

CUANTIFICACIÓN DEL RIESGO DE CAMBIO*

J. DAVID CABEDO
Universidad Jaume I (Castellón)

ISMAEL MOYA
Universidad Politécnica de Valencia

El valor en riesgo (VaR) se ha configurado como un concepto clave a la hora de cuantificar el riesgo de una cartera frente a las variaciones en los precios de mercado. El cálculo del VaR se puede realizar utilizando diversos métodos o modelos, siendo la parte fundamental de los mismos la credibilidad que se pueda otorgar al nivel de fiabilidad estadística que proporcionan. En el presente trabajo se propone una nueva metodología para la estimación del VaR: el ARCH factorial. Su aplicación sobre un conjunto de carteras expuestas al riesgo de cambio permite contrastar la realidad del nivel de confianza estadístico asumido *a priori* y compararlo con el de otra metodología (*Riskmetrics*) de utilización muy extendida.

Palabras clave: modelos ARCH, valor en riesgo, riesgo de cambio.

Clasificación JEL: F31.

El riesgo asociado a la variación en el precio de las divisas es un tema que interesa a instituciones y agentes económicos. En este sentido, la cuantificación de la pérdida que puede producirse como consecuencia de un cambio no esperado en las cotizaciones de las monedas es un aspecto clave en la toma de decisiones a nivel económico y financiero.

Las investigaciones realizadas en torno al riesgo de mercado, del cual el riesgo de cambio es un caso particular, han aportado un concepto que resulta fundamental a la hora de abordar la mencionada cuantificación: el valor en riesgo (VaR).

Hendricks (1996) define el VaR como la medida “del riesgo de mercado mediante la determinación de cuánto puede mermar el valor de una cartera a lo largo de un determinado período de tiempo, con una determinada probabilidad, como consecuencia de los cambios en los precios o cotizaciones de mercado”. En el caso concreto de una cartera expuesta al riesgo de cambio, el valor en riesgo cuantifica la pérdida máxima que se puede producir a lo largo de un período de tenencia determinado, asociando a dicha pérdida un grado de fiabilidad estadística conocido.

(*) Los autores agradecen la financiación recibida de la Fundación Bancaja (Código 0I025.01/1), así como los comentarios y observaciones realizados por los evaluadores anónimos.

La utilización del valor en riesgo se ha generalizado en el ámbito de los mercados financieros en los últimos años. En este sentido, según señalan Mori *et al.* (1996), aproximadamente la mitad de los *dealers* que operaban en los mercados internacionales en 1994 ya estaban utilizando un sistema de dirección basado en el valor en riesgo, mientras que un 30% adicional tenía previsto implementarlo a finales de 1995.

Esta generalización se ha puesto de manifiesto en el interés que ha suscitado el VaR tanto en entidades de carácter institucional como en entidades privadas. En este sentido, en el ámbito institucional, el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea requiere la utilización del valor en riesgo en los modelos que empleen las entidades bancarias para determinar la cifra de recursos propios necesarios por su exposición al riesgo de mercado¹. En el ámbito privado debe resaltarse el esfuerzo que han dedicado determinadas entidades para el desarrollo de metodologías propias encaminadas a la determinación del valor en riesgo. En esta línea es destacable la metodología *Riskmetrics*, diseñada por J.P. Morgan, que la firma ha puesto a disposición de todos los clientes y agentes económicos que deseen utilizarla.

En el anterior contexto, el presente estudio tiene como objetivo la propuesta y contraste de una nueva metodología para el cálculo del valor en riesgo: el ARCH factorial. Con este fin, el resto del trabajo se ha estructurado en cinco apartados: en el primero se analiza el esquema a seguir para el cálculo del valor en riesgo, estudiándose las distintas alternativas que, a este respecto, han sido recogidas en la literatura; en el segundo apartado se propone la nueva metodología para la cuantificación del VaR; en el tercer apartado se ha aplicado dicha metodología a una serie de carteras expuestas al riesgo de cambio; en el cuarto, se ha evaluado dicha aplicación, contrastando los resultados con los obtenidos mediante la metodología *Riskmetrics*; y el último apartado se ha reservado para las conclusiones.

1. CÁLCULO DEL VALOR EN RIESGO

De conformidad con los estudios de Lamothe *et al.* (1995), y Mori *et al.* (1996), el esquema a seguir para el cálculo del valor en riesgo de una cartera comprende 3 etapas:

1. Identificación e introducción en el modelo de la información sobre cambios en el entorno, que puedan afectar de modo significativo al valor de la cartera.
2. Medición de la sensibilidad de la cartera frente a los distintos factores de riesgo identificados en la etapa anterior.
3. Estimación de la pérdida máxima que puede experimentar la cartera, con un determinado nivel de probabilidad, ante los cambios en el entorno. Esta estimación dependerá de cuál haya sido el método elegido para la predicción de la volatilidad futura y de las hipótesis estadísticas que hayan sido realizadas al respecto.

En relación con el último de los puntos anteriores, Kritzman (1991) y Vasilellis y Meade (1996), entre otros, dividen las técnicas para la estimación de la vola-

(1) Basle Committee on Banking Supervision (1996).

tilidad futura en dos grupos: las que usan información histórica y las que utilizan la volatilidad implícita en el precio de determinados activos, sobre todo opciones². En todo caso, la utilización de esta última posibilidad tiene dos inconvenientes:

- En primer lugar, la volatilidad obtenida dependerá del modelo utilizado para valorar las opciones y, por tanto, estará condicionada por las hipótesis que lleve implícitas el empleo de dicho modelo.

- En segundo lugar, el ámbito de aplicación será limitado. La volatilidad implícita sólo se podrá deducir directamente en el caso de aquellos activos para los que exista un mercado de opciones que proporcione continuamente precios.

Por lo que se refiere a la utilización de información histórica para la predicción de la volatilidad futura, los métodos existentes se pueden clasificar en 3 categorías o grupos:

- Métodos de simulación histórica. En ellos, en primer lugar se deriva una distribución empírica de las variaciones experimentadas por el valor de una cartera durante un determinado período de tenencia, anterior al momento de cálculo. El valor en riesgo se calcula como la máxima pérdida de dicha distribución, asociada al percentil que fija el nivel de fiabilidad estadística deseado.

- Métodos de simulación de Montecarlo. En estos métodos, en primer lugar, se calculan las varianzas y covarianzas de las variaciones experimentadas por el valor de una cartera o de los factores de riesgo durante un determinado período de tenencia, anterior al momento de cálculo. A continuación se generan series de variables pseudo-aleatorias, asumiéndose que siguen la distribución real de la población, considerando las varianzas y covarianzas calculadas anteriormente. Finalmente el valor en riesgo se determina como la máxima pérdida en las variables pseudo-aleatorias, asociada al percentil que fija el nivel de confianza estadística deseado.

- Métodos matriciales o de varianzas-covarianzas. Dentro ellos se asume que las variaciones en el valor de la cartera son equivalentes a su correspondiente desviación típica, estimada con base en información histórica. El valor en riesgo en un momento del tiempo t (VAR_t) se calcula como un importe proporcional a esta desviación típica, de acuerdo con la expresión [1]:

$$VaR_t = \phi \cdot \sigma_{pt} \quad [1]$$

donde ϕ es un parámetro que depende del grado de confianza estadística que se desee lograr con la medida³; y σ_{pt} es la desviación típica de la variación en el valor de la cartera, activo o entidad (que se toma como predicción de su valor futuro) para un determinado período de mantenimiento.

(2) Sobre volatilidad implícita se puede consultar Mayhew (1995).

(3) Si, como es habitual, se asume un comportamiento normal, el parámetro ϕ será el que se obtenga de la función de densidad de dicha distribución, para el nivel de confianza estadística predefinido.

Dentro de los métodos de varianzas-covarianzas, de acuerdo con las aportaciones realizadas en la literatura⁴, básicamente existen cuatro posiciones o hipótesis de partida, que dan lugar a sendas metodologías:

– Asumir que la varianza de los rendimientos de la cartera, activo o entidad permanecen constantes en el tiempo.

– Asumir que dicha varianza varía a lo largo del tiempo, considerando que las predicciones sobre valores futuros de la misma pueden ser realizadas con base en una media de valores históricos, en la que todas las observaciones son consideradas por igual.

– Asumir que esta varianza no permanece constante a lo largo del tiempo, considerando que su evolución puede modelizarse mediante un modelo de heteroscedasticidad condicional autorregresiva (ARCH).

– Asumir que la varianza varía a lo largo del tiempo, considerando que las predicciones sobre valores futuros de la misma pueden ser realizadas con base en una media de valores históricos, en la que se da una mayor importancia a las observaciones más recientes.

Es la última de las anteriores hipótesis de partida, denominada por algunos autores como de medias móviles exponencialmente ponderadas, la que asume la metodología *Riskmetrics*⁵. Concretamente la fórmula utilizada para el cálculo de la varianza es la expresión [2]:

$$\sigma_{pt} = \sqrt{\lambda \cdot \sigma_{pt-1}^2 + (1 - \lambda) \cdot (x_{pt-1} - \mu_{pt})^2} \quad [2]$$

donde σ_{pt} y σ_{pt-1} tienen un significado análogo al de la expresión [1]; λ , es el denominado *decay factor*, que determina el ritmo al cual disminuye la importancia de las observaciones más alejadas en el tiempo; x_{pt-1} representa el rendimiento de la cartera, correspondiente al instante $t-1$; y μ_{pt} denota el promedio de este rendimiento, calculado con base en información histórica, de acuerdo con [3]:

$$\mu_{pt} = \frac{1}{k} \cdot \sum_{s=t-k}^{t-1} x_{ps} \quad [3]$$

siendo k la extensión del período histórico considerado.

En definitiva, dentro de la metodología *Riskmetrics*, la predicción para el valor de la varianza correspondiente a un instante futuro (expresión [2] al cuadrado) se obtiene como una combinación lineal del valor de dicha varianza en el instante inmediatamente anterior, y del error de predicción al cuadrado correspondiente a este último instante. Esta modelización para la varianza es equivalente a la utilización de un modelo ARCH generalizado e integrado⁶ (IGARCH).

(4) A este respecto pueden consultarse los trabajos de Hendricks (1996), Hopper (1996), Vasilellis y Meade (1996) y Mori *et al.* (1996).

(5) J.P. Morgan / Reuters (1996).

(6) Sobre el tema se puede consultar Bollerslev *et al.* (1992).

2. LA METODOLOGÍA ARCH FACTORIAL: PLANTEAMIENTO

Según se ha visto en el apartado anterior, además de la estructura IGARCH que lleva implícita la utilización de la metodología *Riskmetrics*, los modelos ARCH⁷ pueden ser utilizados como una alternativa independiente dentro de los métodos de varianzas-covarianzas. El empleo de estos modelos no conlleva dificultades adicionales a las de su propia estimación cuando las predicciones de la varianza del rendimiento se realizan directamente en base a datos históricos de la cartera.

No obstante, en ocasiones es conveniente realizar predicciones sobre la varianza del rendimiento de una cartera a partir de las observaciones históricas de sus componentes. En este caso, las predicciones se realizarán sobre la base de un producto matricial [4]:

$$\sigma_{pt}^2 = D' C D \quad [4]$$

donde D es el vector que recoge las sensibilidades (δ_i) del rendimiento de la cartera frente a sus componentes (factores de riesgo) [5]:

$$D' = (\delta_1 \quad \delta_2 \quad \dots \quad \delta_n) \quad [5]$$

y C es la matriz de varianzas covarianzas entre dichos factores [6]:

$$C = \begin{pmatrix} \sigma_{1t}^2 & \rho_{12t}\sigma_{1t}\sigma_{2t} & \dots & \rho_{1n}\sigma_{1t}\sigma_{nt} \\ \rho_{21t}\sigma_{2t}\sigma_{1t} & \sigma_{2t}^2 & \dots & \rho_{2nt}\sigma_{2t}\sigma_{nt} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \rho_{n1t}\sigma_{nt}\sigma_{1t} & \rho_{n2t}\sigma_{nt}\sigma_{2t} & \dots & \sigma_{nt}^2 \end{pmatrix} \quad [6]$$

siendo σ_{it} la predicción, para el instante t , de la desviación típica del factor de riesgo i -ésimo; y ρ_{ijt} la predicción para el coeficiente de correlación entre los factores de riesgo i -ésimo y j -ésimo.

En este contexto, la aplicación de los modelos ARCH supone el empleo de los denominados ARCH multivariantes, en los que las estimaciones de las varianzas y covarianzas deben realizarse de modo simultáneo. No obstante, el elevado número de parámetros que es necesario estimar en estos modelos desaconseja su utilización a nivel práctico, salvo que se realicen hipótesis simplificadoras, tales como suponer que las covarianzas permanecen constantes a lo largo del tiempo⁸.

(7) La denominación modelos ARCH se utiliza de forma genérica para aludir a todos los modelos que tienen su base en los trabajos iniciales de Engle (1982) y Bollerslev (1986).

(8) Sobre las hipótesis simplificadoras asumidas en la literatura para estimar modelos ARCH multivariantes puede consultarse Bera y Higgins (1993). En todo caso, en este punto, merece especial mención el trabajo de Engle y Bollerslev (1993), en el cual se introduce el concepto de co-persistencia en varianza, entre dos series temporales, de modo paralelo al ampliamente extendido concepto de cointegración.

El problema planteado no existiría si las variables (factores de riesgo) consideradas estuviesen incorrelacionadas entre sí. En este caso se podrían estimar modelos ARCH para cada una de ellas de modo independiente. Lamentablemente, en el ámbito del valor en riesgo, los factores de riesgo (rendimientos de determinadas magnitudes económicas tales como tipos de cambio, tipos de interés, etc.) suelen estar correlacionadas.

La metodología ARCH factorial, que se propone en el presente trabajo, plantea una solución para el mencionado inconveniente, utilizando el cálculo factorial como un paso previo a los modelos de heteroscedasticidad condicional autorregresiva. La aplicación de técnicas de cálculo factorial permite sintetizar la información contenida en un conjunto de variables originales (factores de riesgo) en un número más reducido de variables (factores multivariantes) que tienen además la característica de estar incorrelacionadas entre sí. En la medida en que el comportamiento de las nuevas variables sea modelizable a través de un esquema ARCH, el problema del excesivo número de parámetros, que condicionaba la aplicación de estos modelos, queda superado.

La metodología ARCH factorial ha sido diseñada para la aplicación sobre un conjunto de variables (factores de riesgo). Por ello, el punto de partida para su utilización deben ser los valores de estos factores de riesgo. A partir de aquí, las fases que se deben seguir en su implementación son las siguientes (ver gráfico 1):

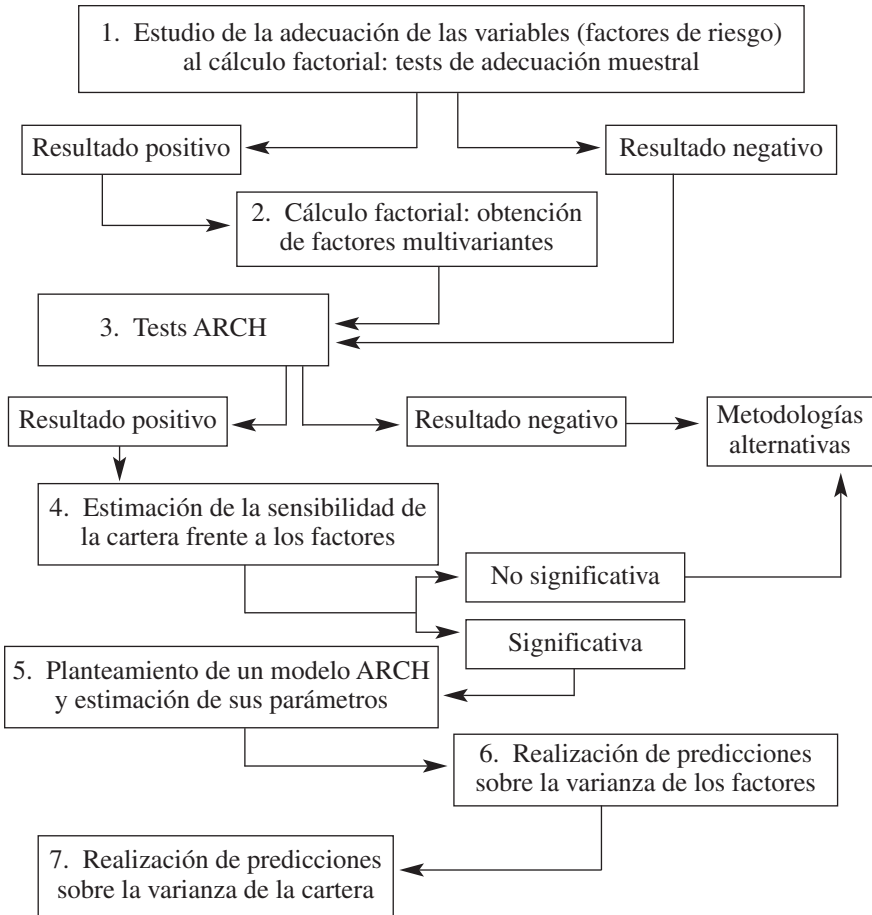
– Primera etapa: contrastes previos. En primer lugar deben analizarse las variables o factores de riesgo, con el fin de identificar relaciones entre los mismos. En concreto, teniendo en cuenta que la aplicación del cálculo factorial sólo será factible cuando se den estas relaciones, en esta primera fase deberán efectuarse tests estadísticos de adecuación muestral para determinar si se puede aplicar dicha técnica de análisis multivariante. La obtención de un resultado negativo indicará la inexistencia de relaciones entre los factores de riesgo, pudiéndose pasar directamente a la tercera fase.

– Segunda etapa: obtención de factores multivariantes⁹. El segundo paso lo constituye la aplicación del cálculo factorial sobre los factores de riesgo. Mediante la misma se obtienen unas nuevas variables, que no son observables directamente (factores multivariantes), y que, a partir de esta etapa son utilizadas como factores de riesgo. No debe olvidarse que los factores obtenidos estarán incorrelacionados entre sí, propiedad ésta que resulta fundamental en el esquema metodológico que se está analizando.

– Tercera etapa: Test ARCH. En esta fase se realizan los tests estadísticos necesarios para determinar si es factible la utilización de un modelo ARCH a la hora de describir el comportamiento de la varianza de los factores de riesgo. Si el

(9) La combinación de técnicas de análisis multivariante con modelos ARCH aparece recogida en Engle (1995), con una finalidad distinta a la del cálculo del valor en riesgo de una cartera. En todo caso, este trabajo, en el que se utiliza el análisis de componentes principales y no el cálculo factorial, emplea carteras de activos de renta fija y variable con una composición preestablecida; esto es, variables observables, en lugar de los factores multivariantes, variables no observables, usadas en el presente estudio.

Gráfico 1: ESQUEMA DE LA METODOLOGÍA ARCH FACTORIAL PARA EL CÁLCULO DE LA VARIANZA DE UNA CARTERA



resultado de los tests estadísticos es negativo, debe recurrirse a metodologías alternativas para la predicción de valores futuros de la varianza.

– Cuarta etapa: sensibilidad de la cartera. Teniendo en cuenta que el fin último de la metodología propuesta es la realización de predicciones sobre la varianza de una cartera a partir de la de los factores, un paso previo a la estimación de esta última lo constituye la determinación de la sensibilidad del valor de la cartera frente a dichos factores. Considerando que el cálculo factorial realizado ha supuesto la pérdida de parte de la información contenida en los factores de riesgo originales, es posible que, para determinadas carteras, los factores multivariantes

calculados no expliquen, de forma adecuada, las variaciones en su valor. En estos casos habrá que utilizar métodos alternativos.

– Quinta etapa: estimación de un modelo ARCH. El quinto paso es la estimación de un modelo ARCH para la varianza de los factores multivariantes. La elección del modelo más adecuado para la situación concreta deberá efectuarse utilizando algún criterio de selección de modelos generalmente aceptado.

– Sexta etapa: predicciones de la varianza de los factores. Los parámetros del modelo estimados en la fase anterior son utilizados para la predicción de futuros valores de la varianza de los factores multivariantes. Dichas predicciones se realizarán considerando el período de tenencia o mantenimiento relevante.

– Séptima etapa: a partir de los valores previstos para la desviación típica de los factores (σ_{it}) y a partir de las sensibilidades de la cartera frente a los mismos (δ_i), las predicciones sobre el valor futuro de la varianza de dicha cartera (σ_{pt}^2) se realizan en base a la expresión¹⁰ [7]:

$$\sigma_{pt}^2 = \sum_{i=1}^n \delta_i^2 \sigma_{it}^2 \quad [7]$$

Tal y como se ha puesto de manifiesto, la metodología propuesta combina el cálculo factorial con los modelos de heteroscedasticidad condicional autorregresiva, con la finalidad de cuantificar el riesgo de cambio de una cartera mediante la estimación del VaR. Otros autores han aplicado modelos ARCH sobre factores, si bien en la estimación de estos últimos han utilizado técnicas distintas a las aplicadas en el presente estudio, siendo además el objetivo de dichos trabajos distinto al de la cuantificación del riesgo de una cartera. Entre otros se pueden citar el de Diebold y Nerlove (1989), donde se introduce el modelo de factor latente de heteroscedasticidad condicional; el de Lin (1992), quien analiza diferentes métodos de estimación de un modelo GARCH basado en factores mediante simulación de Monte Carlo; y el de Sentana y Fiorentini (1997), que estudian modelos factoriales con heteroscedasticidad dinámica en los factores comunes, desarrollando un test de multiplicadores de Lagrange para detectar la presencia de efectos ARCH en dichos factores comunes.

3. APLICACIÓN DEL ARCH FACTORIAL EN LA CUANTIFICACIÓN DEL RIESGO DE CAMBIO¹¹

La aplicación de la metodología ARCH factorial se ha realizado sobre un conjunto de 50 carteras integradas por posiciones en divisas aleatoriamente generadas. En concreto se han utilizado las cotizaciones del dólar USA, dólar australiano, yen japonés, franco suizo y dólar canadiense, frente al ECU (considerada

(10) La expresión [7] es equivalente al producto matricial [4] cuando no existe correlación.

(11) La aplicación de la metodología ARCH factorial se realiza sobre carteras expuestas al riesgo de cambio. No obstante, dicha metodología es susceptible de ser utilizada para el cálculo del valor en riesgo en carteras expuestas a otros riesgos de mercado (de interés, de variación en el precio de las acciones, de variación en el precio de las *commodities*, etc.).

como *proxy* del euro), que ha sido tomado como moneda base. Las paridades de las divisas se han obtenido a partir de las cotizaciones oficiales diarias frente a la peseta, que publica el Banco de España.

El período de observación contemplado para la cotización de las divisas ha sido el comprendido entre enero de 1990 y diciembre de 1996. Las observaciones correspondientes a los tres primeros años (1990-1992) se han utilizado para realizar las predicciones en el año 1993. Las correspondientes a los años 1991 a 1993 se han utilizado para las predicciones del año 1994. Y así sucesivamente hasta el año 1996.

Como factores de riesgo se han considerado los rendimientos diarios de las cotizaciones de las divisas que forman parte de las carteras. A continuación se presenta el desarrollo concreto de la metodología en cada una de sus fases.

1. Contrastes previos: se han aplicado los tests de adecuación muestral de Kaiser Meyer Olkin (KMO), y de esfericidad de Bartlett sobre el conjunto de factores inicialmente considerado. En el cuadro 1 se resumen los resultados obtenidos. Según se puede apreciar en este cuadro, para todos los subperíodos, el estadístico KMO se sitúa por encima del valor crítico 0,5, mientras que el test de Bartlett rechaza la hipótesis nula de que todos los coeficientes de correlación entre cada par de variables son nulos. Es decir, es factible la aplicación del cálculo factorial.

Cuadro 1: CONTRASTES PREVIOS

Período	KMO	Bartlett
1990-1992	0,80555	2703,5529*
1991-1993	0,80074	2872,4675*
1992-1994	0,76636	2490,4788*
1993-1995	0,73869	2184,2839*

KMO: test de adecuación muestral de Kaiser Meyer Olkin.

Bartlett: test de esfericidad de Bartlett. Con un (*) se han señalado aquellos valores con un nivel de significación inferior el 5%.

2. Obtención de factores multivariantes: mediante la aplicación del método de componentes principales se ha procedido a la extracción de factores multivariantes a partir de los factores de riesgo originales. El número de factores obtenido ha sido de dos, para todos los subperíodos, situándose el porcentaje de varianza explicada por los mismos siempre por encima del 80%. La determinación de los valores para los factores extraídos se ha realizado a través del método de Anderson-Rubin.

En relación con los factores obtenidos, en el cuadro 2 se detallan las matrices factoriales para los distintos subperíodos. Según se puede apreciar en dicho cuadro, el factor 1 está muy correlacionado con las dos divisas americanas contem-

pladas y con el dólar australiano, en todos los períodos. Por su parte el factor 2 está relacionado fundamentalmente con la divisa europea que ha sido considerada, también en todos los períodos. Por lo que se refiere a la moneda nipona, ésta se alinea con el grupo del dólar USA para los tres primeros subperíodos, mientras que para el cuarto, la correlación es mayor con el segundo de los factores y, por lo tanto, también con el franco suizo.

Cuadro 2: MATRICES FACTORIALES PARA LOS DISTINTOS SUBPERÍODOS

Moneda	1990-1992		1991-1993		1992-1994		1993-1995	
	Factor 1	Factor 2	Factor 1	Factor 2	Factor 1	Factor 2	Factor 1	Factor 2
AUD	0,90053	0,00483	0,90244	-0,0817	0,89323	-0,06854	0,88758	-0,02763
CAD	0,94439	-0,02379	0,94366	-0,09334	0,93128	-0,06096	0,93686	0,00168
CHF	0,02864	0,99736	0,10402	0,98215	-0,12252	0,94946	-0,40942	0,71802
JPY	0,7619	0,07659	0,77922	0,18644	0,67651	0,3929	0,31506	0,80402
USD	0,95094	-0,07235	0,95924	-0,08926	0,96193	-0,03273	0,95424	0,06666

AUD: dólar australiano; CAD: dólar canadiense; CHF: franco suizo; JPY: yen japonés; USD: dólar USA.

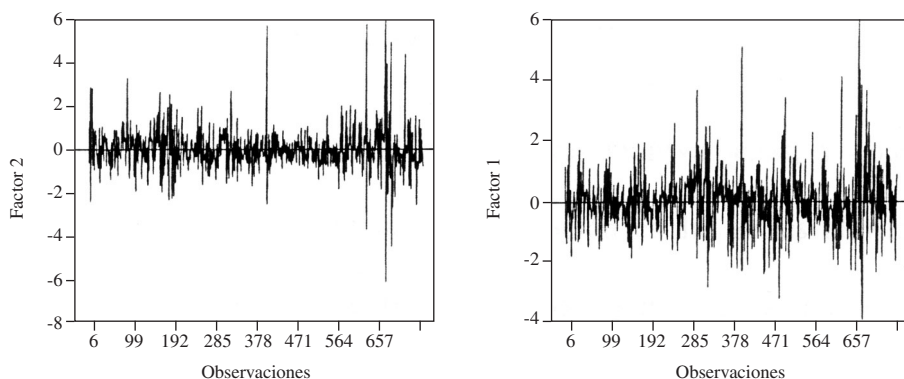
3. Tests ARCH. Con el fin de determinar si los factores multivariantes estimados son susceptibles de ser modelizados mediante un esquema de heteroscedasticidad condicional autorregresiva, en primer lugar se ha analizado la evolución de las series temporales (factores multivariantes). En el gráfico 2 se han representado dichos valores para el primero de los subperíodos (1990-1992).

Según se puede apreciar en dicho gráfico, la evolución de los factores se caracteriza porque las variaciones bruscas tienden a estar seguidas por variaciones bruscas de menor intensidad, y porque las pequeñas variaciones tienden a estar seguidas por pequeñas variaciones también de menor intensidad. Este hecho, que constituye un primer indicio de que la modelización ARCH va a resultar factible, se observa también en el resto de subperíodos.

Adicionalmente, se han aplicado contrastes estadísticos específicos con el fin de corroborar el anterior indicio. Concretamente, se ha estimado el estadístico Q de Ljung-Box y se ha realizado el test de multiplicadores de Lagrange, propuesto por Engle (1982).

El estadístico Q se ha utilizado, en primer lugar, para determinar la existencia de autocorrelación en los factores. En el cuadro 3 se detallan los resultados obtenidos. Según se puede apreciar en este cuadro, el factor 1 no presenta autocorrelación, estadísticamente significativa, en ninguno de los subperíodos. No obstante, la autocorrelación resulta significativa en el caso del factor 2, en los tres primeros subperíodos. Para éstos se ha estimado un modelo autorregresivo, de modo que los residuos del mismo no presentasen autocorrelación (cuadro 3).

Gráfico 2: Factores multivariantes. Periodo 1990-1992



Fuente: elaboración propia.

Cuadro 3: ESTUDIO DE LA AUTOCORRELACIÓN DE LOS FACTORES MULTIVARIANTES VALORES DEL ESTADÍSTICO DE LJUNG-BOX

Período	Factor	Factores multivariantes			Residuos modelo autorregresivo		
		Q(12)	Q(24)	Q(36)	Q(12)	Q(24)	Q(36)
1990-1992	1	10,0779	22,5374	32,0800			
1991-1993	1	16,5303	26,5796	41,8465			
1992-1994	1	12,5158	23,4958	45,2135			
1993-1995	1	12,5158	23,4958	45,2135			
1990-1992	2	30,4173*	61,3112*	71,0550*	12,9462	30,6893	41,1758
1991-1993	2	29,3907*	55,2732*	68,4613*	10,4263	29,3798	41,3713
1992-1994	2	21,9759*	42,5146*	56,7347*	14,1434	27,3427	40,9928
1993-1995	2	16,8458	29,0598	41,2192			

Q(n): valor del estadístico de Ljung-Box calculado considerando hasta el retardo n.

(*): nivel de significación inferior al 5%.

Una vez estudiada la autocorrelación en los factores multivariantes y obtenidas series libres de la misma, se analiza la autocorrelación en las series elevadas al cuadrado. En el cuadro 4 se recogen los resultados obtenidos. Según se puede apreciar para ambos factores y para todos los períodos, se rechaza, a un nivel de significación del 5%, la hipótesis nula de que los coeficientes de autocorrelación son iguales a cero. Ello, de acuerdo con Enders (1996) denota un esquema ARCH.

**Cuadro 4: CONTRASTES ESTADÍSTICOS PARA MODELOS ARCH
FACTOR MULTIVARIANTE O RESIDUO AL CUADRADO**

Período	Factor	Q(12)	Q(24)	Q(36)	χ^2_2
1990-1992	1	153,7410*	179,4976*	184,9024*	29,297502*
1991-1993	1	83,0083*	88,4283*	93,8311*	26,673758*
1992-1994	1	115,6008*	142,1462*	148,1662*	25,434128*
1993-1995	1	115,6008*	142,1462*	148,1662*	25,434128*
1990-1992	2	203,7880*	229,2830*	233,9429*	98,521090*
1991-1993	2	133,8855*	156,3984*	159,6333*	63,940637*
1992-1994	2	127,8877*	140,3567*	143,2917*	52,995842*
1993-1995	2	70,7817*	112,3823*	131,5367*	12,705258*

Q(n): valor del estadístico de Ljung-Box calculado considerando hasta el retardo n.

χ^2_2 : valor del estadístico del contraste de multiplicadores de Lagrange.

(*): nivel de significación inferior al 5%.

Adicionalmente, en la última columna de el cuadro 4 se muestran los resultados del contraste de multiplicadores de Lagrange propuesto por Engle (1982). En concreto en esta columna aparece el producto entre el número de observaciones y el coeficiente de determinación de la regresión del valor del factor multivariante (o residuo) al cuadrado, sobre sus propios valores retardados. Teniendo en cuenta que este producto converge hacia una Chi-cuadrado, los resultados recogidos en el cuadro 4 muestran la aceptación de un esquema ARCH para todos los subperíodos considerados.

4. Sensibilidad de la cartera frente a los factores: la sensibilidad del valor de las carteras utilizadas frente a cada uno de los factores de riesgo se ha determinado mediante un análisis de regresión por mínimos cuadrados ordinarios (MCO), en cada uno de los subperíodos considerados. Adicionalmente, con el fin de determinar el poder explicativo de los factores frente a las variaciones en el valor de las carteras, en cada una de ellas y para cada subperíodo se ha realizado el siguiente análisis de regresión [8]:

$$y_t = c + \alpha_1 \cdot f_{1t} + \alpha_2 \cdot f_{2t} + u_t \quad [8]$$

donde la variable dependiente (y_t) representa el rendimiento diario de la cartera; las variables explicativas (f_{1t} y f_{2t}) son los valores de los factores multivariantes; c es el término independiente; y u_t la perturbación aleatoria.

El coeficiente de determinación obtenido se ha situado por encima del 70% en todos los casos.

5. Estimación de modelos ARCH: utilizando el método de máxima verosimilitud se ha estimado, para ambos factores, una serie de modelos ARCH (p), con un retardo máximo de 7 días ($p = 7$) y una serie de modelos GARCH (p, q), con

unos retardos máximos de dos días, tanto para los errores al cuadrado (p) como para la varianza condicionada (q). La elección del modelo óptimo para cada uno de los períodos se ha realizado aplicando los criterios AIC y SBC¹². En el cuadro 5 se recogen los modelos que han sido elegidos para cada uno de los subperíodos de acuerdo con los mencionados criterios. Según se puede observar en dicho cuadro, excepto en el caso del factor 1 (para el último período) el modelo elegido ha sido un GARCH. Ello viene a confirmar el soporte teórico que hay detrás de dichos modelos, en el sentido de que con los mismos se pueden conseguir, con un menor número de parámetros, ajustes similares a los de modelos ARCH que utilizan un mayor número de retardos. Es más, dentro de los GARCH, el GARCH (1,1) es el modelo más adecuado para la mayoría de períodos.

Cuadro 5: MODELO ARCH ELEGIDO PARA CADA SUBPERÍODO

Período	Factor 1	Factor 2
1990-1992	GARCH(2,2)	GARCH(1,2)
1991-1993	GARCH(1,1)	GARCH(1,1)
1992-1994	GARCH(1,1)	GARCH(1,1)
1993-1995	ARCH(5)	GARCH(1,1)

Finalmente, el cuadro 6 recoge el valor de los coeficientes estadísticamente significativos de los modelos estimados para la varianza condicionada. Asimismo, de conformidad con el procedimiento utilizado por Hsieh (1989), en la última columna de este cuadro se detalla el resultado del análisis efectuado sobre los residuos al cuadrado de los modelos estimados. Concretamente esta última columna recoge la probabilidad que queda a la derecha del valor del estadístico Q de Ljung-Box calculado sobre los residuos al cuadrado de los modelos de heteroscedasticidad condicional autorregresiva estimados, utilizando un número de retardos igual a 12.

Según se puede apreciar en esta columna, para los 3 primeros períodos considerados, con un nivel de significación del 5%, no se puede rechazar la hipótesis nula de que todos los coeficientes de autocorrelación son iguales a 0. Para el último de los períodos, el nivel de significación requerido para ese no rechazo es del 2 y del 3%, respectivamente, para el factor 1 y el factor 2. En definitiva, con estos niveles de significación estadística, los modelos estimados han eliminado la heteroscedasticidad detectada en los factores o, en su caso, en los residuos de los modelos autorregresivos estimados. En la medida en que estos modelos han sido seleccionados con base en los criterios AIC y SBC, de acuerdo el esquema seguido por Hsieh (1989), estos modelos conforman una adecuada representación de las series analizadas.

(12) AIC: Akaike Information Criterion, formulado por Akaike (1974). SBC: Schwarz Bayesian Criterion, propuesto por Schwarz (1978).

Cuadro 6: COEFICIENTES ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVOS

Factor / Período	Coeficientes					
	Coeficiente	Estimación	Desv. típica	t de Student	Significación	Pr Q(12)
Factor 1/ 1990-1992	α_0	0,33	0,06	5,43	0,00	0,10
	α_1	0,15	0,04	3,60	0,00	
	α_2	0,10	0,04	2,16	0,03	
	α_4	0,42	0,11	3,72	0,00	
Factor 1/ 1991-1993	α_0	0,27	0,11	2,29	0,02	0,32
	α_1	0,16	0,04	4,03	0,00	
	α_3	0,57	0,19	2,97	0,00	
Factor 1/ 1992-1994	α_0	0,29	0,11	2,51	0,01	0,05
	α_1	0,25	0,04	5,89	0,00	
	α_3	0,50	0,15	3,15	0,00	
Factor 1/ 1993-1995	α_0	0,83	0,04	17,62	0,00	0,02
	α_5	0,16	0,04	3,62	0,00	
Factor 2/ 1990-1992	α_0	0,20	0,08	2,57	0,01	0,47
	α_1	0,22	0,02	11,25	0,00	
	α_4	0,56	0,16	3,35	0,00	
Factor 2/ 1991-1993	α_0	0,46	0,07	6,16	0,00	0,16
	α_1	0,34	0,03	9,23	0,00	
	α_3	0,22	0,11	2,03	0,04	
Factor 2/ 1992-1994	α_0	0,43	0,09	4,44	0,00	0,69
	α_1	0,28	0,05	4,90	0,00	
	α_3	0,29	0,12	2,33	0,01	
Factor 2/ 1993-1995	α_0	0,27	0,11	2,45	0,01	0,03
	α_1	0,13	0,02	4,97	0,00	
	α_3	0,49	0,17	2,85	0,00	

Interpretación de los coeficientes.

Modelo para la varianza condicionada (ht):

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_0 \cdot \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \cdot \varepsilon_{t-2}^2 + \alpha_3 \cdot h_{t-1} + \alpha_4 \cdot h_{t-2} + \alpha_5 \cdot \varepsilon_{t-5}^2$$

α_0 : término independiente; ε_{t-i} : error de estimación del modelo autorregresivo (o en su caso valor del factor multivariante), retardado i períodos.

Pr Q(12): probabilidad a la derecha del estadístico Q de Ljung-Box calculado sobre los residuos del modelo al cuadrado, considerando 12 retardos.

6. Predicciones de la varianza de los factores. Éstas se han realizado utilizando los coeficientes de los modelos estimados en la etapa anterior. Es necesario destacar que las predicciones se han realizado teniendo en cuenta la información disponible en cada momento. De este modo, y para realizar predicciones sobre valores de la varianza en el año 1993, se ha utilizado el modelo estimado para el período de tres

años inmediatamente anterior: 1990-1992. Para las del año 1994, se ha utilizado el modelo estimado para el período 1991-1993. Y así sucesivamente hasta 1996.

7. Realización de predicciones de la varianza de las carteras. A partir de las estimaciones de la varianza de los factores, las predicciones de los valores de la varianza de la cartera se han efectuado aplicando la expresión [7], utilizando las sensibilidades obtenidas en la etapa cuarta. Estas predicciones de la varianza se han realizado, para cada una de las 50 carteras consideradas, en cada uno de los días comprendidos en el período 1993-1996.

El valor en riesgo, en base diaria, de cada cartera se ha obtenido multiplicando la correspondiente previsión de la varianza por un coeficiente¹³ igual a 2,33, de acuerdo con la expresión [1].

4. EVALUACIÓN DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS

Tal y como ha quedado expuesto en apartados anteriores, la finalidad del valor en riesgo es la de cuantificar la máxima pérdida que puede experimentar una cartera, a lo largo de un período de tenencia determinado, con un nivel de fiabilidad estadística preestablecido.

En el cálculo del valor en riesgo realizado en el epígrafe anterior aplicando la metodología ARCH factorial, se ha asumido que el período de tenencia o mantenimiento es de un día: la gran flexibilidad y amplitud de los mercados de divisas permiten realizar la hipótesis de que cualquier posición abierta puede ser cerrada como máximo en una jornada. Adicionalmente, el nivel de confianza estadística que se ha otorgado al cálculo del valor en riesgo realizado ha sido del 99%, de conformidad con el valor del parámetro ϕ tomado.

Con la finalidad de evaluar la fiabilidad de las predicciones del modelo, en el presente apartado, en primer lugar, se evalúa la *performance* de las estimaciones del VaR realizadas mediante la metodología ARCH factorial, utilizando test del “percentil dinámico” propuesto por Engle y Manganelli (1999). En segundo lugar, se analiza el porcentaje de cobertura que proporcionan las predicciones efectuadas sobre el valor en riesgo, comparándose los resultados con los aportados por una metodología de cálculo del VaR con un amplio grado de utilización: *Riskmetrics*.

Engle y Manganelli (1999) utilizan el siguiente modelo de regresión artificial para evaluar la *performance* de un modelo de cuantificación del valor en riesgo [9]:

$$Exi_t = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j Exi_{t-j} + \beta_{p+1} VaR_t + u_t \quad [9]$$

donde Exi es una variable que toma un valor igual a $(1-\theta)$ en cada uno de los días (t) en los que la estimación del VaR realizada es superior a la variación real en el valor de la cartera; y $-\theta$ cuando ocurre lo contrario (θ es el nivel de fiabilidad estadística asumido en la estimación del valor en riesgo efectuada). Por su parte la va-

(13) Este coeficiente implica la asunción de un comportamiento normal y la fijación del nivel de confianza en el 99% (test de una cola).

riable VaR_t , se corresponde con la estimación del VaR realizada para el día t , u_t representa la perturbación aleatoria y β_i ($i = 0, \dots, p + 1$) es el conjunto de parámetros a estimar.

Partiendo del anterior modelo de regresión, Engle y Manganelli (1999) proponen el siguiente estadístico para evaluar la *performance* de un modelo de cuantificación del valor en riesgo [10]:

$$E = \frac{\hat{\beta}_{MCO}' X' X \hat{\beta}_{MCO}}{\theta(1 - \theta)} \quad [10]$$

donde X es la matriz que recoge las observaciones de las variables explicativas del modelo de regresión, y $\hat{\beta}_{MCO}$ es el vector de parámetros estimados utilizando el método de mínimos cuadrados ordinarios.

El estadístico E definido por [10], que se distribuye como una Chi-cuadrado con $p + 1$ grados de libertad, es utilizado para contrastar la hipótesis nula de que todos los parámetros del modelo de regresión [9] son iguales a 0. Según Engle y Manganelli (1999), un buen modelo de estimación del VaR debería producir una secuencia de valores, para la variable Exi_t , insesgada e incorrelacionada. O lo que es equivalente, un poder explicativo cercano a 0 del modelo de regresión definido por [9].

En las anteriores circunstancias, el no rechazo de la hipótesis nula contrastada a través del estadístico E indicará una adecuada *performance* del modelo de cuantificación del valor en riesgo utilizado. Por su parte, el rechazo de la hipótesis nula indicará que el comportamiento del modelo no es tan aceptable.

El contraste del percentil dinámico propuesto por Engle y Manganelli (1999) se ha aplicado en cada una de las 50 carteras utilizadas en el presente estudio. En la línea de estos autores, el número de retardos considerados para la regresión artificial, definida por la expresión [9], ha sido de 5, y el nivel de fiabilidad estadística asumido, tal y como se ha señalado, ha sido del 99%. En el cuadro 7 se resumen los resultados del análisis efectuado. Según se puede apreciar en dicho cuadro, para 43 de las 50 carteras se obtienen resultados positivos (no se rechaza la hipótesis nula contrastada).

La explicación de los resultados negativos obtenidos para las restantes 7 carteras radica en las mismas causas que señalan Engle y Manganelli (1999) para justificar las excepciones detectadas en el análisis que efectúan: la periodicidad con que se efectúan las estimaciones sucesivas de los parámetros del modelo. En el presente trabajo, las estimaciones sucesivas de los parámetros de los modelos se han efectuado con una periodicidad anual. Es esperable que las instituciones financieras que pudieran emplear la metodología propuesta realicen estimaciones sucesivas con una mayor periodicidad, lo que a juicio de los autores mencionados mejoraría las estimaciones del modelo. En todo caso, teniendo en cuenta que las carteras analizadas en este trabajo han sido generadas aleatoriamente, los resultados positivos en un alto porcentaje de las mismas (86%) indican que la metodología ARCH Factorial proporciona buenas estimaciones, desde un punto de vista estadístico, para el valor en riesgo de carteras formadas por posiciones en divisas.

Cuadro 7: EVALUACIÓN DE LA *PERFORMANCE* MEDIANTE EL TEST DEL PERCENTIL DINÁMICO

Metodología ARCH Factorial					
Cartera	χ^2_6	Signif.	Cartera	χ^2_6	Signif.
1	5,565441	0,47358288	26	4,207772	0,64858217
2	39,549947	*0,00000056	27	8,21724	0,22261590
3	4,50885	0,60815902	28	4,264468	0,64093498
4	3,173308	0,78680168	29	*27,680032	0,00010794
5	5,550785	0,47534006	30	1,871639	0,93111712
6	0,690524	0,99469329	31	4,48619	0,61118216
7	89,835289	*0,00000000	32	*392,351102	0,00000000
8	9,080799	0,16908473	33	2,277788	0,89246086
9	13,630123	0,03405214	34	1,183542	0,97768983
10	10,460989	0,10653349	35	4,071832	0,66695609
11	12,02186	0,06148291	36	*23,384328	0,00067746
12	4,115446	0,66105683	37	15,312771	0,01795869
13	4,200772	0,64952713	38	1,185496	0,97759503
14	1,430101	0,96400177	39	16,803374	0,0100337
15	9,030286	0,17188194	40	3,212487	0,78174379
16	0,743505	0,99350362	41	15,022936	0,02007907
17	8,318969	0,21565373	42	8,954503	0,176153
18	18,125883	*0,00592519	43	4,076156	0,66637101
19	3,08012	0,79872589	44	0,650982	0,99548846
20	24,533704	*0,00041643	45	2,365317	0,88322584
21	1,191091	0,97732249	46	9,080799	0,16908473
22	5,517836	0,47930366	47	9,699546	0,1378884
23	5,498521	0,48163551	48	7,998643	0,23820276
24	2,992089	0,80983913	49	4,058959	0,66869775
25	0,571826	0,99685154	50	7,261494	0,29734001

χ^2_6 : valor del estadístico E calculado, para cada cartera, en base a la expresión [10].

Signif.: nivel de significación estadística asociado a dicho valor.

Con un (*) se han marcado aquellas carteras en las que dicho nivel de significación es inferior al 1%.

En otro orden de cosas, tal y como se ha señalado anteriormente, en el presente apartado se analiza si el importe calculado para el VaR mediante la metodología ARCH factorial es, realmente, superior a las variaciones negativas en el valor de las carteras en un 99% de los casos (nivel de fiabilidad estadística asumido). Con dicha finalidad se han aislado, para cada cartera, las variaciones diarias

que suponen pérdidas, y se ha comparado el volumen de éstas con el valor en riesgo calculado para el día concreto, de acuerdo con la metodología propuesta en el presente trabajo. Se ha computado el número de veces en los que dicho VaR ha sido superior a la pérdida real de la cartera y se ha determinado, en cada cartera, la relación entre dicho número de veces y el número total de variaciones negativas. Esto es, se ha obtenido el índice o relación de cobertura.

El proceso descrito se ha repetido utilizando el valor en riesgo calculado sobre el mismo conjunto de 50 carteras, de acuerdo con la metodología *Riskmetrics*¹⁴. Esto decir, se ha calculado el valor en riesgo y se ha determinado el grado de cobertura. En el cuadro 8 se han recogido los valores promedio obtenidos.

Cuadro 8: COBERTURA DE LA CIFRA DE VALOR EN RIESGO CALCULADA

Metodología	Promedio cobertura	Intervalo confianza 95%	
ARCH factorial	0,9906	0,9883	0,9929
<i>Riskmetrics</i>	0,9843	0,9831	0,9854

Promedio cobertura: media aritmética del índice de cobertura para las 50 carteras.

Intervalo confianza 95%: intervalo de confianza individual para el anterior promedio.

Según se puede apreciar en este cuadro 8, como promedio el grado de cobertura del VaR calculado se sitúa por encima del 99% en el caso del ARCH factorial (99,06%), mientras que con la utilización de *Riskmetrics* el porcentaje de cobertura (98,43%) es inferior al mencionado valor crítico. Adicionalmente, el intervalo de confianza para este último valor promedio queda por debajo del 99% (0,9831; 0,9854), mientras que en el caso de la metodología ARCH factorial, el límite inferior de dicho intervalo (0,9883) se encuentra muy próximo a 0,99.

En definitiva, con la aplicación de la metodología ARCH factorial se obtienen, en promedio, unos resultados acorde con las hipótesis realizadas *a priori* (cobertura del 99%). La aplicación de la metodología *Riskmetrics* comporta un grado de cobertura inferior al esperado.

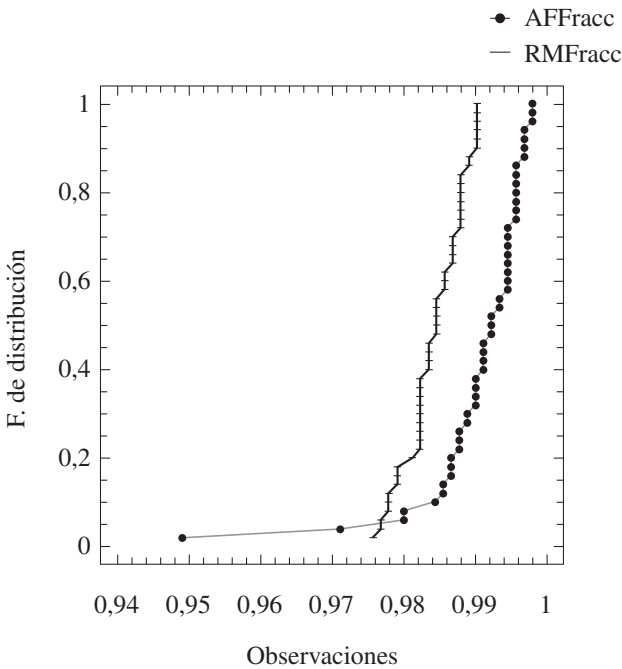
(14) Se han utilizando como factores de riesgo los rendimientos diarios de las divisas que forman parte de las carteras. Asimismo, de conformidad con las recomendaciones de J.P. Morgan-Reuters (1996) se ha empleado un *decay factor* igual a 0,94, tanto en el cálculo de las varianzas como en el cálculo de las covarianzas. Para las predicciones de estas últimas se ha utilizado una expresión similar a la ecuación [2]:

$$\sigma_{ijt} = \lambda \cdot \sigma_{ijt} + (1 - \lambda) \cdot (x_{it-1} - \mu_{it}) \cdot (x_{jt-1} - \mu_{jt})$$

donde σ_{ijt} y σ_{ijt-1} representan las covarianzas entre los factores de riesgo *i-ésimo* y *j-ésimo*, correspondientes, respectivamente, a los períodos *t* y *t-1*; λ es el *decay factor*; y el resto de variables tiene un significado similar a x_{pt-1} y μ_{pt} en la expresión [2], si bien en el caso de las covarianzas se refieren a los factores de riesgo *i-ésimo* y *j-ésimo*.

Por otro lado, además de la comparación entre los valores promedio, se ha aplicado el test de Kolmogorov-Smirnov para dos muestras con el fin de determinar si existen diferencias estadísticamente significativas entre el grado de cobertura que proporciona la aplicación de las dos metodologías. En este sentido se ha calculado el supremo de las distancias, en valor absoluto, de los valores de las funciones de distribución del índice de cobertura determinado de acuerdo con ambas metodologías. Dicho supremo se sitúa en 0,62. El valor crítico tabulado, para un nivel de significación del 5% y un tamaño de las muestras igual a 50 es de 0,272. Por tanto, al ser este último menor, se rechaza la hipótesis nula de homogeneidad entre las poblaciones de las que provienen ambas muestras. Esto es, existen diferencias estadísticamente significativas entre los resultados aportados por las dos metodologías.

Gráfico 3: FUNCIÓN DE DISTRIBUCIÓN PARA LOS VALORES DEL ÍNDICE DE COBERTURA



AFFracc: relación de cobertura según la metodología ARCH factorial.

RMFracc: relación de cobertura según la metodología *Riskmetrics*.

Teniendo en cuenta que el valor promedio calculado es mayor en el caso del ARCH factorial, un contraste adicional que puede realizarse es aquel que ayude a determinar si los valores del índice de cobertura son siempre superiores en el caso de la metodología citada. Si se produce la situación descrita, los valores para la función de distribución del índice de cobertura en el caso de aplicación de la metodología ARCH factorial se situarán siempre por debajo de los valores de dicha función cuando se utilice *Riskmetrics*. En el gráfico 3 se representa ambas funciones de distribución.

Según se puede apreciar en dicho gráfico, los valores de la función de distribución se sitúan prácticamente siempre en cotas superiores en el caso de *Riskmetrics*, lo cual es un indicio de que los valores aportados por el ARCH factorial son superiores. En todo caso, con el fin de contrastar estadísticamente dicha situación, se ha aplicado el test de Kolmogorv-Smirnov considerando la hipótesis nula de igualdad entre las funciones de distribución frente a la alternativa de que una función de distribución sea superior a la otra. Concretamente, la hipótesis alternativa asumida es la de que los valores de la función de distribución calculada según *Riskmetrics*, $F(x)$, son superiores a los de la función de distribución según la metodología ARCH factorial, $G(x)$ [11]:

$$H_0: F(x) = G(x) \qquad H_1: F(x) > G(x) \qquad [11]$$

El estadístico que se calcula para este test es $(D^+_{n,n})^2$, donde $D^+_{n,n}$ viene dado por el supremo de la diferencia entre ambas distribuciones [12]:

$$D^+_{n,n} = \sup (F(x) - G(x)) \qquad [12]$$

siendo n es el tamaño de la muestra [50]. El valor obtenido para el estadístico ha sido 0,3844.

El valor crítico para el test viene dado por la expresión [13]:

$$\frac{\chi^2_{2,\alpha}}{2 \cdot n} \qquad [13]$$

donde α denota el nivel de significación escogido. Para un valor del 5% en dicho nivel de significación, el valor de la expresión [13] es igual a 0,0599. Teniendo en cuenta que dicho valor es inferior al del estadístico calculado (0,3844), se rechaza la hipótesis nula de que las distribuciones son iguales, frente a la alternativa de que la función de distribución es mayor en el caso de utilizar la metodología *Riskmetrics*. Por lo tanto, se ha constatado que la utilización del método ARCH factorial supone la obtención de índices de cobertura superiores a los que comporta el empleo de la metodología *Riskmetrics*.

5. CONCLUSIONES

En el presente trabajo se ha propuesto una nueva metodología para el cálculo del valor en riesgo de una cartera: el ARCH factorial. Esta metodología aprovecha la propiedad de incorrelación entre las variables obtenidas con la aplicación del

cálculo factorial, para modelizar la varianza de los mismos, de modo aislado, a través de un esquema de heteroscedasticidad condicional autorregresiva. El hecho de que no exista necesidad de estimar simultáneamente un modelo para la covarianza supera el inconveniente del excesivo número de parámetros que presentan los modelos ARCH multivariantes.

La metodología propuesta se ha aplicado sobre un conjunto de carteras expuestas frente al riesgo de cambio, cuyas posiciones han sido generadas de modo aleatorio. El período considerado es el comprendido entre los años 1990 y 1996. Otorgando, *a priori*, a la medida del VaR un grado de fiabilidad estadística del 99%, se ha constatado que dicho nivel se corresponde con el índice de cobertura que realmente, *a posteriori*, ha proporcionado el importe del valor en riesgo calculado.

Adicionalmente, partiendo del mismo grado de fiabilidad estadística, se ha comprobado que el índice de cobertura se sitúa por debajo del 99% cuando se aplica la metodología *Riskmetrics*, lo cual supone un incumplimiento de las hipótesis estadísticas asumidas. Asimismo, se ha constatado que los valores de dicho índice proporcionados por el ARCH factorial son superiores y estadísticamente distintos a los obtenidos con *Riskmetrics*. Lo anterior pone de manifiesto una mayor eficacia de la metodología propuesta frente a otra de uso generalizado, como *Riskmetrics*.



REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Adler, M. y B. Dumas (1984): "Exposure to Currency Risk: Definition and Measurement", *Financial Management*, Summer, págs. 41-50.
- Akaike, H. (1974): "A New Look at the Statistical Models Identification", *IEEE Transactions on Automatic Control*, AC - 19, págs. 716-723.
- Baillie, R.T. y T. Bollerslev (1992): "Prediction in Dynamic Models with Time-Dependent Conditional Variances", *Journal of Econometrics*, vol. 52, n.º 1/2, págs. 91-113.
- Basle Committee on Banking Supervision (1996): *Amendment to the Capital Accord to Incorporate Market Risks*, Bank for International Settlements, Basle, January.
- Beder, T.S. (1995): "VAR: Seductive but Dangerous", *Financial Analysts Journal*, vol 51, n.º 5 September - October, págs. 12-24.
- Bera, A.K. y M.L. Higgins (1993): "ARCH Models: Properties, Estimation and Testing", *Journal of Economic Surveys*, vol. 7, n.º 4, págs. 305-366.
- Berges, A. y E. Ontiveros (1983). *Gestión Financiera del Riesgo de Cambio*, ICE, Madrid.
- Bollerslev, T. (1986): "Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity", *Journal of Econometrics*, vol. 31, págs. 307-327.
- Bollerslev, T., R.Y. Chou y K.F. Kroner (1992): "ARCH Modelling in Finance: A Review of the Theory and Empirical Evidence", *Journal of Econometrics*, vol. 52, págs. 5-59.
- Bollerslev, T. y R.F. Engle (1993): "Common Persistence in Conditional Variances", *Econometrica*, vol. 61, n.º 1, págs. 167-186.
- Box, G.E.P. y D.A. Pierce (1970): "Distribution of Residual Autocorrelations in Autoregressive Integrated Moving Average Time Series Models", *Journal of the American Statistical Association*, vol. 65, págs. 1509-1526.
- Brailesford, T.J. y R.W. Faff (1996): "An Evaluation of Volatility Forecasting Techniques", *Journal of Banking and Finance*, vol. 20, n.º 3, págs. 419-438.

- Campbell, T.S. y W.A. Kracaw (1993): *Financial Risk Management. Fixed and Foreign Exchange*, Harper Collins College Publishers, New York.
- Collier, P. y E.W. Davis (1985): "The Management of Currency Transaction Risk by U.K. Multinational Companies", *Accounting and Business Research*, Autumn, págs. 327-334.
- Cordell, L.R. y K.K. King (1995): "A Market Evaluation of the Risk-Based Capital Standards for the U.S. Financial System", *Journal of Banking and Finance*, vol. 19, n.º 3/4, págs. 531-562.
- Demirag, I. y S. Goddard (1994): *Financial Management for International Business*, McGraw-Hill Book Company, Maidenhead, U.K.
- Diebold, F. y M. Nerlove, (1989): "The Dynamics of Exchange Rate Volatility: A Multivariate Latent Factor ARCH Model", *Journal of Applied Econometrics*, n.º 4, págs. 1-21.
- Enders, W (1996): *Rats Handbook for Econometric Time Series*, John Wiley & Sons, London.
- Engel, C. y C.S. Hakkio (1993): "Exchange Rate Regimes and Volatility", *Federal Reserve Bank of Kansas City Economic Review*, Third Quarter, vol. 78, n.º 3, págs. 43-58.
- Engle, R.F. (1982): "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation", *Econometrica*, vol. 50, n.º 4, págs. 987-1.007.
- Engle, R.F. (1995): *ARCH Selected Readings*, Oxford University Press, Oxford and New York.
- Engle, R.F. y S. Manganelli (1999): *CAViaR: Conditional Autoregressive Value at Risk by Regression Quantiles*, Discussion Paper 99-20 October, University of California, San Diego.
- Figlewski, S. (1997): "Forecasting Volatility", *Financial Markets Institutions and Investments*, vol. 6, n.º 1, págs. 1-88.
- Glaum M. (1990): "Strategic Management of Exchange Rate Risks", *Long Range Planning*, vol. 23, n.º 4, págs. 65-72.
- González, L.M. (1994): "Medición y Supervisión del Riesgo de Tipo de Cambio", *Boletín Económico del Banco de España*, Junio, págs. 47-56.
- Hassapis, C. (1995): "Exchange Risk in the EMS: Some Evidence Based on a GARCH Model", *Bulletin of Economic Research*, n.º 47, 4, págs. 295-303.
- Hendricks, D. (1996): "Evaluation of Value at Risk Models Using Historical Data", *Federal Reserve Bank of New York Economic Policy Review*, April, págs. 39-69.
- Hopper, G.P. (1996): "Value at Risk: a New Methodology for Measuring Portfolio Risk", *Business Review. Federal Reserve Bank of Philadelphia*, July August págs. 19-30.
- Hsieh, D.A. (1989): "Modelling Heteroscedasticity in Daily Foreign-Exchange Rates", *Journal of Business and Economic Statistics*, vol. 7, n.º 3, págs. 307-317.
- Hsieh, D.A. (1993): "Implications of Nonlinear Dynamis for Financial Risk Management", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, vol. 28, n.º 1, págs. 41-64.
- J.P. Morgan y Reuters (1996): *Riskmetrics - Technical document*, Morgan Guaranty Trust Company of New York, Forth edition, December.
- Jackson, P. (1995): "Risk Measurement and Capital Requirements for Banks", *Bank of England Quarterly Bulletin*, vol. 35, n.º 2, May, págs. 177-184.
- Jorion, P. (1995): "Predicting Volatility in the Foreign Exchange Market", *Journal of Finance*, vol. L, n.º 2, June, págs. 507-528.
- Jorion, P. (1996): "Risk²: Measuring the Risk in Value at Risk", *Financial Analysts Journal*, vol. 52, n.º 6, November-December, págs. 47-56.
- Kritzman, M. (1991): "About Estimating Volatility", *Financial Analysts Journal*, vol. 47, n.º 4, July-August, págs. 22-25.

- Kupiec, P.H. (1995): "Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models", *Journal of Derivatives*, n.º 3, págs. 73-84.
- Lamothe, P. y M.A. Leber (1996): "Riesgo de Tipo de Interés en las Tesorerías", *Análisis Financiero*, n.º 70, tercer cuatrimestre, págs. 26-37
- Lamothe, P., M.A. Leber y J.A. Soler (1995): "Análisis Crítico de Sistemas de Medición de Riesgos. Especial Referencia a la Problemática de los Derivados", *Actas del V Congreso Nacional de la Asociación Científica de Economía y Dirección de la Empresa* (el Escorial, Madrid), vol II Comunicaciones págs. 349 - 386.
- Levi, M.D. (1996): *International Finance. The Markets and Financial Management of Multinational Business*, Mc. Graw-Hill Inc., New York.
- Lin, W.L. (1992): "Alternative Estimators for Factor GARCH Models: A Monte Carlo Comparison", *Journal of Applied Econometrics*, n.º 4, págs. 259-279.
- Ljung, G.M. y G.E.P. Box (1978): "On a Measure of Lack of Fit in Time Series Models", *Biometrika*, n.º 66, págs. 297-303.
- Longerstaey, J. (1996): "VAR, RiskMetrics and Market Risk Methodology", *Revue de la Banque Forum Financier Belge*, n.º 1, January-February, págs. 42-51.
- Marshall, C. y M. Siegel (1996): *Value at Risk: Implementing a Risk Measurement Standard*, Working Paper, Harvard Business School.
- Mayhew, S. (1995): "Implied Volatility", *Financial Analysts Journal*, vol. 51, n.º 4, July-August, págs. 8-20.
- Mori, A., M. Ohsawa y T. Shimizu (1996): *Calculation of Value at Risk and Risk Return Simulation*, Institut for Monetary and Economic Studies (Bank of Japan), Discussion Papers Series, n.º 96-E-8.
- Murgui, J.S. y R. Escuder (1994): *Estadística Aplicada. Inferencia Estadística*, Tirant lo Blanc, Valencia.
- Phelan, M.J. (1997): "Probability and Statistics Applied to the Practice of Financial Risk Management: the Case of J.P. Morgan's Riskmetrics", *Journal of Financial Services Research*, vol. 12, n.º 2/3, págs. 175-200.
- Pristker, M. (1997): "Evaluating Value at Risk Methodologies: Accuracy versus Computational Time", *Journal of Financial Services Research*, vol. 12, n.º 2/3, págs. 201-242.
- Rodriguez R. (1974): "Management of Foreign Exchange Risk in the U.S. Multinationals", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, November, págs. 849-857.
- Schnabel, J.A. (1994): "Real Exposure to Foreign Currency Risk", *Managerial Finance*, vol. 20, n.º 8, págs. 69-77.
- Schwartz, G. (1978): "Estimating the Dimension of a Model", *The Annals of Statistics*, 6, págs. 461 - 464.
- Sentana, E. y G. Fiorentini (1997): *Identification, Estimation and Testing of Conditionally Heteroskedastic Factor Models*, Instituto Valenciano de Investigaciones Económicas, Working Paper WP-AD 97-22.
- Singh, M.K. (1997): "Value at Risk Using Principal Components Analysis", *Journal of Portfolio Management*, vol. 24, n.º 1, Fall, págs. 101-112.
- Uriel, E. (1995): *Análisis de datos. Series temporales y análisis multivariante*, Editorial A.C., Madrid.
- Vasilellis, G. A. y N. Meade (1996): "Forecasting Volatility for Portfolio Selection", *Journal of Business Finance and Accounting*, vol. 23, n.º 1, January, págs. 125-143.

Fecha de recepción del original: octubre, 1998

Versión final: marzo, 2000

ABSTRACT

Value at Risk (VaR) has achieved a pre-eminent place when quantifying portfolio market risk. VaR calculation can be carried out using several models, with statistical likelihood being the key feature. In this paper we propose a new model for VaR estimation, namely the ARCH factor methodology. We apply this methodology on a set of foreign exchange risk exposed portfolios and test the previously assumed statistical confidence level. Furthermore, we compare our results with those obtained through J.P. Morgan's Riskmetrics methodology utilisation.

Key words: ARCH models, value at risk, foreign exchange risk.

JEL classification: F31.