, parte de un sistema complejo de identificación y gestión del riesgo en los bancos, y que el proceso de llegar a las pérdidas estimadas (o al VaR) debe ser considerado tan importante como el propio número (Jorion, 1997, 2009; Rowe, 2013).

2. ELECCIÓN DE LOS MODELOS Y LA CARTERA

Según señala la literatura, los modelos VaR más extendidos en la práctica son los basados en simulación histórica (SH) y distintas variantes de los métodos paramétricos, entre los cuales la metodología de RiskMetrics (RM) detallada en la siguiente sección ocupa un lugar destacado Mina y Yi Xiao (Ball & Fang, 2006; Finger, 2006; Mina & Xiao, 2001; Sollis, 2009; Zumbach, 2006).

En este trabajo se comparará el comportamiento de los modelos que emplean volatilidades estimadas por el procedimiento RM con los modelos que incorporan volatilidades estimadas con modelos GARCH(1,1) que constituyen una metodología

Stupariu, Patricia; Ruiz, Juan Rafael; Vilariño, Ángel. Modelos VaR para calcular el capital mínimo regulatorio por riesgo de mercado.

de contraste adecuada, que se ajustan razonablemente a numerosas series de activos financieros (Vilariño, 2001, p. 165).

Sobre los modelos GARCH existe también una extensa literatura que recoge sus características y aplicaciones en el análisis de series financieras de rentabilidades, destacando su buena capacidad predictiva (Angelidis et al., 2004; Bera & Higgins, 1993; Bhattacharyya, 2012; Engle, 2001; McMillan & Kambouroudis, 2009; So & Yu, 2006).

Debido a que Basilea II no hacía ninguna mención acerca de los modelos concretos que se debían utilizar, ambos modelos elegidos en este trabajo serían candidatos válidos para el cálculo del CMR.

La cartera escogida está compuesta por las siguientes acciones de empresas internacionales pertenecientes a los sectores financiero, industrial, IT, energético, salud y consumo: AIG, American Express, Apple, Bank of America, Berkshire Hathaway, Boeing, Chevron, Citigroup, Coca Cola, Conoco Philips, Exxon, General Electric, Johnson & Johnson, JP Morgan, McDonald's, Microsoft, Procter & Gamble, Walt Disney y Wal-Mart. Los precios de las acciones seleccionadas han sufrido grandes caídas y sus rentabilidades han registrado momentos de alta volatilidad a lo largo del periodo analizado, lo que permite analizar la capacidad predictiva de los modelos en condiciones estresadas. Consideramos que la cartera está compuesta por 1.000 títulos de cada empresa de valor nominal unitario igual al precio diario de cierre de las acciones ajustado por fraccionamiento y dividendos (P_i). El número total de títulos de la cartera se mantiene constante a lo largo del periodo analizado y también los títulos correspondientes a cada empresa, tal que el valor de la misma (V_c) cada día está dado por:

$$V_c = 1.000 \sum_{i=1}^{20} P_i \quad (1)$$

Por tanto el valor de la cartera refleja las variaciones de los precios de los títulos en todo momento y el peso que cada categoría de títulos en el total es variable.

Para estimar las volatilidades, covarianzas y correlaciones utilizamos datos diarios de los precios de cierre de las acciones seleccionadas para el periodo comprendido entre enero 03/01/2000 hasta febrero de 25/02/2014. El periodo elegido comprende 3.557 datos de rentabilidades diarias, y refleja los movimientos de los títulos seleccionados durante un largo periodo que abarca distintas fases del ciclo económico: dos crisis ligadas al sistema financiero- el de la burbuja tecnológica del 2000-2001 y la última crisis financiera internacional del año 2007, la etapa de crecimiento entre los años 2000 y 2007 y el periodo post-crisis con la recesión subsiguiente al estallido del año 2007.

2.1. VaR y CMR en base a *RiskMetrics*

RiskMetrics fue diseñado en la década de los 1980 para la gestión interna de J.P. Morgan y se popularizó a partir de mediados de los años 1990 cuando el banco hizo pública la metodología de cálculo (J.P.Morgan/Reuters, 1996) y empezó a

Stupariu, Patricia; Ruiz, Juan Rafael; Vilariño, Ángel. Modelos VaR para calcular el capital mínimo regulatorio por riesgo de mercado.

comercializar los datos de mercado necesarios para su cálculo, a la vez que se diseñaron distintos tipos de *software* para el tratamiento de los datos (Holton, 2014, sec. 1.9.5).

El modelo supone que la distribución condicional de las rentabilidades diarias es normal de media 0 y varianza condicional σ_t^2 . La distribución se considera condicional respecto a un conjunto de información que está formada por los choques aleatorios de fechas anteriores. Lo anterior se expresa como:

$$R_{(t)|\mathcal{I}_{t-1}} \sim N(0, \sigma_{\mathcal{I}|t-1}^2)$$

El término \mathcal{I}_{t-1} representa el conjunto de información hasta la fecha $t-1$. La varianza se estima con una media móvil ponderada exponencialmente (o EWMA, del inglés *exponentially weighted moving average*).

Las series de rentabilidades diarias para las 20 acciones seleccionadas se expresan como variación relativa de los precios diarios. A continuación denominamos R_t la rentabilidad diaria de cada activo en la fecha t . Para la fecha $t+1$ la varianza condicional al conjunto de información disponible en la fecha t se calcula de la siguiente manera:

$$\sigma_{(t+1|t)}^2 = (1 - \lambda)R_t^2 + \lambda\sigma_{\mathcal{I}|t-1}^2 \quad (2)$$

RiskMetrics establece el valor del parámetro λ en 0,94.

Para el cálculo de las covarianzas condicionales entre dos activos 1 y 2 se utiliza la expresión:

$$\sigma_{(12,t+1|t)} = (1 - \lambda)R_{1,t}R_{2,t} + \lambda\sigma_{(12,t|t-1)} \quad (3)$$

El coeficiente de correlación lineal entre los activos de la cartera el resultado de los cálculos anteriores y será:

$$\rho_{(12,t+1|t)} = \frac{\sigma_{(12,t+1|t)}}{\sigma_{(1,t+1|t)}\sigma_{(2,t+1|t)}} \quad (4)$$

El VaR individual diario en la fecha t de cada activo se calcula según la fórmula:

$$VaR_{t+1}(\alpha) = V_t k(\alpha) \sigma_{(t+1|t)} \quad (5)$$

V_t es el valor de mercado de los 1.000 títulos de cada empresa en la fecha t .

α representa el nivel de significación para el que se calcula el VaR.

$k(\alpha)$ es el cuantil que corresponde al nivel de significación elegido en una

distribución normal estándar tal que para $\alpha = 1\%$, $k(\alpha) = 2,33$.

$\sigma_{(t+1|t)}$ representa la volatilidad condicional, calculada como raíz cuadrada de la varianza estimada según la ecuación (2).

Según las normas de Basilea, el modelo VaR en base al cual se establecen los requerimientos de capital por riesgo de mercado, se debe calcular con un nivel de significación del 1% lo que implica que en un horizonte de 100 días se espera que las pérdidas registradas por la cartera sean superiores al VaR en 1 ocasión. Basilea exige que el capital regulatorio se calcule a partir del VaR a 10 días para cuya obtención permite la multiplicación del VaR diario por la raíz cuadrada de 10, operación justificada por la regla de agregar volatilidades bajo el supuesto de que las rentabilidades del día t al día $t+10$, son variables aleatorias normales idéntica e independientemente distribuidas. Se obtendrá por lo tanto el VaR a 10 días en base al VaR diario, multiplicando cada valor diario por 3,16.

Se calcularán asimismo los VaR individuales a los niveles de confianza 95% y 99% y el VaR de la cartera al 99%.

En base al vector columna $X_{[20 \times 1]}$ definido por los valores diarios de los VaR individuales y las matrices de correlaciones diarias $P_{[20 \times 20]}$, se calcula en cada fecha el VaR diario de la cartera VaR_c :

$$VaR_c = \sqrt{X^T P X} \quad (6)$$

La matriz de correlaciones se compone en cada fecha t de los coeficientes de correlación entre los 20 activos de la cartera, estimados diariamente según la ecuación (4).

$$P_t = \begin{bmatrix} 1 & \rho_{1;2} & \dots & \rho_{1;20} \\ \rho_{2;1} & 1 & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \rho_{20;1} & \rho_{20;2} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

Para contrastar la precisión de los modelos se utilizará una de las metodologías de contraste propuestas por Kupiec (1995) basada en la frecuencia de los excesos producidos en el periodo analizado. Un exceso se produce cuando las pérdidas de la cartera en un día determinado exceden el VaR estimado para el mismo día. El contraste del modelo se realiza contrastando la hipótesis nula de que la probabilidad con la que se producen las pérdidas extremas de la cartera, es igual a la probabilidad con la que se ha construido el VaR. Para contrastar la hipótesis nula se utiliza la razón de verosimilitud:

$$RV = - \frac{2 \ln((1 - p^*)^{n-x} (p^*)^x)}{\left(1 - \frac{x}{n}\right)^{n-x} \left(\frac{x}{n}\right)^x} \quad (7)$$

Stupariu, Patricia; Ruiz, Juan Rafael; Vilariño, Ángel. Modelos VaR para calcular el capital mínimo regulatorio por riesgo de mercado.

Donde p^* es la probabilidad con la que se ha generado el VaR, n es el número de días de la muestra y x es el número de excesos que se han observado en los n días.

Bajo la hipótesis nula, RV se distribuye como una chi-cuadrado con 1 grado de libertad, y su valor crítico a los niveles de significación elegidos son:

α	0,01	0,025	0,05
$k(\alpha)$	6,635	5,024	3,841

Se realizará tanto el contraste de los VaR diarios individuales a 1 y 10 días, como del VaR de la cartera.

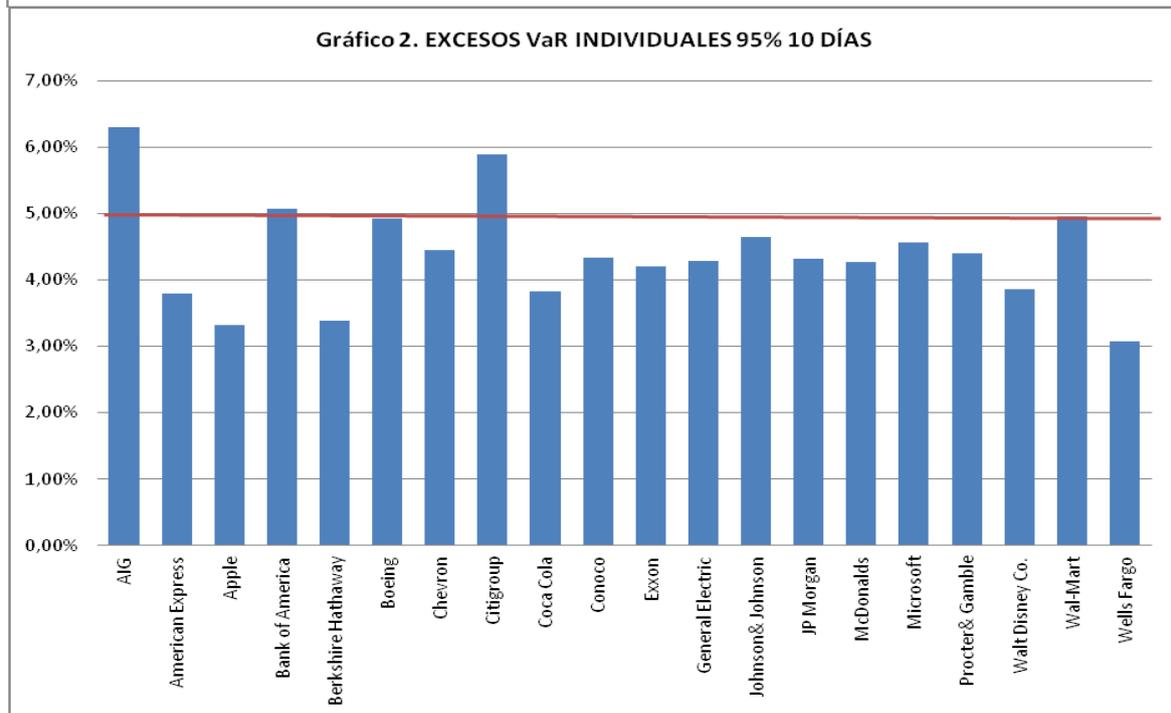
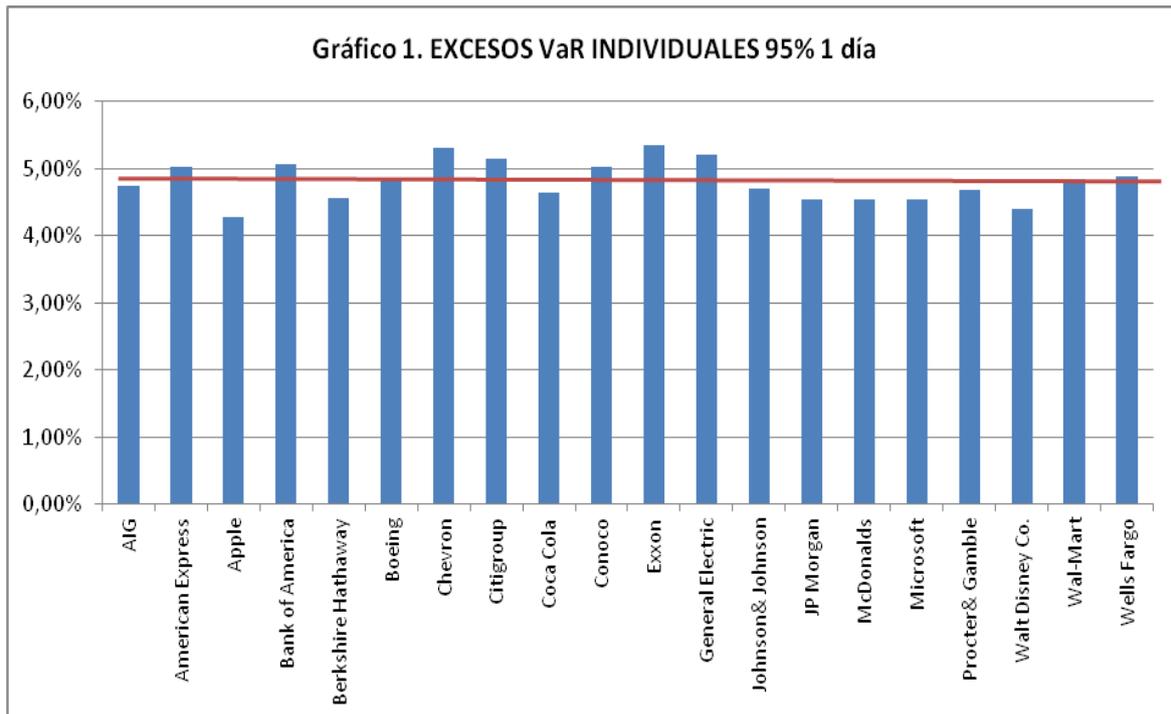
El último paso será el cálculo del capital regulatorio para la cartera en base a los resultados de los modelos construidos con un nivel de confianza de 99% y un periodo de mantenimiento de 10 días, tal y como prevén las normas de Basilea (CBSB, 2005a, sec. B4) y se compararán los valores obtenidos con las variaciones reales de la cartera a 10 días.

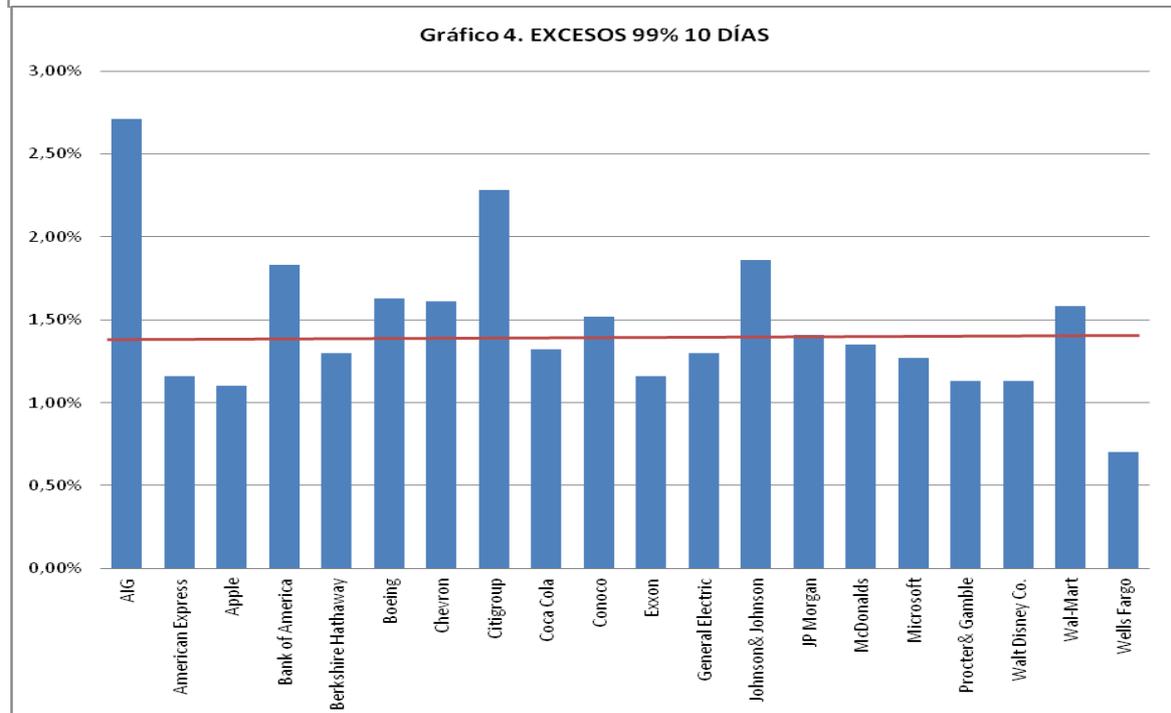
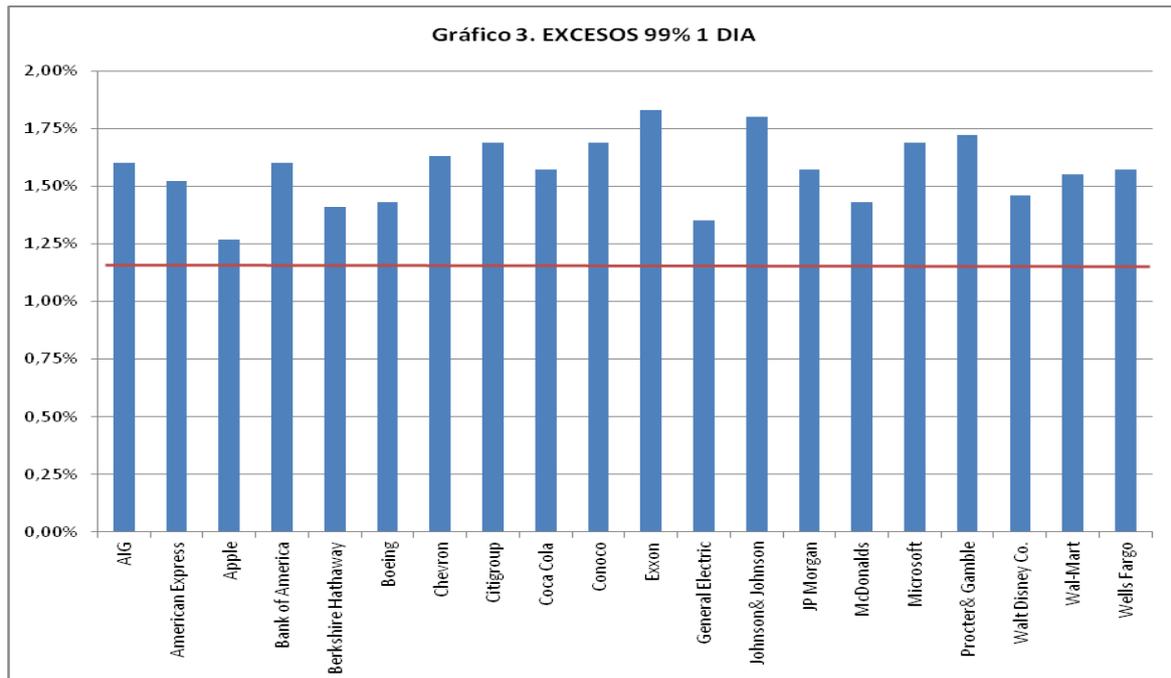
Según las normas vigentes, cada banco autorizado a utilizar modelos internos debe cubrir diariamente su requerimiento de capital, expresado como el valor más alto entre (i) el valor en riesgo del día anterior y (ii) el promedio del cálculo diario del valor en riesgo durante los 60 días hábiles anteriores, al que se aplicará un factor de multiplicación, sujeto a un mínimo³ de 3. Por lo tanto, para el cálculo del CMR, se comprarán los promedios de los últimos $t-60$ días multiplicados por 3 con el VaR calculado en $t-1$ para la fecha t y se fijarán los requerimientos mínimos en base al valor mayor.

2.1.1. Resultados VaR RM

Para el total de la muestra analizada en el periodo 2000-2014, los modelos muestran buenos resultados en general ya que los excesos registrados son próximos al nivel de significación elegido.

³ Existía la posibilidad de pedir cargas adicionales por riesgo específico, calculado según la reglas del marco estándar (el método alternativo a los modelos internos).





- VaR individuales al 95%

Para los modelos construidos con un nivel de confianza de 95% se esperan alrededor de 5 excesos cada 100 días, por lo que en 3556 días se esperan alrededor de 177 excesos. La comparación de las tablas 1 y 2 muestra que los modelos construidos con este nivel de confianza, con horizonte 1 día y 10 días, son los que mejor comportamiento presentan en la muestra seleccionada. Al 95% el porcentaje de excesos está en el 5% o por debajo en la mayoría de los casos y los valores de la razón de verosimilitud no permiten rechazar la hipótesis nula del test de Kupiec, de que la probabilidad de que sucedan eventos extremos es igual a la probabilidad especificada por el modelo. En las filas RV de las tablas siguientes los colores

Stupariu, Patricia; Ruiz, Juan Rafael; Vilariño, Ángel. Modelos VaR para calcular el capital mínimo regulatorio por riesgo de mercado.

indican los distintos niveles de significación a los que no se rechaza la hipótesis nula en cada uno de los casos.

Tabla 1. PORCENTAJE DE EXCESOS Y RAZÓN DE VEROSIMILITUD AL 95%					5%
					2,5%
					1%
					No significativo
	AIG	American Express	Apple	Bank of America	Berkshire Hathaway
Datos	3556	3556	3556	3556	3556
Nivel de confianza	95%	95%	95%	95%	95%
Horizonte (días)	1	1	1	1	1
Excesos totales	4,75%	5,03%	4,27%	5,06%	4,56%
RV	0,46	0,008	4,13	0,029	1,52
	Boeing	Chevron	Citigroup	Coca Cola	Conoco
Datos	3556	3556	3556	3556	3556
Nivel de confianza	95%	95%	95%	95%	95%
Horizonte (días)	1	1	1	1	1
Excesos totales	4,84%	5,31%	5,15%	4,64%	5,03%
RV	0,20	0,73	0,16	0,99	0,008
	Exxon	General Electric	Johnson & Johnson	JP Morgan	McDonald's
Datos	3556	3556	3556	3556	3556
Nivel de confianza	95%	95%	95%	95%	95%
Horizonte (días)	1	1	1	1	1
Excesos totales	5,34%	5,20%	4,70%	4,53%	4,53%
RV	0,86	0,30	0,70	1,72	1,72
	Microsoft	Procter & Gamble	Walt Disney Co.	Wal-Mart	Wells Fargo
Datos	3556	3556	3556	3556	3556
Nivel de confianza	95%	95%	95%	95%	95%
Horizonte (días)	1	1	1	1	1
Excesos totales	4,53%	4,67%	4,39%	4,84%	4,89%
RV	1,72	0,84	2,92	0,20	0,08
	AIG	American Express	Apple	Bank of America	Berkshire Hathaway
Datos	3547	3547	3547	3547	3547
Nivel de confianza	95%	95%	95%	95%	95%
Horizonte (días)	10	10	10	10	10
Excesos totales	6,29%	3,80%	3,32%	5,07%	3,38%
RV	11,47	11,56	23,58	0,041	21,91
	Boeing	Chevron	Citigroup	Coca Cola	Conoco
Datos	3547	3547	3547	3547	3547
Nivel de confianza	95%	95%	95%	95%	95%
Horizonte (días)	10	10	10	10	10

Stupariu, Patricia; Ruiz, Juan Rafael; Vilariño, Ángel. Modelos VaR para calcular el capital mínimo regulatorio por riesgo de mercado.

Excesos totales	4,93%	4,45%	5,89%	3,83%	4,34%
RV	0,03	2,3	5,63	10,99	3,38
	Exxon	General Electric	Johnson & Johnson	JP Morgan	McDonald's
Datos	3547	3547	3547	3547	3547
Nivel de confianza	95%	95%	95%	95%	95%
Horizonte (días)	10	10	10	10	10
Excesos totales	4,20%	4,28%	4,65%	4,31%	4,26%
RV	5,03	3,99	0,92	3,68	4,33
	Microsoft	Procter & Gamble	Walt Disney Co.	Wal-Mart	Wells Fargo
Datos	3547	3547	3547	3547	3547
Nivel de confianza	95%	95%	95%	95%	95%
Horizonte (días)	10	10	10	10	10
Excesos totales	4,57%	4,40%	3,86%	4,96%	3,07%
RV	1,43	2,81	10,44	0,01	31,95

Los VaR al 95% y horizonte 10 días muestran un comportamiento peor en términos del valor de la razón de verosimilitud del test de Kupiec, a pesar de que el número de excesos de la muestra está muy cerca o incluso por debajo del 5% en 18 de los 20 títulos analizados. Esto se debe a que el valor de la razón de verosimilitud aumenta por encima del valor crítico cuando el porcentaje de excesos se aleja de la probabilidad con la que se ha construido el modelo, tanto por encima- cuando hay más excesos de lo esperado, como por debajo- el caso en el que se registran menos excesos. Esto sucede con seis de los VaR individuales que componen la cartera. Aunque la precisión del modelo es considerada mayor cuanto más cerca esté el número de excesos registrados del esperado, desde un punto de vista regulatorio la presencia de un número de excesos menor es un resultado positivo, debido a que el propósito de estos modelos es servir de base para el cálculo de un nivel de CMR que sea suficientemente alto como para absorber el mayor porcentaje de pérdidas en momentos de crisis, asociados con altos niveles de volatilidad.

Tabla 2. Número mínimo de excesos de no rechazo

α	$k(\alpha)$	Valor mínimo no rechazo	% Excesos
0,01	6,635	145	4,09%
0,025	5,024	150	4,23%
0,05	3,841	153	4,31%

Un ejemplo en este sentido es el caso del modelo construido en base a las rentabilidades American Express. En la muestra considerada hay 3.547 días en las que se pueden contrastar el VaR individual calculado para cada acción con la variación del precio de la misma a 10 días. Las pérdidas a 10 días del VaR calculado para American Express excedieron el VaR en un 3,80% de los casos, un porcentaje menor que el esperado 5%, lo que hace el valor de la razón de verosimilitud se sitúe en 11,56. Expresado en valor absoluto, se esperaban alrededor de 177 excesos y han ocurrido solamente 135, un número inferior al que permite no rechazar la

Stupariu, Patricia; Ruiz, Juan Rafael; Vilariño, Ángel. Modelos VaR para calcular el capital mínimo regulatorio por riesgo de mercado.

hipótesis nula a los distintos niveles de confianza considerados. El máximo de la zona de no rechazo son 179 excesos y el valor mínimo se muestra en la tabla 2.

Otros modelos que presentan resultados similares son los de Apple con un porcentaje de excesos del 3,32%, Berkshire Hathaway con 3,38%, Coca Cola con 3,83%, Walt Disney con 3,86% y Wells Fargo con 3,07%.

- VaR individuales al 99%

A continuación se presentan los resultados obtenidos al 99%, el nivel de confianza que Basilea exige para los modelos que se utilicen en el cómputo del CMR. Los excesos a 1 y 10 días están alrededor del 1%, por lo que en términos generales los modelos muestran un comportamiento satisfactorio, aunque hay un mayor número de situaciones donde el nivel de los excesos supera el valor que permite no rechazar la hipótesis nula.

Tabla 3. PORCENTAJE DE EXCESOS Y RAZÓN DE VEROSIMILITUD AL 99%					5%
					2,5%
					1%
					No significativo
	AIG	American Express	Apple	Bank of America	Berkshire Hathaway
Datos	3556	3556	3556	3556	3556
Nivel de confianza	99%	99%	99%	99%	99%
Horizonte (días)	1	1	1	1	1
Excesos totales	1,60%	1,52%	1,27%	1,60%	1,41%
RV	11,03	8,33	2,33	11,03	5,25
	Boeing	Chevron	Citigroup	Coca Cola	Conoco
Datos	3556	3556	3556	3556	3556
Nivel de confianza	99%	99%	99%	99%	99%
Horizonte (días)	1	1	1	1	1
Excesos totales	1,43%	1,63%	1,69%	1,57%	1,69%
RV	5,96	12,01	14,06	10,10	14,06
	Exxon	General Electric	Johnson & Johnson	JP Morgan	McDonald's
Datos	3556	3556	3556	3556	3556
Nivel de confianza	99%	99%	99%	99%	99%
Horizonte (días)	1	1	1	1	1
Excesos totales	1,83%	1,35%	1,80%	1,57%	1,43%
RV	19,77	3,96	18,57	10,10	5,96
	Microsoft	Procter & Gamble	Walt Disney Co.	Wal-Mart	Wells Fargo
Datos	3556	3556	3556	3556	3556
Nivel de confianza	99%	99%	99%	99%	99%
Horizonte (días)	1	1	1	1	1

Stupariu, Patricia; Ruiz, Juan Rafael; Vilariño, Ángel. Modelos VaR para calcular el capital mínimo regulatorio por riesgo de mercado.

Excesos totales	1,69%	1,72%	1,46%	1,55%	1,57%
RV	14,06	15,14	6,71	9,19	10,10
	AIG	American Express	Apple	Bank of America	Berkshire Hathaway
Datos	3547	3547	3547	3547	3547
Nivel de confianza	99%	99%	99%	99%	99%
Horizonte (días)	10	10	10	10	10
Excesos totales	2,71%	1,16%	1,10%	1,83%	1,30%
RV	71,15	0,08	0,34	19,93	2,88
	Boeing	Chevron	Citigroup	Coca Cola	Conoco
Datos	3547	3547	3547	3547	3547
Nivel de confianza	99%	99%	99%	99%	99%
Horizonte (días)	10	10	10	10	10
Excesos totales	1,63%	1,61%	2,28%	1,32%	1,52%
RV	12,12	11,14	43,30	3,43	8,43
	Exxon	General Electric	Johnson & Johnson	JP Morgan	McDonald's
Datos	3547	3547	3547	3547	3547
Nivel de confianza	99%	99%	99%	99%	99%
Horizonte (días)	10	10	10	10	10
Excesos totales	1,16%	1,30%	1,86%	1,41%	1,35%
RV	0,82	2,88	21,17	5,33	4,02
	Microsoft	Procter & Gamble	Walt Disney Co.	Wal-Mart	Wells Fargo
Datos	3547	3547	3547	3547	3547
Nivel de confianza	99%	99%	99%	99%	99%
Horizonte (días)	10	10	10	10	10
Excesos totales	1,27%	1,13%	1,13%	1,58%	0,70%
RV	2,38	0,56	0,56	10,20	3,48

- VaR de la cartera al 99%

Una vez obtenido el VaR de la cartera al nivel de confianza exigido por la regulación se calcula la razón de verosimilitud con los excesos obtenidos en el total de la muestra. En la tabla 4 se muestran los resultados obtenidos:

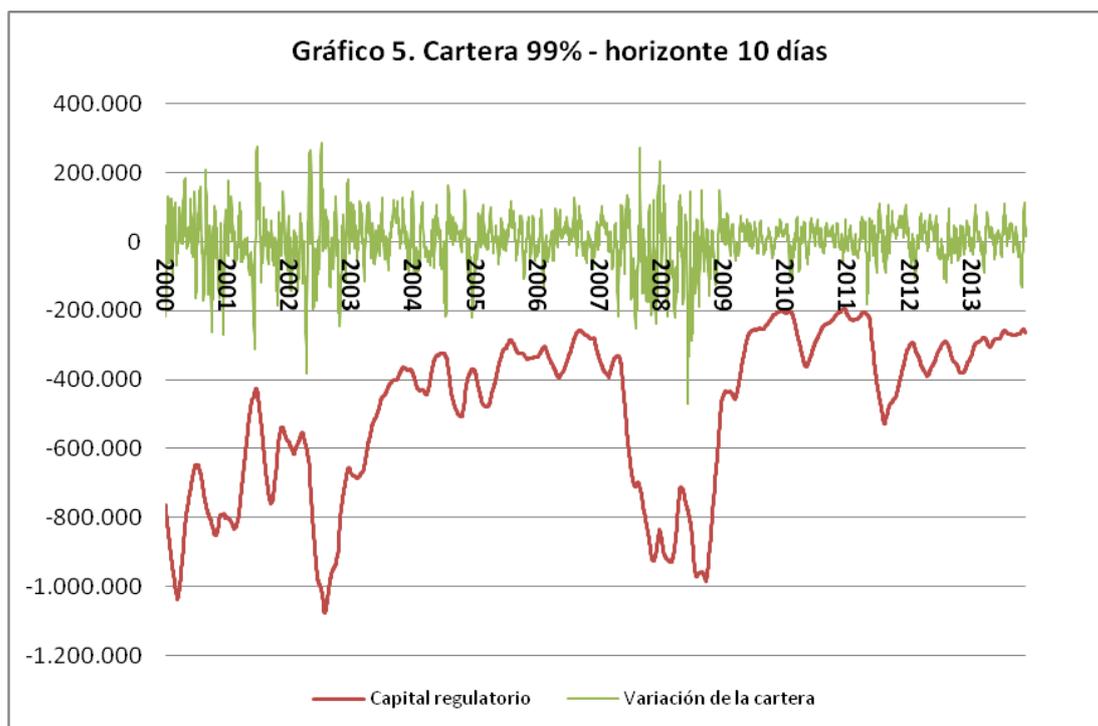
En este caso, los excesos son superiores al umbral de no rechazo a ambos horizontes considerados.

Tabla 4. VaR de la cartera al 99%

Datos	3.556	Datos	3.548
Nivel de confianza	99%	Nivel de confianza	99%
Horizonte (días)	1	Horizonte (días)	10
Excesos totales	1,88%	Excesos totales	2%
RV total	22,3	RV total	27,88

2.1.2. Cálculo CMR

Los modelos al 99% de confianza parecen subestimar el riesgo, al ser el VaR calculado menor que las pérdidas efectivas en un porcentaje de veces mayor que el esperado. Sin embargo al calcular el nivel de capital regulatorio a partir del VaR a 10 días y según las reglas expuestas en el apartado 3, los resultados obtenidos son muy satisfactorios tanto para cada activo por separado como para toda la cartera⁴.



Los requerimientos de capital cubren en todo momento las pérdidas registradas y este resultado es consistente en todo el periodo 2000-2014. Se debe tener en cuenta que los cálculos del capital regulatorio se han efectuado utilizando el factor de multiplicación 3, el mínimo permitido. Los órganos supervisores nacionales pueden aumentar este factor en función de los resultados obtenidos al realizar el contraste de los modelos según las normas especificadas en CBSB (1996b), tal que si el modelo calculado al 99% y con horizonte diario supera un determinado número de excesos en 12 meses- aproximadamente 250 días- el factor de multiplicación podrá ser aumentado progresivamente hasta 4.

⁴ En el Anexo I se muestran los resultados de los modelos VaR univariante.

Los resultados anteriores se mantienen para el conjunto de la cartera de tal forma que el CMR cubre al 100% las pérdidas de la cartera (gráfico 5).

2.2. Estimación de la volatilidad con modelos GARCH(1,1)

El modelo para la rentabilidad es:

$$R_t = \mu + \varepsilon_t \quad (8)$$

$$\varepsilon_t | \mathcal{O}_{t-1} \sim N(\mu, \sigma_t)$$

La ecuación para la varianza condicional de la perturbación ε_t depende de una constante y del choque aleatorio y el valor de la varianza condicional en la fecha anterior:

$$\sigma_t = a + b\varepsilon_{t-1}^2 + c\sigma_{t-1} \quad (9)$$

$$b + c < 1$$

En el punto 3 las ponderaciones de las rentabilidades pasadas se consideraban fijas según los valores de λ proporcionadas por RM. En este caso se estiman las ponderaciones para cada activo individual por lo que en total se estimarán 20 modelos GARCH (1,1) donde R_t es sucesivamente la rentabilidad de los títulos seleccionados del índice S&P. Para realizar las estimaciones se utilizan los datos de los primeros 6 años de la muestra, de 2000 a 2006 y para el contraste, los datos de 2007 a 2014.

Con los valores estimados de a , b y c se calculan las varianzas condicionales diarias en el periodo que empieza el 3/01/2007 y acaba el 25/02/2014. La raíz cuadrada de las nuevas varianzas calculadas se incorpora al modelo VaR de la ecuación (5) para calcular el VaR individual de cada título i al 99% de confianza, el nivel exigido por la regulación.

$$\hat{\sigma}_{i,t} = \hat{a}_i + \hat{b}_i(R_{i,t} - \hat{\mu}_i)^2 + \hat{c}_i\hat{\sigma}_{i,t-1} \quad (10)$$

Donde los valores $(R_t - \hat{\mu})^2$ representan los residuos estimados de la ecuación (8). Si $\hat{\mu}_i$ resulta no ser significativo al 5%, la expresión anterior se reduce al valor de la rentabilidad diaria.

Para el cálculo de las covarianzas y coeficientes de correlación necesarios para obtener el VaR de la cartera se utilizarán las ecuaciones (3) y (4), por tanto las covarianzas coincidirán con las calculadas en el apartado 2.1 y los coeficientes de correlación construidos en base a las mismas incorporarán las raíces cuadradas de las nuevas varianzas calculada con.

Stupariu, Patricia; Ruiz, Juan Rafael; Vilariño, Ángel. Modelos VaR para calcular el capital mínimo regulatorio por riesgo de mercado.

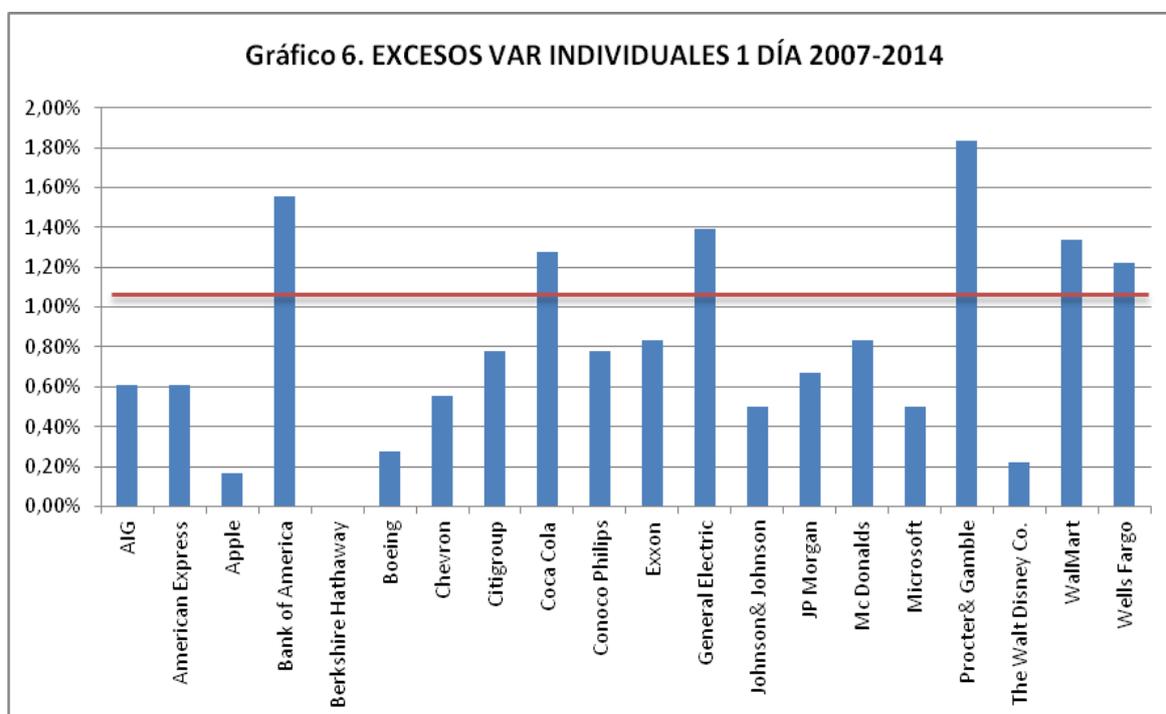
La cartera se construye según se indica en la ecuación (6) y posteriormente se aplica el test de Kupiec⁵ según la ecuación (7) para los datos 2007-2014.

A continuación se presentan los resultados para el nivel de confianza del 99% a 1 y 10 días.

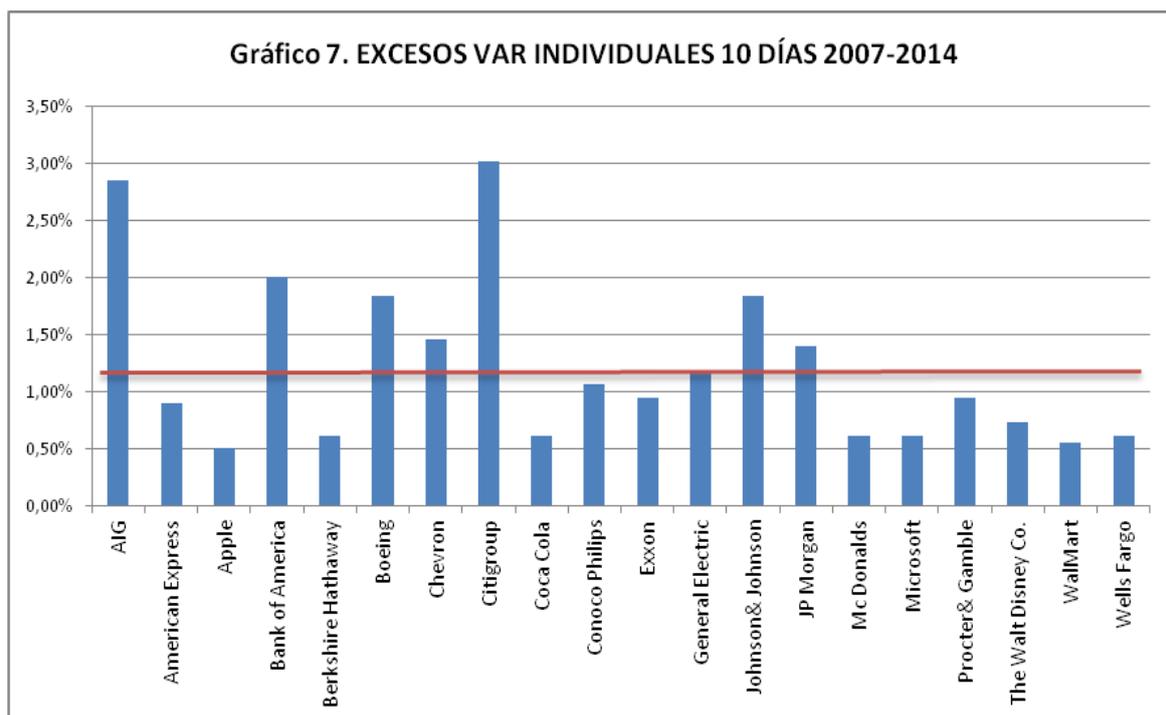
2.2.1. Resultados GARCH(1,1)

En los 20 modelos estimados los coeficientes \hat{a} , \hat{b} y \hat{c} resultaron significativos con un nivel de significación del 5% o inferior (Anexo II).

El número de excesos registrados por los modelos VaR calculados con las volatilidades GARCH es muy próximo al esperado en la mayoría de los modelos. Se observa que en general se registra un menor número de excesos que en el caso de los modelos VaR con volatilidad RM (a continuación modelos VaR RM).



⁵ En el caso de las acciones de Berkshire Hathaway no se registró ningún exceso fuera de la muestra. En este caso se calcula convencionalmente la indeterminación resultante en el segundo factor del denominador de la razón de verosimilitud del test de Kupiec, aplicando la regla de l'Hôpital.



- VaR individuales al 99%

En total son 15 los modelos calculados al 99% y horizonte diario para los que no se rechaza la hipótesis nula. Solo en el caso de P&G se rechaza la hipótesis nula por mayor número de excesos. En los restantes casos el rechazo se debe a que se registra un número de excesos menor que el esperado. Recordamos que en los modelos RM a 1 día y al 99% sólo 5 pasan el test de contraste (a distintos niveles de confianza) y los rechazos se debían a un mayor número de excesos que el esperado. Hay que tener en cuenta que el periodo de comparación es distinto debido a que para contrastar el VaR calculado con volatilidades GARCH solo se considera el periodo fuera de la muestra 2007-2014 mientras que el test de contraste para los modelos VaR RM se realiza para todo el periodo 2000-2014.

En el caso de los modelos calculados a un horizonte de 10 días los resultados son similares: hay 15 modelos para los que no se rechaza la hipótesis nula del test de contraste. Para el mismo nivel de confianza y horizonte eran 12 los modelos VaR RM que superaban el test. Podríamos concluir que hay un mejor comportamiento a 1 día que a 10 días en los modelos con volatilidades GARCH porque aunque en cada caso son 15 los modelos que superan el test, de los 5 rechazos a 1 día, solo uno es por registrar un número demasiado elevado de excesos (el caso mencionado anteriormente de P&G). A 10 días los 5 modelos que no pasan el test registran un número demasiado elevado de excesos.

Stupariu, Patricia; Ruiz, Juan Rafael; Vilariño, Ángel. Modelos VaR para calcular el capital mínimo regulatorio por riesgo de mercado.

Tabla 5. PORCENTAJE DE EXCESOS Y RAZÓN DE VEROSIMILITUD AL 99%					5%
					2,5%
					1%
					No significativo
	AIG	American Express	Apple	Bank of America	Berkshire Hathaway
Datos	1799	1799	1799	1799	1799
Horizonte (días)	1	1	1	1	1
Excesos totales	0,61%	0,61%	0,17%	1,56%	0
RV	3,19	3,19	19,36	4,81	36,16
	Boeing	Chevron	Citigroup	Coca Cola	Conoco
Datos	1799	1799	1799	1799	1799
Horizonte (días)	1	1	1	1	1
Excesos totales	0,28%	0,56%	0,78%	1,28%	0,78%
RV	13,27	4,27	0,97	1,30	0,97
	Exxon	General Electric	Johnson & Johnson	JP Morgan	McDonald's
Datos	1799	1799	1799	1799	1799
Horizonte (días)	1	1	1	1	1
Excesos totales	0,83%	1,39%	0,50%	0,67%	0,83%
RV	0,53	2,46	5,56	2,28	0,53
	Microsoft	Procter & Gamble	Walt Disney Co.	Wal-Mart	Wells Fargo
Datos	1799	1799	1799	1799	1799
Horizonte (días)	1	1	1	1	1
Excesos totales	0,50%	1,83%	0,22%	1,33%	1,22%
RV	5,56	10,15	16,06	1,84	0,84
	AIG	American Express	Apple	Bank of America	Berkshire Hathaway
Datos	1789	1789	1789	1789	1789
Horizonte (días)	10	10	10	10	10
Excesos totales	2,85%	0,89%	0,50%	2,01%	0,61%
RV	41,26	0,21	5,46	14,31	3,11
	Boeing	Chevron	Citigroup	Coca Cola	Conoco
Datos	1789	1789	1789	1789	1789
Horizonte (días)	10	10	10	10	10
Excesos totales	1,84%	1,45%	3,02%	0,61%	1,06%
RV	10,32	3,26	47,83	3,11	0,07
	Exxon	General Electric	Johnson & Johnson	JP Morgan	McDonald's

Stupariu, Patricia; Ruiz, Juan Rafael; Vilariño, Ángel. Modelos VaR para calcular el capital mínimo regulatorio por riesgo de mercado.

Datos	1789	1789	1789	1789	1789
Horizonte (días)	10	10	10	10	10
Excesos totales	0,95%	1,17%	1,84%	1,40%	0,61%
RV	0,05	0,52	10,32	2,54	3,11
	Microsoft	Procter & Gamble	Walt Disney Co.	Wal-Mart	Wells Fargo
Datos	1789	1789	1789	1789	1789
Horizonte (días)	10	10	10	10	10
Excesos totales	0,61%	0,95%	0,73%	0,56%	0,61%
RV	3,11	0,05	1,49	4,18	3,11

- VaR de la cartera

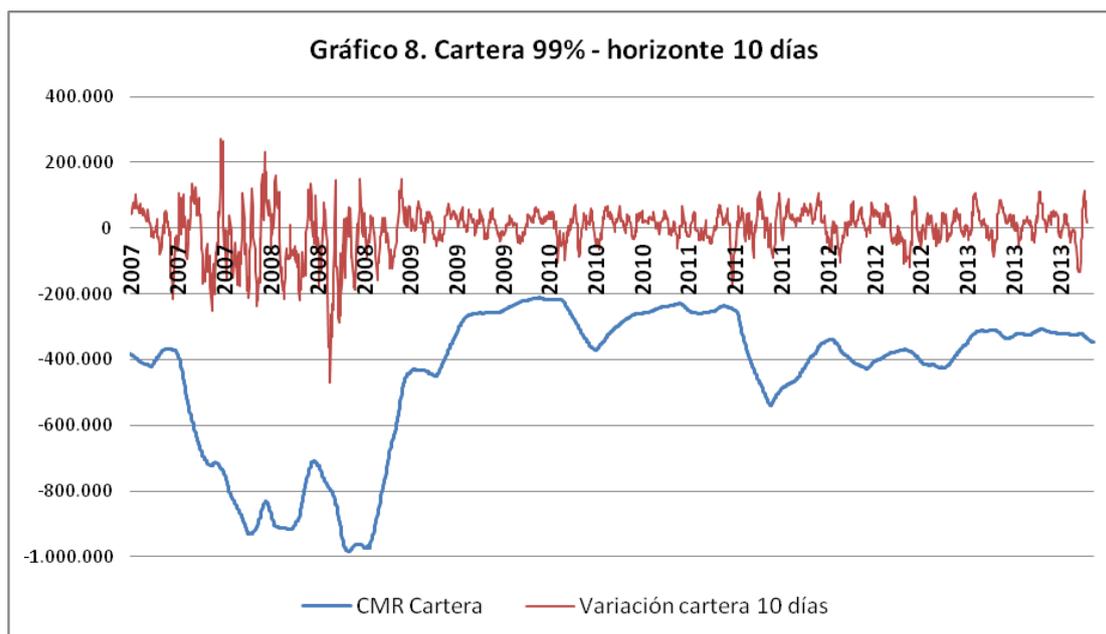
El Var de la cartera se calcula al 99% y los resultados son similares a 1 día y 10 días. Los excesos están dentro de un rango aceptable, que permite no rechazar la hipótesis nula al nivel de significación de 2,5%. El número de excesos al 99% en el modelo con horizonte diario fue de 1,56% y a 10 días 1,57% comparados con 1,88% y 2% respectivamente en el caso de VaR RM calculado para la cartera.

Tabla 6. VaR de la cartera al 99%

Datos	1.799	Datos	1.789
Nivel de confianza	99%	Nivel de confianza	99%
Horizonte (días)	1	Horizonte (días)	10
Excesos totales	1,56%	Excesos totales	1,57%
RV total	4,81	RV total	4,92

2.2.2. Cálculo CMR

El CMR calculado según se ha expuesto anteriormente (Sección 2.1) y utilizando el factor de multiplicación mínimo igual a 3, es siempre superior a las pérdidas, tanto en el caso de los modelos individuales (Anexo III) como para el CMR de la cartera (Gráfico 8).



3. CONCLUSIONES Y PROPUESTAS PARA FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

El proceso de reforma del marco regulatorio para riesgo de mercado iniciado por el Comité de Basilea pone en cuestión la idoneidad de los modelos VaR para calcular el CMR por riesgo de mercado. Sin embargo, los resultados de las estimaciones realizadas en este trabajo muestran que modelos como el VaR RM y alternativamente el VaR con volatilidades GARCH son un buen punto de partida para el cálculo del CMR para dicha categoría de riesgo.

La cartera y el periodo elegido son relevantes a efectos de analizar el comportamiento de los modelos debido a que los datos utilizados abarcan un periodo de 14 años donde se han alternado épocas de mayor estabilidad y dos crisis importantes: la de la burbuja tecnológica y los momentos álgidos de la crisis financiera que estalló en 2007. Los títulos de la cartera han registrado caídas importantes durante las dos crisis y una considerable variación en los niveles de volatilidad de la rentabilidad a lo largo del periodo estudiado (Anexo IV).

Los modelos VaR RM individuales muestran en general un mejor comportamiento al 95% que al 99% de confianza, donde el porcentaje de excesos es superior al esperado en una proporción mayor, sobre todo a 1 día de horizonte. El VaR de la cartera subestima el riesgo al 99% de confianza tanto a 1 como a 10 días, pero el CMR calculado según los requerimientos regulatorios, a 99% y horizonte 10 días, es en todo momento superior a las pérdidas registradas. Estos resultados se mantienen también a nivel de cada acción individual. Los VaR calculados con volatilidades GARCH constituyen asimismo una buena base para computar el CMR y los resultados obtenidos son generalmente mejores que en los obtenidos con modelos RM en términos de número de excesos registrados, tanto por los VaR individuales como de la cartera al 99% y horizonte diario y 10 días.

El CMR calculado en base a ambas categorías de modelos cubre holgadamente las pérdidas a lo largo de todo el periodo analizado. Los resultados obtenidos son coherentes con una amplia literatura que estudia el comportamiento y precisión de los modelos VaR y pone de manifiesto que existen modelos que generan buenas predicciones de las pérdidas a corto plazo y para instrumentos cotizados en mercados activos, para los que existen precios diarios y volúmenes de negociación relevantes.

Dichas evidencias llevan a cuestionar la coherencia de la postura del Comité acerca de la inadecuación de los modelos VaR como métrica para cuantificar el riesgo de mercado y a proponer algunas futuras líneas de investigación que contribuyan al debate sobre la adecuación de los modelos internos.

Entre los principales instrumentos que generaron pérdidas cuantiosas en las carteras de negociación durante la crisis estuvieron en general los activos procedentes de titulaciones (respaldadas principalmente por préstamos hipotecarios, pero también otros tipos de préstamos o líneas de crédito), derivados de créditos y otras formas de crédito estructurado⁶. Estos instrumentos carecen de mercados activos y su valor a efectos contables y de capital regulatorio (el denominado *valor razonable*) se calcula con modelos que, aunque incorporen datos de mercado⁷, no son equivalentes a los precios negociados diariamente en mercados líquidos, como son los mercados bursátiles o los mercados de deuda soberana de países considerados libres de riesgo. Estos valores están sujetos a un elevado grado de variabilidad en función de los métodos utilizados para la estimación de los parámetros de los modelos de valoración (Vilariño, 2011) y exponen a los tenedores a otros riesgos (crédito, contraparte, liquidez, valoración) que están fuera del alcance de los modelos VaR, o de la modelización en general, si se contempla la interrelación de los mismos en los momentos de crisis. En este contexto una futura línea de investigación abarcaría el análisis de dichas posiciones, sus riesgos y el cálculo del valor en riesgo a partir de los modelos empleados para calcular el valor razonable.

Otro tema relevante trataría sobre el uso que se les daba en la gestión diaria a los modelos VaR, y los aspectos relacionados con su mantenimiento: la actualización de los datos, los tests de estrés, la utilización de los valores en riesgo estimados para poner límites a las exposiciones, la participación de los órganos de dirección en la gestión del riesgo, etc. Un tercer tema pertinente enfocaría las prácticas supervisoras a nivel nacional y los criterios en base a los cuales los reguladores validan y controlan el uso de los modelos. Los principios guía del Pilar II de la normativa internacional (CBSB, 2006a, sec. Tercera) dejaban margen para que los órganos supervisores nacionales intervinieran para paliar deficiencias detectadas en

⁶ Ver por ejemplo el Anexo I de CBSB (2012) y UBS (2008, 2010) para el caso paradigmático de UBS, uno de los primeros bancos en anunciar cuantiosas pérdidas en el verano de 2007 relacionadas con la exposición de su división de banca de inversión al sector de las hipotecas subprime de EEUU

⁷ En base a la naturaleza de los inputs utilizados al hacer las estimaciones las mediciones realizadas a valor razonable se clasifican en:

Nivel 1: precios cotizados en mercados activos para el mismo instrumento.

Nivel 2: precios cotizados en mercados activos para activos o pasivos similares u otras técnicas de valoración para las cuales todos los inputs importantes se basan en datos de mercado que son observables.

Nivel 3: técnicas de valoración para las cuales existan inputs importantes que no son observables.

la gestión de los riesgos, un campo que comprende, entre otros, la validación de los modelos VaR y el control de su funcionamiento, a la vez que controlar la composición de la cartera de negociación de los bancos y los riesgos de los instrumentos de la misma. La información sobre estos dos aspectos (la gestión interna y la supervisión) no es de dominio público y la que procede de las memorias de las entidades o informes de los órganos supervisores, permite aproximaciones muy acotadas, dadas las limitaciones propias de dichas fuentes.

Una cuarta cuestión esencial que cabría mencionar se refiere al mantenimiento inalterado en Basilea III del marco regulatorio que abarca el riesgo de crédito introducido por Basilea II. El detonante de la crisis y la principal fuente de pérdidas para los bancos fueron los incumplimientos de los prestatarios sub-prime de Estados Unidos y, posteriormente, el estallido de las burbujas inmobiliarias en muchos países desarrollados de Europa, aspectos íntimamente ligados a una mala gestión del riesgo de crédito en la etapa anterior a la crisis. Una gran parte de los bancos que han sufrido pérdidas por su exposición a las burbujas inmobiliarias, estaban utilizando la metodología más sofisticada disponible para computar el CMR por riesgo de crédito y según la misma contaban con capital suficiente para absorber las pérdidas de una hipotética crisis. En este contexto cabe preguntarse hasta qué punto las reformas emprendidas hasta la fecha (incluida la de la regulación del riesgo de mercado que está en marcha) atacan verdaderamente el corazón de los fallos de la regulación anterior.

BIBLIOGRAFÍA

- Acerbi, C., Nardio, C., & Sirtori, C. (2008). Expected Shortfall as a Tool for Financial Risk Management. *arXiv:cond-mat/0102304*. Recuperado a partir de <http://arxiv.org/abs/cond-mat/0102304>
- Acerbi, C., & Tasche, D. (2002). Expected Shortfall: a natural coherent alternative to Value at Risk. *Journal of Banking and Finance*, 26(7), 1505-1518. [http://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/S0378-4266\(02\)00283-2](http://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/S0378-4266(02)00283-2)
- Alexander, C. (2008). *Value-at-Risk Models* (Vol. 4). John Wiley & Sons.
- Angelidis, T., Benos, A., & Degiannakis, S. A. (2004). The Use of GARCH Models in VaR Estimation. *Statistical Methodology*, 1(2), 105-128.
- Ball, J., & Fang, V. (2006). A survey of value-at-risk and its role in the banking industry. *Journal of Financial Education*, 32, 1-31.
- Barone-Adesi, G., Giannopoulos, K., & Vosper, L. (2002). Backtesting Derivative Portfolios with Filtered Historical Simulation (FHS). *European Financial Management*, 8(1), 31-58. <http://doi.org/10.1111/1468-036X.00175>
- Bera, A. K., & Higgins, M. L. (1993). Arch Models: Properties, Estimation and Testing. *Journal of Economic Surveys*, 7(4), 305-366. <http://doi.org/10.1111/j.1467-6419.1993.tb00170.x>
- Berkowitz, J., & O'Brien, J. (2002). How Accurate Are Value-at-Risk Models at Commercial Banks? *The Journal of Finance*, 57(3), 1093-1111. <http://doi.org/10.1111/1540-6261.00455>
- Bhattacharyya, M. (2012). A Comparison of VaR Estimation Procedures for Leptokurtic Equity Index Returns. *Journal of Mathematical Finance*, 02(01), 13-30. <http://doi.org/10.4236/jmf.2012.21002>
- CBSB. Amendment to the capital accord to incorporate market risks (1996). Recuperado a partir de <http://www.bis.org/publ/bcbs24.htm>
- CBSB. Supervisory framework for the use of «backtesting» in conjunction with the internal models approach to market risk capital requirements (1996). Recuperado a partir de <http://www.bis.org/publ/bcbs22.htm>
- CBSB. (1998, septiembre 16). Performance of Models-Based Capital Charges for Market Risk: 1 July-31 December 1998. Recuperado a partir de <http://www.bis.org/publ/bcbs57.htm>
- CBSB. (2003). *Trends in risk integration and aggregation*. Recuperado a partir de <http://www.bis.org/publ/joint07.htm>
- CBSB. Amendment to the capital accord to incorporate market risks (2005). Recuperado a partir de <http://www.bis.org/publ/bcbs119.htm>
- CBSB. (2005b, abril 11). Trading Book Survey: A Summary of Responses. Recuperado a partir de <http://www.bis.org/publ/bcbs112.htm>
- CBSB. Convergencia internacional de medidas y normas de capital - Marco revisado. Versión integral (2006). Recuperado a partir de <http://www.bis.org/publ/bcbs128.htm>
- CBSB. (2006b, mayo). Regulatory and market differences: issues and observations. Recuperado a partir de <http://www.bis.org/publ/joint15.htm>
- CBSB. (2012, mayo). Fundamental review of the trading book - consultative document. Recuperado a partir de <http://www.bis.org/publ/bcbs219.htm>
- CGFS. (2001). *A survey of stress tests and current practice at major financial institutions*. Recuperado a partir de <http://www.bis.org/publ/cgfs18.htm>

Stupariu, Patricia; Ruiz, Juan Rafael; Vilariño, Ángel. Modelos VaR para calcular el capital mínimo regulatorio por riesgo de mercado.

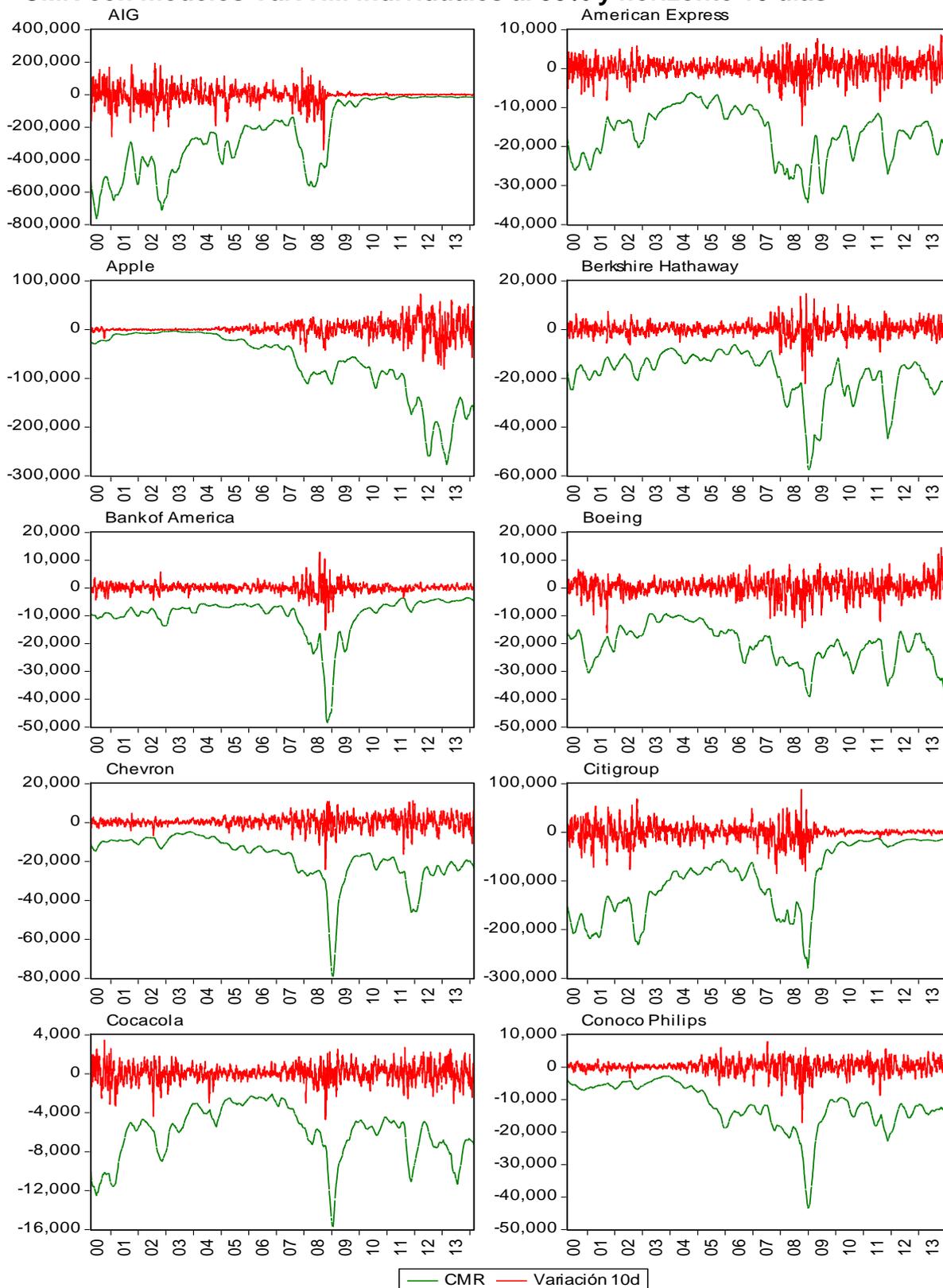
- Coleman, T. F., Alexander, S., & Li, Y. (2006). Minimizing CVaR and VaR for a portfolio of derivatives. *Journal of Banking & Finance*, 30(2), 583-605. <http://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2005.04.012>
- Engle, R. (2001). GARCH 101: The Use of ARCH/GARCH Models in Applied Econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 15(4), 157-168. <http://doi.org/10.1257/jep.15.4.157>
- Finger, C. C. (2006). *How historical simulation made me lazy*. RiskMetrics Group. Recuperado a partir de http://gloria-mundi.com/UploadFile/2010-2/ccf_hhs.pdf
- González, M., & Nave, J. M. (2010). Efficiency in market risk measures techniques face to crisis situations. *Spanish Journal of Finance and Accounting / Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 39(145), 41-64. <http://doi.org/10.1080/02102412.2010.10779678>
- Hendricks, D. (1996). Evaluation of Value-at-Risk Models Using Historical Data. *Economic Policy Review 1996 - Federal Reserve Bank of New York*, 2(1), 39-70.
- Holton, G. A. (2014). *Value-at-Risk: Theory and Practice* (2.^a ed.). Recuperado a partir de <http://value-at-risk.net/>
- Hull, J. C., & White, A. D. (1998). Value at Risk When Daily Changes in Market Variables are not Normally Distributed. *The Journal of Derivatives*, 5(3), 9-19. <http://doi.org/10.3905/jod.1998.407998>
- Jorion, P. (1997). In Defense of VaR. *Derivatives Strategy*, 2(4). Recuperado a partir de <http://www.derivativesstrategy.com/magazine/archive/1997/0497fea2.asp>
- Jorion, P. (2007). *Value at risk: the new benchmark for managing financial risk* (3.^a ed.). New York: McGraw-Hill.
- Jorion, P. (2009). Risk Management Lessons from the Credit Crisis. *European Financial Management*, 15(5), 923-933. <http://doi.org/10.1111/j.1468-036X.2009.00507.x>
- J.P.Morgan/Reuters. (1996). 1996 RiskMetrics Technical Document. Recuperado a partir de http://www.msci.com/resources/research_papers/technical_doc/1996_riskmetrics_technical_document.html
- Kuester, K., Mittnik, S., & Paolella, M. S. (2006). Value-at-Risk Prediction: A Comparison of Alternative Strategies. *Journal of Financial Econometrics*, 4(1), 53-89. <http://doi.org/10.1093/jffinec/nbj002>
- Kupiec, P. H. (1995). Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models. *The Journal of Derivatives*, 3(2), 73-84. <http://doi.org/10.3905/jod.1995.407942>
- Lee, C.-F., & Su, J.-B. (2012). Alternative statistical distributions for estimating value-at-risk: theory and evidence. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 39(3), 309-331. <http://doi.org/10.1007/s11156-011-0256-x>
- McMillan, D. G., & Kambouroudis, D. (2009). Are RiskMetrics forecasts good enough? Evidence from 31 stock markets. *International Review of Financial Analysis*, 18(3), 117-124. <http://doi.org/10.1016/j.irfa.2009.03.006>
- Mina, J., & Xiao, J. (2001). *Return to RiskMetrics: The Evolution of a Standard*. RiskMetrics Group. Recuperado a partir de http://www.wu.ac.at/pmg/banking/sbwl/lvs_ws/vk4/rrmfinal.pdf
- Pafka, S., & Kondor, I. (2001). Evaluating the RiskMetrics Methodology in Measuring Volatility and Value-at-Risk in Financial Markets. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 299(1-2), 305-310. [http://doi.org/10.1016/S0378-4371\(01\)00310-7](http://doi.org/10.1016/S0378-4371(01)00310-7)

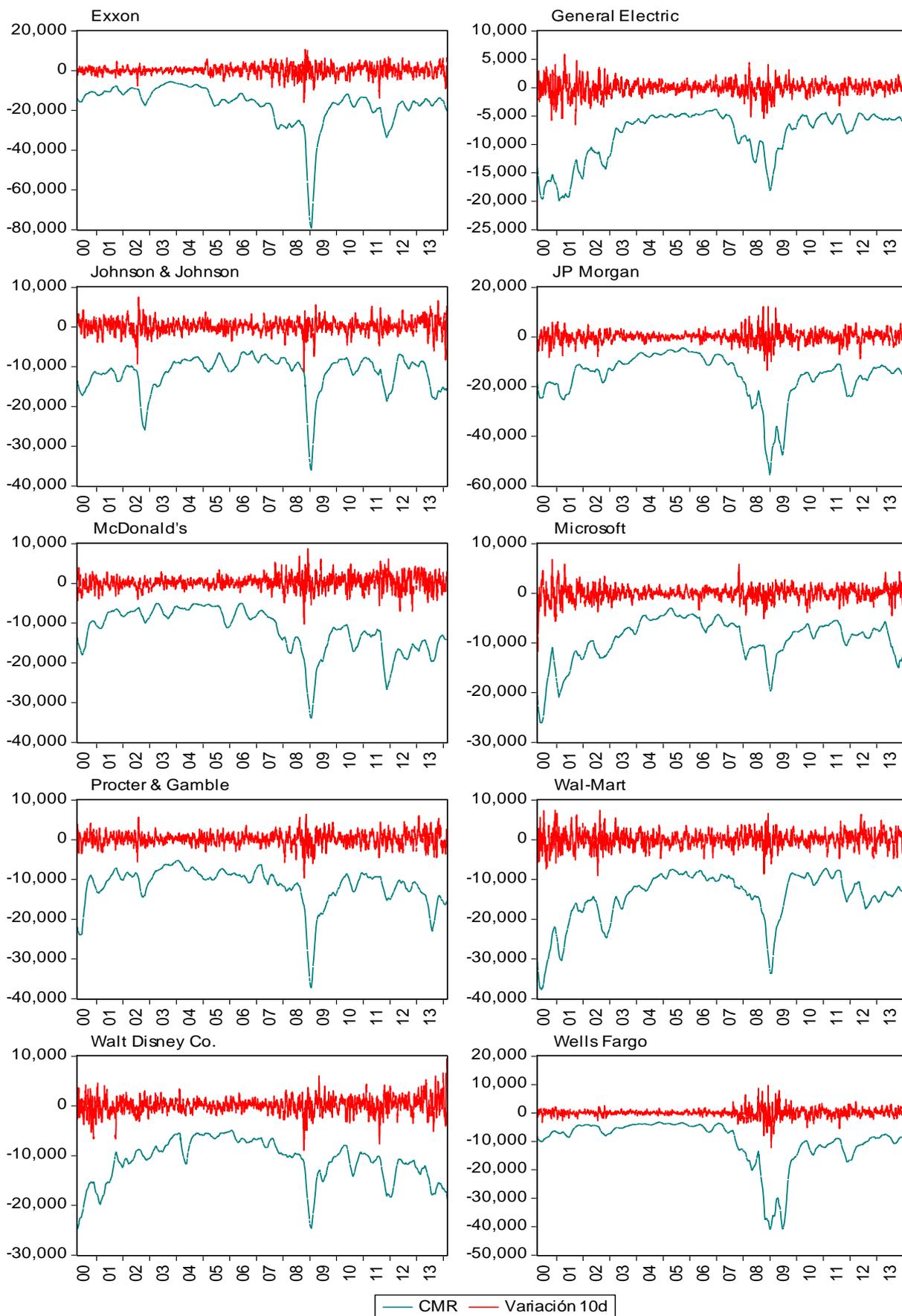
Stupariu, Patricia; Ruiz, Juan Rafael; Vilariño, Ángel. Modelos VaR para calcular el capital mínimo regulatorio por riesgo de mercado.

- Rowe, D. (2013). Risk Management Beyond VaR. Presentado en Federal Reserve Bank of Atlanta, 2013 Financial Markets Conference «Maintaining Financial Stability: Holding a Tiger by the Tail», Atlanta;Georgia. Recuperado a partir de https://www.frbatlanta.org/documents/news/conferences/13fmc_rowe.pdf
- Roy, I. (2011). Estimating Value at Risk using Filtered Historical Simulation in the Indian capital market. *Reserve Banks of India Occasional Papers*, 32(2). Recuperado a partir de http://rbidocs.rbi.org.in/rdocs/Content/PDFs/OCIEVR261012_A3.pdf
- Sollis, R. (2009). Value at risk: a critical overview. *Journal of Financial Regulation and Compliance*, 17(4), 398-414. <http://doi.org/http://0-dx.doi.org.cisne.sim.ucm.es/10.1108/13581980911004370>
- So, M. K. P., & Yu, P. L. H. (2006). Empirical analysis of GARCH models in value at risk estimation. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 16(2), 180-197. <http://doi.org/10.1016/j.intfin.2005.02.001>
- Taleb, N. (1997, enero). The World According to Nassim Taleb [Derivatives Strategy]. Recuperado a partir de <http://www.derivativesstrategy.com/magazine/archive/1997/1296qa.asp>
- Taleb, N. (2010). *The Black Swan: Second Edition: The Impact of the Highly Improbable* (2 edition). New York: Random House Trade Paperbacks.
- UBS. (2008). *Shareholder Report on UBS's Write-Downs*. Zurich: UBS. Recuperado a partir de <http://maths-fi.com/ubs-shareholder-report.pdf>
- UBS. (2010). *Transparency Report to the Shareholders of UBS AG*. Zurich: UBS AG. Recuperado a partir de http://www.ubs.com/global/en/about_ubs/transparencyreport.html
- Vilariño, Á. (2011). *Análisis de los modelos generalmente aceptados para la estimación del valor razonable de los instrumentos financieros en condiciones normales y de estrés* (Tesis inédita). Universidad Complutense de Madrid, Madrid.
- Zumbach, G. (2006). Backtesting risk methodologies from one day to one year. *Journal of Risk*, 9(2), 55-91.

ANEXO I

CMR con modelos VaR RM individuales al 99% y horizonte 10 días





ANEXO II

Coeficientes estimados con modelos GARCH(1,1)

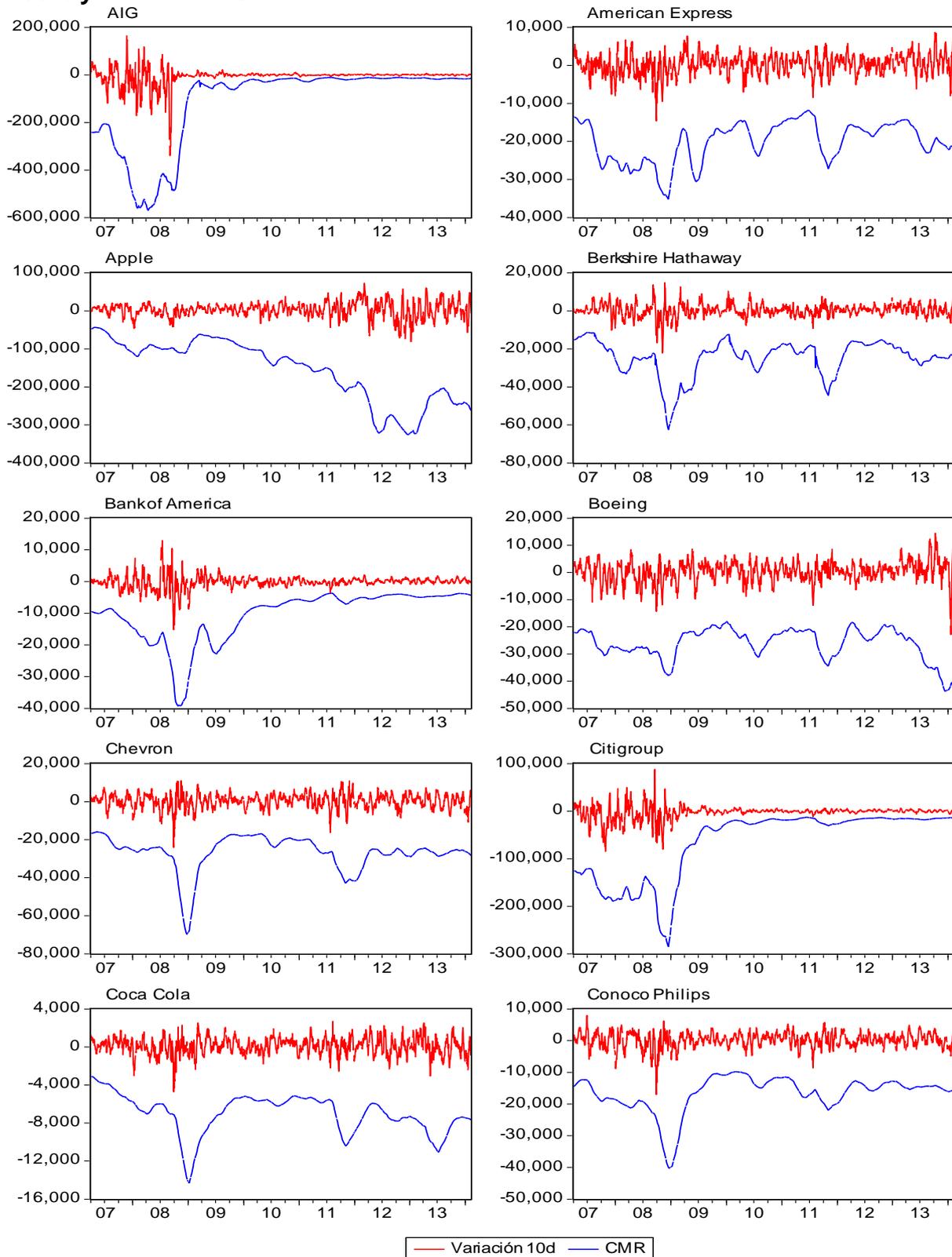
Tabla 8. Coeficientes estimados modelos GARCH (1,1)

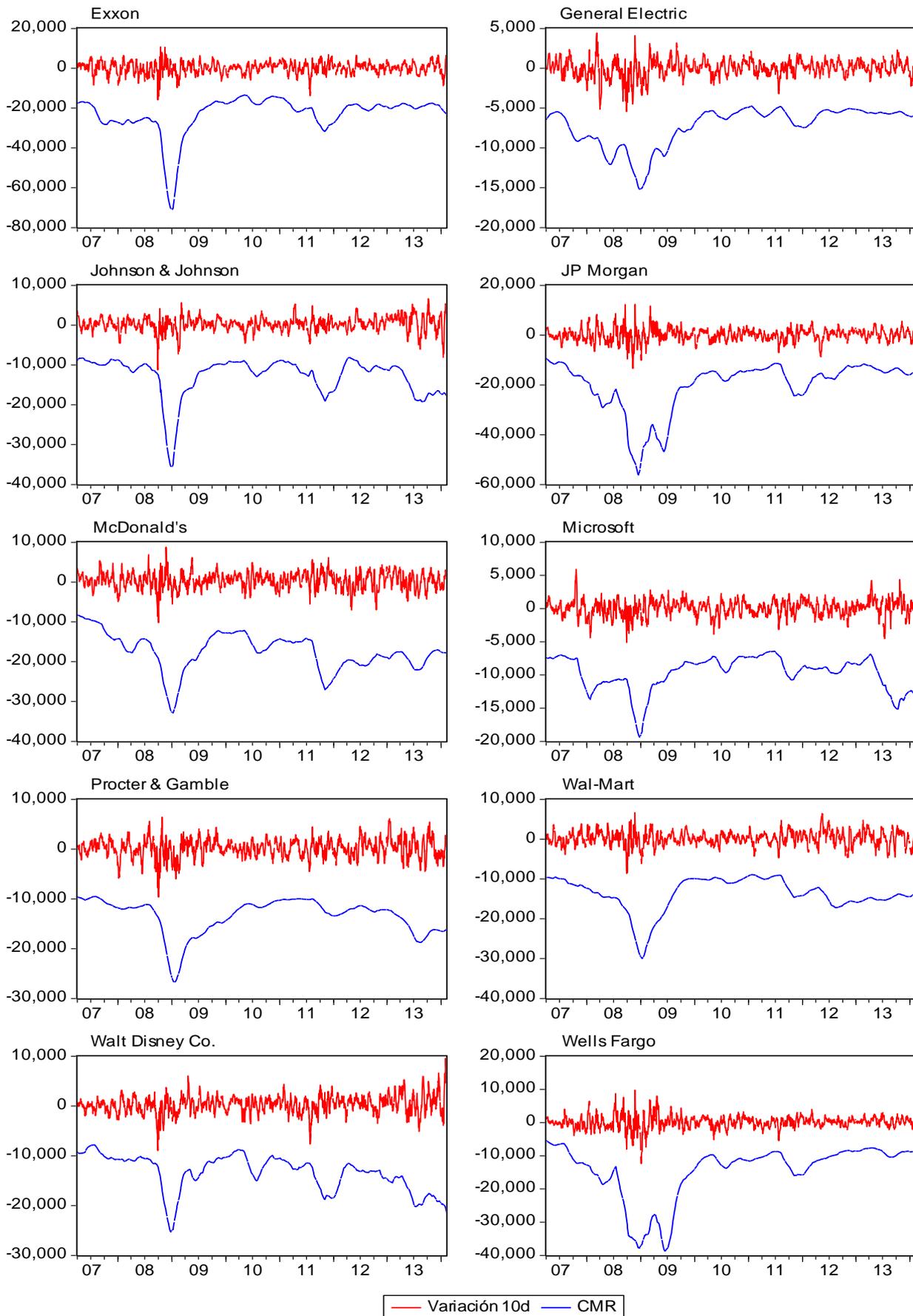
Ecuación de la media		Ecuación de la varianza			
Variable dependiente	$\hat{\mu}$	Variable dependiente	\hat{a}	\hat{b}	\hat{c}
Rentabilidades diarias $R_{i,t}$		Varianza condicional $h_{i,t}$			
AIG	4,5E-04 *	AIG	5,720E-06	0,119	0,868
American Express	9,0E-04	American Express	1,800E-06	0,077	0,919
Apple	2,4E-03	Apple	4,370E-05	0,102	0,863
Bank of America	6,0E-04	Bank of America	4,870E-07	0,022	0,973
Berkshire Hathaway	5,7E-04	Berkshire Hathaway	5,130E-06	0,190	0,801
Boeing	1,5E-03	Boeing	7,990E-06	0,093	0,888
Chevron	9,0E-04	Chevron	4,630E-06	0,065	0,912
Citigroup	6,2E-04	Citigroup	1,460E-06	0,076	0,920
Coca Cola	4,4E-04 *	Coca Cola	5,930E-07	0,033	0,963
Conoco Philips	1,0E-03	Conoco Philips	1,380E-06	0,042	0,953
Exxon	8,4E-04	Exxon	3,300E-06	0,061	0,923
General Electric	4,1E-04 *	General Electric	2,080E-07	0,024	0,974
Johnson & Johnson	5,4E-04	Johnson & Johnson	1,430E-06	0,078	0,916
JP Morgan	6,4E-04	JP Morgan	8,360E-07	0,067	0,933
McDonald's	6,8E-04 *	McDonald's	1,520E-06	0,048	0,948
Microsoft	3,6E-04 *	Microsoft	4,270E-06	0,068	0,924
Procter&Gamble	5,5E-04	Procter&Gamble	3,350E-07	0,013	0,983
Walt Disney Co.	8,4E-04	Walt Disney Co.	4,130E-06	0,088	0,910
Wal-Mart	-2,7E-05 *	Wal-Mart	6,420E-07	0,026	0,970
Wells Fargo	5,6E-04	Wells Fargo	5,270E-07	0,040	0,955

* coeficientes no significativos al 5%

ANEXO III

CMR en base a volatilidades calculadas con modelos GARCH univariante al 99% y horizonte 10 días





ANEXO IV

Rentabilidades diarias 2000 - 2014

