

Dinámica del coeficiente beta asociado a las carteras de inversión sectoriales en el mercado español*

Time-varying beta modelling of sector portfolios in the Spanish market

Eduardo Ortas**. Universidad de Zaragoza

José M. Moneva. Universidad de Zaragoza

Manuel Salvador. Universidad de Zaragoza

RESUMEN La inversión sectorial ha experimentado un crecimiento significativo durante los últimos años en los mercados bursátiles internacionales y, en particular, en el mercado español. Por ello, la estimación precisa del coeficiente de riesgo beta constituye una actuación relevante de los gestores de carteras de inversión sectoriales para llevar a cabo decisiones de inversión más eficientes. En este contexto, el presente trabajo analiza la dinámica del riesgo sistemático referente a las carteras de inversión sectoriales del mercado de valores español. Sobre la base de la evidencia empírica previa, se proponen diferentes variantes del modelo de mercado en su especificación espacio-estado que permiten contrastar diversas hipótesis acerca del proceso estocástico dinámico experimentado por las series analizadas. Dado que trabajamos con datos de mercado diarios, se permite que los errores de las ecuaciones de observación, presentes en los modelos mencionados, sean de carácter condicionalmente heterocedásticos, aspecto escasamente explorado en la literatura. Finalmente, se propone un estudio comparativo del comportamiento predictivo de los modelos estimados, lo que constituye una novedad en la investigación para el mercado bursátil español.

PALABRAS CLAVE Inversión sectorial; Mercado de valores español; Betas dinámicas; Modelos espacio-estado; GARCH.

ABSTRACT Sector investment has grown significantly in international stock markets and also in the Spanish one, during the last few years. Among other issues, sector portfolio managers need to estimate accurately the beta of their portfolios in order to carry out more efficient investment strategies. Against this background, this paper analyses the dynamic behaviour of sector portfolio's betas in the Spanish market. Due to previous findings in this market, we propose some extensions of the market model in a state-space specification that will allow us to test several hypotheses about the stochastic dynamic process followed by the sector portfolio's betas. Given that we use daily market data, the state-space market model observation equation's disturbances are assumed to be conditional heteroskedastic, an aspect that has been scarce considered in the previous literature. Finally, we propose a comparative study about the predictive behaviour of the estimated models, an issue that it is still missing in this market.

KEYWORDS Sector investment; Spanish stock market; Time-varying betas; State-space models; GARCH.

* **Agradecimientos:** Los autores desean agradecer el apoyo financiero del Ministerio de Educación (ECO2011-26171, SEJ2006-08317 y MTM 2008-00625). Así mismo, los autores agradecen los comentarios y sugerencias de los evaluadores anónimos de este trabajo. Cualquier posible error encontrado en el trabajo es responsabilidad exclusiva de los autores.

** **Autor de Correspondencia:** Eduardo Ortas. Departamento de Contabilidad y Finanzas, Facultad de Economía y Empresa, C/ Gran Vía 2, 50005 Zaragoza, España. E-mail: edortas@unizar.es

1. INTRODUCCIÓN

Por inversión sectorial se entiende toda estrategia de inversión que toma posiciones sobre compañías pertenecientes al mismo sector económico o a la misma industria. Este tipo de inversión es llevado a cabo por los inversores, principalmente, cuando tienen unas perspectivas favorables acerca de la evolución de uno o varios sectores económicos concretos, buscando obtener así superiores niveles de rentabilidad. Bajo el paraguas de la inversión sectorial se encuentran los fondos de inversión y pensiones sectoriales y las carteras de inversión sectoriales. Ambas alternativas han experimentado un gran crecimiento durante los últimos veinte años en Estados Unidos, Europa y, así mismo, en España. Como indica Kaushik *et al.* (2010), el número de fondos sectoriales en Estados Unidos creció de 147 en el año 1990 (representando 15 billones de dólares) a 910 en 2005 (227 billones de dólares) y a más de 1900 en 2009 (casi un trillón de dólares). La evolución en Europa de este tipo de inversión también ha sido positiva de forma que el porcentaje de fondos orientados hacia un enfoque geográfico/sectorial era del 48% / 23% en 1997, y del 8% / 68% en el año 2001, manteniéndose esta tendencia hacia los fondos sectoriales en la actualidad (Burlacu y Fontaine, 2002). Así mismo, la expansión en España de los fondos sectoriales también ha sido significativa, ya que en enero de 2010 gestionaron más de 116 millones de euros ⁽¹⁾.

Entre los principales motivos que se pueden atribuir a la expansión de la inversión sectorial (tanto en fondos, como en carteras de inversión) se encuentran los dos siguientes (Burlacu y Fontaine, 2003); *a*) bajo un panorama económico internacional globalizado, los sectores económicos o industrias específicas se configuran como uno de los factores determinantes de la rentabilidad de las carteras de inversión, en detrimento de otros factores predecesores como podría ser el contexto geográfico; *b*) la inversión sectorial puede ser una alternativa de inversión adecuada ante situaciones desfavorables en los mercados como, por ejemplo, la crisis financiera que azota a las principales economías de todo el mundo desde la segunda mitad del año 2008. Ambas consideraciones han estado estrechamente relacionadas, y han propiciado un incremento notable de las estrategias de inversión sectoriales.

Al igual que los fondos, las carteras de inversión sectoriales deben estar gestionadas por profesionales expertos en los sectores económicos en los que toman posiciones. En definitiva, y dado los menores niveles de diversificación asociados a las carteras sectoriales, los gestores deberían ser capaces, al menos, de establecer estrategias de rebalanceo y reubicación de los activos gestionados para modificar la beta de sus carteras, con el objetivo de controlar los niveles de riesgo de estas. Sin embargo, la comprensión de los múltiples factores que afectan al riesgo de los sectores económicos no es tarea sencilla. Tal y como indican Fama y French (1997), las condiciones de oferta y demanda específicas de cada sector de actividad están sujetas a shocks de carácter permanente como, por ejemplo, cambios en la legislación o política monetaria, aparición de nueva información acerca de la producción tecnológica o cambios en las preferencias de los consumidores

(1) Según los datos obtenidos de INVERCO. Para obtener mayor información se recomienda visitar la siguiente dirección: <http://www.inverco.es>

y otros de carácter transitorio. Todos estos factores suelen tener un gran impacto en las características y, lo que resulta más importante, en la evolución temporal del riesgo en cada cartera sectorial. La evolución del riesgo de cada sector se configura, por tanto, como uno de los elementos cruciales a estudiar en este ámbito. De este modo, si tanto inversores individuales como institucionales son capaces de identificar el comportamiento dinámico del riesgo de sus carteras de inversión sectoriales, podrán efectuar una gestión mucho más eficiente de las mismas.

Tras la revisión de la literatura existente, no se han encontrado trabajos académicos que aborden el análisis del comportamiento dinámico del riesgo de las carteras sectoriales en el mercado español⁽²⁾. El presente trabajo pretende abordar esta cuestión contribuyendo a la literatura en varios aspectos. En primer lugar, esta investigación aporta una medida precisa acerca del proceso estocástico que sigue el riesgo sistemático de las carteras de inversión sectoriales pertenecientes al Índice General de la Bolsa de Madrid (IGBM), siendo éste el índice bursátil de referencia en el mercado español. Para ello, se aporta una aproximación estadística muy flexible, capaz de identificar shocks de carácter permanente y transitorios, que afectan al comportamiento dinámico seguido por las betas de las carteras sectoriales consideradas. Concretamente, se utilizan diferentes extensiones del modelo de mercado, en una especificación espacio-estado, que permiten analizar el carácter estacionario/no estacionario del proceso de evolución del coeficiente beta así como el grado de persistencia del mismo.

Un segundo aspecto relevante del trabajo hace referencia al hecho de que la base de datos considerada consta de datos de mercado diarios. Por dicha razón, y dada la evidencia empírica a favor de la presencia de heterocedasticidad condicional en las series temporales financieras observadas con alta frecuencia, se relaja la hipótesis, tradicionalmente utilizada en la literatura, de homocedasticidad condicional de los términos de error del modelo, lo cual dota de un mayor grado de robustez a las estimaciones realizadas de los coeficientes beta. Esto es debido a que, al aumentar el grado de leptocurtosis de la distribución de los errores, se debilita la influencia ejercida por observaciones atípicas en dichas estimaciones. Finalmente, el trabajo propone un análisis del comportamiento predictivo de los modelos utilizados, aspecto no analizado en el mercado español.

Los resultados obtenidos ponen de manifiesto la existencia de diferencias notables en la evolución y comportamiento del riesgo sistemático de las carteras sectoriales en el mercado español. Debido a ello, estos resultados pueden ser de gran utilidad para realizar entre otras prácticas, valoración de títulos, estrategias de rotación de sectores y, evaluación de la performance y cobertura de carteras y fondos de inversión sectoriales más eficientes.

El trabajo se estructura del siguiente modo. En la segunda sección se analizan los resultados obtenidos por trabajos previos, tanto desde una perspectiva internacional como para el mercado español. La tercera sección contiene las especificaciones de los modelos

(2) Como se analizará posteriormente, Miralles *et al.* (2009) estudian la dinámica del riesgo sistemático experimentado por carteras de inversión en el mercado español, pero ordenadas por el tamaño de los activos que contienen, mientras que Nieto y Rubio (2002) lo hacen de forma indirecta.

econométricos propuestos. La cuarta sección recoge la delimitación de la muestra así como el análisis exploratorio de la misma. En la quinta sección se muestran y discuten los resultados obtenidos. Finalmente, en la sexta sección se destacan las conclusiones, así como las principales implicaciones del trabajo.

2. REVISIÓN DE LA LITERATURA

Dada la relevancia y complejidad que tiene la correcta estimación del riesgo sistemático que afecta a los distintos sectores económicos, surgen varios trabajos en el contexto internacional que tratan esta cuestión. Dos de los primeros trabajos en este campo son los realizados por Brooks *et al.* (1998) y Faff y Brooks (1998) centrados sobre el mercado australiano. Aunque estos trabajos pioneros fueron de carácter ilustrativo, pusieron de manifiesto la inestabilidad de los coeficientes beta para las carteras sectoriales de este mercado y, por ende, la necesidad de considerar modelos dinámicos para capturar el comportamiento estocástico de dicho parámetro. Como indican dichos autores, los modelos condicionales podrían ayudar a realizar tal labor en el citado mercado. Motivados por los interesantes resultados de los trabajos anteriores, Groenewold y Fraser (1999) extendieron los análisis sobre el mismo mercado, aplicando técnicas estadísticas más complejas para modelar el comportamiento dinámico de las carteras sectoriales. Concretamente, estimaron modelos de mercado con coeficientes betas dinámicos utilizando ventanas móviles y modelos de mercado espacio-estado. El trabajo concluye que la mayoría de las betas de las carteras sectoriales analizadas son de carácter no estacionarias y que su dinámica parece estar en función del modelo econométrico aplicado.

Posteriormente, Faff *et al.* (2000) replican su estudio previo, pero esta vez enfocado sobre las carteras sectoriales del mercado británico. Para ello utilizan una base de datos de mercado con frecuencia diaria, así como diversas técnicas econométricas como: un modelo de mercado extendido en función de la volatilidad experimentada por el mercado (Schwert y Seguin, 1990), un modelo de mercado espacio-estado y un modelo GARCH multivariante. Sus resultados indican que este último tipo de modelo es el que mejor nivel de ajuste presenta. Tres años más tarde, Li (2003) analiza la dinámica del coeficiente de riesgo beta de las carteras sectoriales del mercado neozelandés mediante modelos de volatilidad estocástica. El trabajo revela que las betas asociadas a las carteras sectoriales de dicho mercado no son constantes. Por su parte, Jostova y Philipov (2005) analizan las betas de las carteras sectoriales del mercado norteamericano a través de un modelo estocástico bayesiano. El trabajo concluye que las betas de estas carteras sectoriales no son constantes y que existen diferencias significativas en la magnitud de los shocks sobre el riesgo sistemático de éstas, existiendo una alta persistencia de los efectos transitorios en la cartera referente al sector financiero. Otro trabajo relevante en el área es el propuesto por Mergner y Bulla (2005), que modela las betas de las carteras sectoriales en el contexto europeo utilizando una gran variedad de modelos econométricos (modelos GARCH multivariantes, procesos de volatilidad estocástica, modelos de regímenes cambiantes Markov y modelos de mercado espacio-estado). El trabajo concluye que los modelos de mercado espacio-estado son los que mejor grado de ajuste a los datos alcanzan.

A pesar de las indicaciones de Marín y Rubio (2001), que concluyen que en el mercado español las betas de las carteras sectoriales podrían variar en el tiempo, los trabajos en este mercado se han focalizado, de forma general, hacia la aplicación empírica del modelo CAPM⁽³⁾. De este modo, no se han encontrado evidencias de estudios académicos que analicen el comportamiento dinámico del riesgo sistemático experimentado por las carteras sectoriales en el mercado español. Si embargo, es necesario indicar que en la actualidad existen trabajos como los realizados por Miralles *et al.* (2009) y Nieto y Rubio (2002), que analizan el comportamiento dinámico de la beta de varias carteras de activos financieros en este mercado. Así, Nieto y Rubio (2002) indican que existen ciertos factores adicionales a la beta de mercado, que influyen en el riesgo de cada título y que, además, podrían no permanecer constantes en el tiempo⁽⁴⁾. Por otro lado, el trabajo llevado a cabo por Miralles *et al.* (2009) puede considerarse como pionero en la modelización del coeficiente de riesgo beta de diferentes carteras en el mercado español. Estos autores estiman el riesgo sistemático de carteras de títulos pertenecientes al IGBM ordenadas por su tamaño, aplicando una amplia gama de modelos con betas cambiantes en el tiempo: modelo con beta asimétrica (en función del estado del mercado a través de la tendencia mostrada por los precios de las carteras y en función del estado de la economía definido por el Indicador de Confianza Industrial), modelo condicional, modelo basado en la volatilidad del mercado, modelo de mercado espacio-estado estimado a través del filtro de Kalman y modelo GARCH bivalente. Este trabajo evidencia la no estabilidad del coeficiente beta para las carteras de inversión pertenecientes al IGBM ordenadas por el tamaño de los activos. Así mismo, se indica que la frecuencia de observación de las series financieras en el mercado español afecta de forma crucial en la elección del proceso estocástico óptimo para modelar la dinámica de las betas de estas carteras. De este modo se concluye que, con datos de mercado mensuales, el modelo con menor nivel de ajuste es aquel que incorpora en el cálculo de la beta un componente asimétrico en función del estado de la economía definido por el Indicador de Confianza Industrial y elaborado para el mercado español por la Unión Europea. Por otro lado, cuando se emplean observaciones diarias, el modelo de mercado espacio-estado es el que presenta mejores niveles de ajuste para capturar el comportamiento dinámico del riesgo sistemático de las betas de las carteras analizadas.

Varios trabajos internacionales también evidencian la superioridad de los modelos de mercado espacio-estado para capturar los comportamientos dinámicos de las betas de las carteras de inversión convencionales y sectoriales, cuando se utilizan bases de datos de series temporales financieras de alta frecuencia de observación (Black *et al.*, 1992; Wells, 1994; Brooks *et al.*, 1998; Groenewold y Fraser, 1999; Faff *et al.*, 2000; McKenzie *et al.*, 2000; Mamaysky *et al.*, 2007, 2008; Holmes y Faff, 2008; Adrian y Franzoni, 2009).

(3) En el mercado de valores español, las primeras aplicaciones empíricas del modelo CAPM para estimar la beta, así como primas de riesgo de diferentes carteras de inversión, datan de los años setenta del siglo XX. Así, trabajos como los de Palacios (1973), Berges (1984), Rubio (1988, 1991), Gallego *et al.* (1992), Rubio y Basarrate (1994) o Sentana (1995, 1997) rechazan las hipótesis establecidas por el modelo CAPM para este mercado. En estos se pone de manifiesto la existencia de primas de riesgo no significativas e incluso negativas en algunos casos.

(4) Sin embargo, el objetivo del trabajo de Nieto y Rubio (2002) consiste en contrastar la validez del CAPM en el mercado español, prestando una atención residual al comportamiento dinámico de las betas de las diferentes carteras en el mercado español.

Por este motivo, y debido a que se hará uso de datos de mercado diarios, en el presente trabajo se propone un conjunto de modelos de mercado espacio-estado con el objetivo de describir la dinámica de las betas asociadas a las carteras de inversión sectoriales del mercado español. Adicionalmente, la presente investigación contribuye a la literatura en este contexto geográfico, extendiendo el tradicional modelo de mercado espacio-estado de forma que se permite descomponer el comportamiento dinámico de las betas de las carteras sectoriales en una componente a largo plazo (que recoge los efectos de los shocks permanentes que afectan al riesgo de cada sector) y otra de carácter transitorio (que recoge los efectos de los shocks transitorios que afectan al riesgo de cada sector). De este modo, se podrá analizar el carácter estacionario o no estacionario del proceso de evolución del coeficiente beta así como el grado de persistencia del mismo en las diferentes carteras sectoriales. Adicionalmente, y dada la heterocedasticidad que presentan las series financieras de frecuencia diaria, se permite que las distribuciones de los errores de las ecuaciones de observación implícitas en los modelos de mercado espacio-estado sean de carácter condicionalmente heterocedásticas. Finalmente, se propone un estudio comparativo del comportamiento predictivo de los modelos estimados.

3. METODOLOGÍA

3.1. DEFINICIÓN DE LOS MODELOS ECONÓMICOS

El presente trabajo parte de la estimación del modelo de mercado, que representa un proceso generador de rentabilidades en el que se asume que la rentabilidad general del mercado es el único factor que determina los cambios sistemáticos en el rendimiento de los activos negociados. Este viene definido por la siguiente expresión:

$$r_{i,t} = \alpha_i + \beta_i r_{m,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

donde $r_{i,t}$ es la rentabilidad de la cartera sectorial i en exceso sobre el activo libre de riesgo en el periodo t ; $r_{m,t}$ recoge la rentabilidad en exceso de la cartera representativa del mercado en el periodo t ; α_i es la rentabilidad anormal de la cartera sectorial i sobre la rentabilidad de la cartera de mercado y β_i es la beta o el riesgo sistemático de la cartera sectorial i . El término de error de la ecuación ($\varepsilon_{i,t}$) determina el riesgo no sistemático de la cartera sectorial i , el cual se asume como ruido blanco homocedástico. El modelo supone que el coeficiente beta (β_i) de la cartera sectorial i es constante a lo largo del periodo considerado y, aplicando el método de los Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO), se estimaría mediante la expresión:

$$\hat{\beta}_{i,t} = \frac{S_{r_i r_m}}{S_{r_m}^2} \quad (2)$$

donde $S_{r_i r_m}$ es la covarianza muestral entre las rentabilidades r_i y r_m , y $S_{r_m}^2$ es la varianza muestral de la rentabilidad r_m .

La hipótesis de constancia a lo largo del tiempo del coeficiente de riesgo beta (β_i) puede ser poco realista (Blume, 1971; Collins *et al.*, 1987; Harvey, 1989; Lee y Rahman, 1990; Ferson y Harvey, 1991, 1993; Holmes y Faff, 2004; Benson *et al.*, 2007) debido, en gran medida, a que de forma genérica las series financieras no son estacionarias (Bos y Newbold, 1984; Brooks *et al.*, 1992; Faff *et al.*, 1992; Groenewold y Fraser, 1999). Por ello, la metodología aplicada en este trabajo debilita dicha hipótesis y propone una extensión del modelo de mercado definido por la expresión [1] en una especificación espacio-estado dada por las siguientes ecuaciones:

$$r_{i,t} = \alpha_i + \beta_i r_{m,t} + \varepsilon_{i,t} \quad \text{con} \quad \varepsilon_{i,t} \sim N(0, \sigma_{\varepsilon_{i,t}}^2) \quad (3)$$

$$\beta_{i,t} = \bar{\beta}_i + \phi_i (\beta_{i,t-1} - \bar{\beta}_i) + \zeta_{i,t} \quad \text{con} \quad \zeta_{i,t} \sim N(0, \sigma_{\zeta_{i,t}}^2) \quad (4)$$

con $0 \leq |\phi_i| < 1$ y $\varepsilon_{i,t}$, $\zeta_{i,t}$ ruidos blancos mutuamente independientes.

La expresión (3), denominada ecuación de observación, se identifica con el modelo de mercado en su especificación espacio-estado donde el coeficiente beta varía a lo largo del tiempo, de acuerdo a la ecuación de evolución de los estados (4) y, donde el término de error de la ecuación de observación ($\varepsilon_{i,t}$) recoge la rentabilidad idiosincrática de la cartera sectorial i .

La expresión (4) describe el proceso dinámico de $\beta_{i,t}$ en términos de un proceso autorregresivo de orden uno (tal y como se realiza en la práctica totalidad de los trabajos en el área: véase Fabozzi y Francis (1978); Sunder (1980); Simonds *et al.* (1986); Brooks *et al.* (1992); Wells (1994); Faff *et al.* (2000); Lie *et al.* (2000); Li (2003); Yao y Gao (2004), entre otros. Adicionalmente, la ecuación (4) abarca, como casos particulares, tres de las especificaciones estocásticas más comunes utilizadas en la literatura (Moonis y Shah, 2003; Yao y Gao, 2004). Así, cuando $\phi_i = 1$, el coeficiente beta sigue un paseo aleatorio dado por:

$$\beta_{i,t}^{RW} = \beta_{i,t-1}^{RW} + \zeta_{i,t} \quad (5)$$

utilizado en Sunder (1980), Lie *et al.* (2000) y Li (2003) entre otros. Si, por el contrario, se supone $\phi_i = 0$, el coeficiente beta sigue un proceso denominado como coeficiente aleatorio dado por:

$$\beta_{i,t}^{RC} = \bar{\beta}_i + \zeta_{i,t} \quad (6)$$

donde el parámetro $\bar{\beta}_i$ representa la media de la beta a lo largo de la muestra considerada (ver Fabozzi y Francis, 1978; Simonds *et al.*, 1986; Brooks *et al.*, 1992; Wells, 1994; Faff *et al.*, 2000, entre otros). Finalmente, si $0 < |\phi_i| < 1$, el coeficiente beta sigue un proceso AR(1) estacionario que puede expresarse como:

$$\beta_{i,t}^{MR} = \bar{\beta}_i + \phi_i (\beta_{i,t-1}^{MR} - \bar{\beta}_i) + \zeta_{i,t} \quad (7)$$

donde $\bar{\beta}$, es el valor medio de los coeficientes $\beta_{i,t}$ en torno al cual oscilan y ϕ , representa la velocidad con el que el coeficiente $\beta_{i,t}$ revierte a su media (ver Ohlson y Rosenberg, 1982; Bos y Newbold, 1984; Collins *et al.*, 1987; Faff *et al.*, 1992; Brooks *et al.*, 1998; Groenewold y Fraser, 1999, entre otros).

Adicionalmente se considera una especificación espacio-estado alternativa del modelo de mercado dado por la ecuación de observación (3) y la siguiente ecuación de estado:

$$\beta_{i,t}^{RWMR} = T_{i,t} + C_{i,t} \quad (8)$$

donde:

$$T_{i,t} = T_{i,t-1} + v_{i,t} \quad \text{con} \quad v_{i,t} \sim N(0, \sigma_{v,i}^2) \quad (9)$$

$$C_{i,t} = \phi_i C_{i,t-1} + \zeta_{i,t} \quad \text{con} \quad \zeta_{i,t} \sim N(0, \sigma_{\zeta,i}^2) \quad (10)$$

donde $v_{i,t}$ y $\zeta_{i,t}$ son ruidos blancos mutuamente independientes.

La ecuación (8) describe el proceso dinámico de la beta de las carteras sectoriales ($\beta_{i,t}^{RWMR}$) a través de su descomposición en una componente a largo plazo ($T_{i,t}$), modelada mediante un paseo aleatorio (RW) descrito en la ecuación (9) y otra de carácter transitorio ($C_{i,t}$), modelada mediante un proceso estacionario autorregresivo (MR) de orden 1 descrito en la ecuación (10). Las componentes $T_{i,t}$ y $C_{i,t}$ son tratadas como variables latentes cuyos valores son atribuidos a través de las expectativas condicionales en cada momento del tiempo t , $T_{i,t|t} = E[T_{i,t} / r_{i,1}, \dots, r_{i,t}]$ y $C_{i,t|t} = E[C_{i,t} / r_{i,1}, \dots, r_{i,t}]$. Este aspecto permite estimar cómo un inversor racional modifica sus decisiones de inversión cuando la información obtenida del mercado en el periodo t es incorporada al modelo.

Los parámetros del modelo son estimados a través de optimización numérica sobre la siguiente función de verosimilitud (Harvey, 1990):

$$\log L_i(\theta_i) = -\frac{T}{2} \log(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \log f_{i,t}(\theta_i) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \frac{v_{i,t}^2(\theta_i)}{f_{i,t}(\theta_i)} \quad (11)$$

donde $(\theta_i) = (\bar{\beta}_i, \phi_i, \sigma_{v,i}^2, \sigma_{\zeta,i}^2)'$ en el caso del modelo (3)-(4) y $(\theta_i) = (\bar{\beta}_i, \phi_i, \sigma_{v,i}^2, \sigma_{\zeta,i}^2, \sigma_{\zeta,i}^2)'$ en el caso del modelo (3), (8)-(10). En este caso, $v_{i,t}(\theta_i) = r_{i,t} - E[r_{i,t} | \theta_i, r_{i,1}, \dots, r_{i,t-1}, r_{m,1}, \dots, r_{m,t}]$ son los residuos predictivos a un paso, y $f_{i,t}(\theta_i) = \text{Var}[v_{i,t} | \theta_i, r_{i,1}, \dots, r_{i,t-1}, r_{m,1}, \dots, r_{m,t}]$. Los valores del vector $E[r_{i,t} | \theta_i, r_{i,1}, \dots, r_{i,t-1}, r_{m,1}, \dots, r_{m,t}]$ y $f_{i,t}(\theta_i)$ son obtenidos a través del algoritmo recursivo denominado como filtro de Kalman (véase Harvey, 1990).

Deben establecerse diferentes valores iniciales para el parámetro $\beta_{i,0}$ y el vector θ_i . De acuerdo a Wells (1996), se asume $\beta_{i,0} = 0$ y $\phi_{i,0} = 0.5$ para estimar el modelo. Final-

mente, los valores iniciales de los restantes parámetros del vector de hiperparámetros $(\sigma_{\varepsilon,i}^2, \sigma_{\varepsilon,t}^2, \sigma_{\varepsilon,t}^2)$ adoptan un valor⁽⁵⁾ igual a e^{-1} .

Dado que la frecuencia de observación de los datos analizados es diaria, la hipótesis de homocedasticidad en el término de error de la ecuación de observación $(\varepsilon_{i,t})$ puede resultar incompatible con la abundante evidencia empírica a favor de la presencia de heterocedasticidad condicional en las series temporales financieras, principalmente motivado por la aparición del efecto «*volatility clustering*» (Bollerslev *et al.*, 1992). Por ello, el trabajo debilita dicha hipótesis y supone que los errores de observación $(\varepsilon_{i,t})$ son condicionalmente heterocedásticos y que siguen uno de los siguientes procesos de la familia GARCH mas relevantes para los cuales la volatilidad condicional $(\sigma_{\varepsilon,i,t}^2)$ viene dada por alguna de las expresiones (12). Específicamente, seguirán el proceso de la familia GARCH con el que alcancen un mayor nivel de ajuste en función de los valores adoptados por varios de los criterios de selección de modelos que se introducen en la siguiente sección.

$$\begin{aligned} TARCH(1,1): \sigma_{\varepsilon,i,t}^2 &= \omega_i + \alpha_{i,t}\varepsilon_{i,t-1}^2 + \delta_{i,t}\varepsilon_{i,t-1}^2 I(\varepsilon_{i,t-1}^2 < 0) + \gamma_{i,t}\sigma_{\varepsilon,i,t-1}^2 \\ GARCH(1,1): \sigma_{\varepsilon,i,t}^2 &= \omega_i + \alpha_{i,t}\varepsilon_{i,t-1}^2 + \gamma_{i,t}\sigma_{\varepsilon,i,t-1}^2 \\ EGARCH(1,1): \log(\sigma_{\varepsilon,i,t}^2) &= \omega_i + \alpha_{i,t}\frac{|\varepsilon_{i,t-1}^2|}{\sigma_{\varepsilon,i,t-1}} + \delta_{i,t}\frac{\varepsilon_{i,t-1}}{\sigma_{\varepsilon,i,t-1}} + \gamma_{i,t}\log(\sigma_{\varepsilon,i,t-1}^2) \end{aligned} \quad (12)$$

donde $\varepsilon_{i,t-1} | \Omega_{i,t-1} \sim N(0, \sigma_{\varepsilon,i,t-1}^2)$, $\Omega_{i,t-1} = \{r_{i,p}, \dots, r_{i,t-1}\}$, $\alpha_{i,t}, \gamma_{i,t} \geq 0$ y $I(\varepsilon_{i,t} < 0) = 1$ cuando $\varepsilon_{i,t} < 0$ y cero en otro caso. Adicionalmente, el parámetro $\delta_{i,t}$ busca capturar el llamado efecto asimétrico presente en muchas series financieras.

La estimación de los parámetros del modelo se realiza en tres etapas. En la primera, los modelos definidos por las ecuaciones (3)-(4) o (3) y (8)-(10) son estimados a través de la expresión (11) de forma recursiva a través del filtro de Kalman. De este modo, se obtienen los residuos de la ecuación de observación $\hat{\varepsilon}_{i,t} = r_{i,t} - \hat{\alpha}_i - \hat{\beta}_{i,t} r_{m,t}$. Utilizando estos residuos se estiman los parámetros $\omega_p, \alpha_{i,t}, \delta_{i,t}, \gamma_{i,t}$ de cada modelo GARCH definido en las expresiones (12) mediante el método de máxima verosimilitud y, a partir de las estimaciones obtenidas se calculan las varianzas condicionales del término de error de la ecuación de observación $\{\hat{\sigma}_{\varepsilon,i,t}^2; t = 1, \dots, T\}$. Finalmente, en la tercera etapa, se vuelven a estimar los modelos (3)-(4) o (3) y (8)-(10) utilizando el filtro de Kalman, pero suponiendo que la varianza del término de error $\varepsilon_{i,t}$ es igual a $\hat{\sigma}_{\varepsilon,i,t}^2$. Estas dos últimas etapas son iteradas hasta obtener la convergencia de los parámetros $\omega_p, \alpha_{i,t}, \delta_{i,t}$ y $\gamma_{i,t}$.

3.2. SELECCIÓN Y BONDAD DE AJUSTE DE LOS MODELOS

La bondad de ajuste de los modelos estimados ha sido medida, en primera instancia, a través de los criterios de información de Akaike (AIC) y Bayesiano (BIC), también denominado criterio de Schwarz, calculados de acuerdo a las siguientes expresiones:

(5) Un análisis de sensibilidad llevado a cabo con respecto a estos valores no modificaron sustancialmente los resultados obtenidos.

$$AIC = -2 \frac{\log L}{T} + \frac{k}{T} \quad (13)$$

$$BIC = -2 \frac{\log L}{T} + \frac{k}{T} \log T \quad (14)$$

donde $\log L$ se refiere al logaritmo neperiano del valor de la función de verosimilitud en el valor estimado de θ_i ($\hat{\theta}_i$); T es el número de observaciones y k el número de parámetros del modelo. Como se puede apreciar, con el uso del criterio BIC se controla la posible aparición de niveles de ajuste superiores en los modelos con un mayor número de parámetros. De este modo, se dota a los resultados de una mayor robustez. Adicionalmente, se analiza el comportamiento predictivo de los modelos mediante el estudio de la bondad de ajuste de los intervalos predictivos a un paso (para un nivel de confianza del 99%), utilizando el cubrimiento empírico (COV), y los contrastes de cubrimiento condicional (CC), independencia (IND) y cubrimiento incondicional (UC) propuestos por Christoffersen (1998). Finalmente, se calcula el valor de la pérdida (LOSS) propuesta por Gneiting y Raftery (2007) definida por la siguiente expresión:

$$LOSS = \sum_{t=1}^T (r_{sup,t} - r_{inf,t}) + \frac{2}{\alpha} \left[\sum_{t=1}^T I(r_t < r_{inf,t}) (r_{inf,t} - r_t) + \sum_{t=1}^T I(r_t < r_{sup,t}) (r_t - r_{sup,t}) \right] \quad (15)$$

donde $I(A)$ es la función indicador del componente A; $r_{inf,t} = E[r_t | r_1, \dots, r_{t-1}, \hat{\theta}] - z_{\alpha/2} D[r_t | r_1, \dots, r_{t-1}, \hat{\theta}]$ y $r_{sup,t} = E[r_t | r_1, \dots, r_{t-1}, \hat{\theta}] + z_{\alpha/2} D[r_t | r_1, \dots, r_{t-1}, \hat{\theta}]$ son los límites superior e inferior de los intervalos predictivos a un paso para un nivel de confianza igual a $100(1-\alpha)\%$, donde z_α denota el $(1-\alpha)$ cuantil de la función de distribución normal. Como demuestran Gneiting y Raftery (2007), la función definida por la expresión (15), que evalúa el comportamiento predictivo de un modelo para un nivel de confianza igual a $100(1-\alpha)\%$, es propia, es decir, alcanza su mínimo en el proceso generador de los datos, aspecto de gran relevancia para determinar la fiabilidad asociada a los coeficientes beta estimados por cada modelo.

4. MUESTRA Y ANÁLISIS EXPLORATORIO

El trabajo considera las seis carteras de inversión sectoriales pertenecientes al IGBM, que se identifican con los siguientes sectores económicos: bienes de consumo, materiales básicos, industria y construcción, petróleo y energía, servicios de consumo, servicios financieros e inmobiliarios y, finalmente, tecnología y telecomunicaciones. La información acerca de los precios de cierre históricos diarios es de libre acceso y se puede obtener en el sitio Web de la Bolsa de Madrid ⁽⁶⁾. Se han considerado datos de mercado entre el 2 de enero de 2001 y el 7 de abril de 2010. El periodo comprende dos periodos bajistas (desde el 2 de enero de 2001 hasta el 31 de diciembre de 2002 y desde 1 de junio de 2008 hasta el 31 de diciembre de 2008) y otros dos periodos al-

(6) Para más información véase: <http://www.bolsamadrid.es/esp/portada.htm>

cistas (desde el 1 de enero de 2003 hasta el 31 de mayo de 2008 y desde el 1 de enero de 2009 hasta el 7 de abril de 2010). A partir de los precios de cierre diarios se han obtenido las 2.338 rentabilidades diarias en exceso sobre el activo libre de riesgo para las diferentes carteras de inversión sectoriales consideradas y calculadas de acuerdo a la siguiente expresión:

$$r_{i,t} = \ln(p_{i,t}) - \ln(p_{i,t-1}) - r_t^e \quad (16)$$

donde $p_{i,t}$ es el precio de cierre de la cartera sectorial i ajustada por dividendos e incrementos de capital en el día t ; \ln es el logaritmo neperiano y r_t^e es la rentabilidad del activo libre de riesgo en el día t . La rentabilidad a un día de las Repos sobre las Letras del Tesoro españolas⁽⁷⁾ ha sido considerada como la rentabilidad diaria del activo libre de riesgo. Esta elección viene motivada por el hecho de que se utilizan datos de mercado diarios y por que el activo descrito es el más líquido en dicho mercado. Las rentabilidades en exceso diarias del índice de mercado (IGBM), $r_{m,t}$, han sido también obtenidas de acuerdo a la ecuación (16).

La tabla I muestra los estadísticos descriptivos de las rentabilidades diarias en exceso de las diferentes carteras sectoriales así como del índice de mercado. La mayor rentabilidad media diaria en exceso se aprecia para la cartera referente a materiales básicos, industria y construcción (0,0293%), mientras que los menores niveles se asocian a la cartera de servicios financieros e inmobiliarios (-0,0090%). El nivel de riesgo, medido a través de la desviación típica de las rentabilidades diarias en exceso, presenta su mayor valor para la cartera de servicios financieros e inmobiliarios (1,8086), mientras que la cartera referente a bienes de consumo presenta los menores niveles (1,1625). Todas las series presentan leptocurtosis, por lo que las rentabilidades de las carteras sectoriales y de mercado no siguen una distribución normal, tal y como indican los valores obtenidos en los contrastes de normalidad Jarque-Bera (J-B). Adicionalmente, tal y como señalan los resultados de los contrastes de heterocedasticidad (L-B² y ARCH: ver pie de tabla I) e independientemente del número de retardos considerados (8/12) indican que todas las series de rentabilidades en exceso de las carteras sectoriales y la de mercado presentan heterocedasticidad, rasgo común en series financieras observadas con frecuencia diaria.

TABLA I
 ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS DE LAS RENTABILIDADES DIARIAS EN EXCESO SOBRE EL ACTIVO LIBRE DE RIESGO

	Media	Desv. Típica	Asimetría	Curtosis	J-B	ARCH(8) / (12)	L-B ² (8) / (12)
IGBM	0,0010%	1,3987	-0,1095 **	8,7179 ***	3188,3 ***	65,17 ***/50,32 ***	1146,4 ***/1698,4 ***
Bienes de consumo	0,0263%	1,1625	-0,2769 ***	10,437 ***	5416,2 ***	13,85 ***/12,42 ***	167,37 ***/261,2 ***
Materiales básicos, industria y Construcción	0,0293%	1,4140	-0,4509 ***	9,0906 ***	3691,4 ***	53,20 ***/47,23 ***	825,64 ***/1397,8 ***

(Continúa pág. sig.)

(7) La información ha sido obtenida de las bases de datos de series financieras de Analistas Financieros Internacionales (AFI). Para más información, véase: <http://www.afi.es/>

TABLE I (CONT.)

ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS DE LAS RENTABILIDADES DIARIAS EN EXCESO SOBRE EL ACTIVO LIBRE DE RIESGO

<i>Petróleo y energía</i>	0,0054%	1,3054	-0,0974 *	12,777 ***	9312,7 ***	87,06 ***/61,16 ***	1380,9 ***/1721,6 ***
<i>Servicios de consumo</i>	-0,0006%	1,2911	-0,4060 ***	7,0378 ***	1651,8 ***	36,79 ***/27,71 ***	591,2 ***/829,1 ***
<i>Servicios financieros e inmobiliarios</i>	-0,0090%	1,8086	0,0568	8,6064 ***	3061,9 ***	55,57 ***/45,53 ***	946,55 ***/1446,3 ***
<i>Tecnología y Telecomunicaciones</i>	-0,0084%	1,7211	0,1594 ***	7,4822 ***	1966,1 ***	50,79 ***/36,60 ***	819,6 ***/1140,4 ***

*** Significativo al 1%; ** Significativo al 5%; * Significativo al 1%. El valor del estadístico J-B hace referencia al test de normalidad de Jarque-Bera. Los contrastes L-B2 y ARCH están basados en la estimación de un modelo de paseo aleatorio ajustado a todas las series de rentabilidades en exceso sobre el activo libre de riesgo. El valor del estadístico L-B2 hace referencia al contraste de heterocedasticidad Ljung-Box aplicado sobre los valores de la función de autocorrelación de los residuos cuadráticos (ver McLeod y Li, 1983). El valor del estadístico ARCH hace referencia al contraste de heterocedasticidad del multiplicador de Lagrange propuesto por Engle (1982). El número de retardos utilizados en los contrastes ARCH viene determinado por la parte entera del logaritmo neperiano del número de observaciones: $L_n(2338) \approx 8$ que, para los contratos tipo Box-Ljung es el retardo en el que el contraste alcanza su máxima potencia (ver Tsay, 2005). Así mismo, se ha optado por incluir el mismo retardos en el contraste L-B2 por razones de homogeneización. Si bien, se incluyen los valores de los contrastes L-B2 y ARCH con doce retardos para observar si existen diferencias en los resultados de los tests.

La Tabla II muestra los parámetros estimados por el modelo de mercado definido por la ecuación (1) a través de MCO para cada cartera sectorial tomando como benchmark de mercado el IGBM.

TABLA II
ESTIMACIÓN DEL MODELO DE MERCADO

Cartera	α_i	β_i	AIC	BIC	Test de Wald $H_0: \alpha_i = 0; \beta_i = 0$
<i>Bienes de consumo</i>	0.0257 (0.0181)	0.5462 *** (0.0129)	2.5745	2.5794	613.6571 *** (0.0000)
<i>Materiales básicos, industria y construcción</i>	0.0285 (0.0160)	0.8461 *** (0.0114)	2.3260	2.3309	91.8962 *** (0.0000)
<i>Petróleo y energía</i>	0.0045 (0.0141)	0.7943 *** (0.0101)	2.0836	2.0885	205.7745 *** (0.0000)
<i>Servicios de consumo</i>	-0.0014 (0.0144)	0.7758 *** (0.0103)	2.1245	2.1294	234.6074 *** (0.0000)
<i>Servicios financieros e inmobiliarios</i>	-0.0103 (0.0107)	1.2385 *** (0.0076)	1.5281	1.5330	482.8533 *** (0.0000)
<i>Tecnología y Telecomunicaciones</i>	-0.0095 (0.0187)	1.0461 *** (0.0134)	2.6418	2.6467	6.0482 *** (0.0000)

*** Significativo al 1%; ** Significativo al 5%; * Significativo al 1%. La tabla muestra los parámetros estimados por el modelo de mercado donde $r_{i,t}$ es la rentabilidad diaria en exceso de la cartera sectorial i en el periodo t , y $r_{m,t}$ es la rentabilidad diaria en exceso de la cartera de mercado (IGBM) en el periodo t . Los valores entre paréntesis de las primeras dos columnas se corresponden con los errores estándar de los parámetros estimados (α_i y β_i). Los valores entre paréntesis de la última columna se identifican con los errores estándar estimados para el Test de Wald. La aceptación de la hipótesis nula del contraste indica que los niveles de rentabilidad y riesgo de las carteras sectoriales no difirieren de manera significativa con respecto a la cartera de mercado.

Los resultados indican que ninguno de los parámetros α_i es significativo. Sin embargo, todos los valores estimados del coeficiente β_i son significativamente distintos de cero (al 1%). Adicionalmente, la hipótesis nula del test de Wald ($\alpha_i = 0, \beta_i = 1$) no puede ser aceptada para ninguna cartera sectorial (al 1%), lo que pone de manifiesto que los niveles de riesgo experimentado por éstas son significativamente distintos del experimentado por la cartera del mercado. Aunque se aprecian amplias diferencias entre los valores estimados para los coeficientes β_i , el presente modelo supone que dichos coeficientes son

constantes a lo largo del tiempo. En la siguiente sección se contrasta si dicha hipótesis es razonable analizando el comportamiento dinámico de dichos coeficientes.

5. ANÁLISIS DEL COMPORTAMIENTO DINÁMICO DE LOS COEFICIENTES BETA

En este apartado se muestran los parámetros estimados para los modelos espacio-estado propuestos, suponiendo homocedasticidad (Hom) y heterocedasticidad (Het) en los errores de observación. Adicionalmente, se ha estimado el modelo de mercado definido por la expresión (1) mediante MCO con ventanas móviles de 90 observaciones diarias de amplitud y con solapamiento de un día [RMCO(90,1)], diez días [RMCO(90,10)] y treinta días [RMCO(90,30)] para cada cartera sectorial analizada. La estimación recursiva mediante ventanas móviles es uno de los modos más generalizados para estimar el proceso dinámico que siguen las betas de diferentes activos. Se ha optado por incluir la información de su estimación, así como su bondad de ajuste predictivo, con el objetivo de compararla con los niveles obtenidos por los modelos más complejos introducidos en el presente trabajo.

De este modo, la tabla III recoge el valor de los parámetros estimados mediante MCO por los modelos de mercado mediante ventanas móviles. La tabla IV muestra las estimaciones de los parámetros de los modelos espacio-estado y la tabla V recoge la bondad de ajuste de los intervalos predictivos de los modelos mencionados (espacio-estado y modelos de mercado estimados mediante ventanas móviles). Por otro lado, se ha seleccionado un proceso TARCH(1,1), en detrimento de los procesos GARCH(1,1) y EGARCH(1,1) [ver expresiones (12)], para explicar el comportamiento de cada error $\varepsilon_{i,t}$ asociado a cada ecuación de observación (3) y para todos los modelos espacio-estado heterocedásticos estimados. Esto ha sido motivado por el hecho de que los modelos TARCH(1,1) ajustados a los diferentes errores de las ecuaciones de observación para cada cartera sectorial alcanzan mejores niveles de ajuste a los datos de acuerdo a los criterios AIC y BIC con respecto a los procesos GARCH(1,1) y EGARCH(1,1). Así mismo, se demuestra que la citada elección [los diferentes $\varepsilon_{i,t}$ siguen un proceso TARCH(1,1)] redundaba en un mejor ajuste final en función de los criterios AIC y BIC para cada modelo espacio-estado heterocedástico estimado (ver Anexo).

Las estimaciones recogidas en la tabla III sugieren que las diferentes betas de las carteras sectoriales analizadas siguen un proceso dinámico. Si bien, la estimación del modelo de mercado con ventanas móviles no provee la información necesaria para categorizar el comportamiento estocástico del riesgo sistemático experimentado por las diferentes carteras consideradas (las tablas IV y V y la figura I ayudarán a tal labor). Sin embargo, debe compararse la capacidad predictiva de estos procesos (modelo de mercado mediante ventanas móviles) con la obtenida por los modelos espacio-estado propuestos. De este modo, se podrá averiguar si existen ganancias en términos de predicción y de ajuste a los datos cuando se adoptan especificaciones y metodologías más complejas para abordar el dinamismo en la beta de las diferentes carteras sectoriales en el mercado español. El análisis de los datos contenidos en la Tabla V nos permitirá aportar un poco de luz a esta cuestión.

TABLA III
ESTIMACIÓN DEL MODELO DE MERCADO CON VENTANAS MÓVILES.

Cartera sectorial	Modelo	$\bar{\alpha}_i$	$\alpha_{i,min} \alpha_{i,max}$	$\bar{\beta}_i$	$\beta_{i,min} \beta_{i,max}$
Bienes de consumo	RMCO (90,1)	0,0228	-0,249 , 0,180	0,5975	0,276 , 0,979
	RMCO (90,10)	0,0215	-0,232 , 0,169	0,5974	0,275 , 0,972
	RMCO (90,30)	0,0205	-0,206 , 0,166	0,5979	0,276 , 0,919
Materiales básicos, industria y construcción	RMCO (90,1)	0,0164	-0,329 , 0,198	0,9218	0,329 , 1,496
	RMCO (90,10)	0,0165	-0,329 , 0,186	0,9210	0,342 , 1,494
	RMCO (90,30)	0,0183	-0,261 , 0,152	0,9230	0,374 , 1,494
Petróleo y energía	RMCO (90,1)	0,0001	-0,269 , 0,196	0,8014	0,387 , 1,296
	RMCO (90,10)	-0,0002	-0,235 , 0,161	0,8007	0,419 , 1,215
	RMCO (90,30)	-0,0015	-0,219 , 0,135	0,7985	0,419 , 1,203
Servicios de consumo	RMCO (90,1)	-0,0065	-0,276 , 0,209	0,8136	0,575 , 1,154
	RMCO (90,10)	-0,0078	-0,270 , 0,178	0,8126	0,585 , 1,126
	RMCO (90,30)	-0,0095	-0,225 , 0,129	0,8121	0,605 , 1,063
Servicios financieros e Inmobiliarios	RMCO (90,1)	-0,0075	-0,261 , 0,155	1,1793	0,962 , 1,657
	RMCO (90,10)	-0,0071	-0,202 , 0,147	1,1787	0,962 , 1,649
	RMCO (90,30)	-0,0070	-0,125 , 0,095	1,1758	0,962 , 1,624
Tecnología y Telecomunicaciones	RMCO (90,1)	-0,0038	-0,303 , 0,321	1,0991	0,417 , 1,696
	RMCO (90,10)	-0,0038	-0,285 , 0,309	1,1018	0,440 , 1,672
	RMCO (90,30)	-0,0030	-0,285 , 0,263	1,1095	0,445 , 1,647

La tabla refleja las estimaciones del modelo de mercado con ventanas móviles de amplitud 90 observaciones diarias y con solapamiento de 1 día (RMCO(90,1)), 10 días (RMCO(90,10)) y 30 días (RMCO(90,30)). La tercera y quinta columna reflejan los valores promedios estimados de los parámetros α_i y β_i , respectivamente. Adicionalmente, la cuarta y sexta columna muestran los rangos entre los que se sitúan los parámetros α_i y β_i , estimados.

La tabla IV muestra que los valores adoptados por los criterios de selección de modelos (AIC y BIC) son todos inferiores a los obtenidos en la estimación del tradicional modelo de mercado (recogidos en la tabla II), lo que pone de manifiesto la mayor habilidad de los modelos espacio-estado para capturar el comportamiento de las diferentes betas asociadas a todas las carteras sectoriales que componen el IGBM. Este aspecto coincide con los resultados obtenidos por trabajos previos sobre el mismo mercado (Miralles *et al.*, 2009) y en otros de carácter internacional (Faff y Brooks, 1998; Groenewold y Fraser, 1999; Faff *et al.*, 2000; Li, 2003; Mergner y Bulla, 2005).

Los modelos que suponen heterocedasticidad en el término de error de las ecuaciones de observación ($\epsilon_{i,t}$) alcanzan un mejor nivel de ajuste que los que suponen homocedasticidad en este parámetro, para todas las carteras analizadas e independientemente de la ecuación de estado considerada. Se observa, además, que las varianzas de los errores de evolución del modelo $\sigma_{v,i}^2$ y $\sigma_{\epsilon,i}^2$ son, en general, menores en los modelos heterocedásticos que en sus correspondientes homocedásticos siendo, por tanto, más suave y más precisa la evolución de los coeficientes $\beta_{i,t}$ estimada por los modelos heterocedásticos. Este efecto es motivado, en gran medida, por la mayor leptocurtosis de la distribución incondicional de los términos de error ($\epsilon_{i,t}$) así como por un ligero incremento de su varianza ($\sigma_{\epsilon,i}^2$), todo lo cual reduce la influencia de datos atípicos en la estimación de los coeficientes beta,

redundando en un mejor ajuste de los modelos heterocedásticos a los datos observados de las series analizadas así como en un mejor comportamiento predictivo de dichos modelos (ver tabla V).

Los resultados que se muestran en las tablas IV y V indican la existencia de diferencias específicas en el proceso estocástico de las betas de las carteras sectoriales analizadas. A continuación se detallan sus principales características.

TABLA IV

ESTIMACIÓN Y BONDAD DE AJUSTE DE LOS MODELOS DE MERCADO ESPACIO-ESTADO AJUSTADOS A LOS DATOS

Cartera sectorial	$\varepsilon_{i,t}$	Modelo	Hiperparámetros del vector θ_i						Nivel de ajuste	
			α_i	$\sigma_{\varepsilon,i}^2$	$\sigma_{w,i}^2 \times 100$	$\sigma_{\varepsilon,i}^2$	$\bar{\beta}_i$	$ \phi_i $	AIC	BIC
Bienes de consumo	Hom	RW	0,0221	0,7301	n.a.	0,0255	n.a.	n.a.	2,5586	2,5660
		RC	0,0460***	0,4917	n.a.	0,1659	0,5306***	n.a.	2,4671	2,4769
		MR	0,0460***	0,4909	n.a.	0,1666	0,5316***	0,0426	2,4678	2,4801
		RWMR	0,0391**	0,4904	0,0034	0,1623	n.a.	0,0028	2,4628	2,4751
	Het	RW	0,0323**	0,8091	n.a.	0,0642	n.a.	n.a.	2,3903	2,3952
		RC	0,0390**	0,7690	n.a.	0,0545	0,5526***	n.a.	2,3634	2,3708
		MR	0,0390**	0,7695	n.a.	0,0539	0,5521***	0,0699	2,3646	2,3744
		RWMR	0,0304`	0,0030	0,0049	0,0551	n.a.	0,0000	2,3685	2,3784
Materiales básicos, industria y construcción	Hom	RW	0,0239`	0,4648	n.a.	0,1392	n.a.	n.a.	2,1469	2,1543
		RC	0,0526***	0,3329	n.a.	0,1596	0,8428***	n.a.	2,1641	2,1739
		MR	0,0337**	0,4190	n.a.	0,0134	0,8955***	0,9397***	2,1328	2,1451
		RWMR	0,0396***	0,3395	0,0107	0,0879	n.a.	0,0015	2,0552	2,0676
	Het	RW	0,0364***	0,5394	n.a.	0,0255	n.a.	n.a.	1,9555	1,9604
		RC	0,0527***	0,5997	n.a.	0,0498	0,8579***	n.a.	2,0756	2,0830
		MR	0,0372***	0,5493	n.a.	0,0004	0,8532***	0,9974***	1,9450	1,9548
		RWMR	0,0395***	0,5314	0,0101	0,0275	n.a.	0,0001	1,9430	1,9529
Petróleo y energía	Hom	RW	0,0032	0,3748	n.a.	0,2227	n.a.	n.a.	1,9575	1,9649
		RC	0,0153	0,2676	n.a.	0,1112	0,7616***	n.a.	1,9084	1,9183
		MR	0,0148	0,2705	n.a.	0,1052	0,7612***	0,1530***	1,9075	1,9199
		RWMR	0,0108	0,2708	0,0135	0,0807	n.a.	0,0038	1,8715	1,8838
	Het	RW	0,0131	0,5462	n.a.	0,0802	n.a.	n.a.	1,6895	1,6945
		RC	0,0154	0,4728	n.a.	0,0356	0,7521***	n.a.	1,7536	1,7609
		MR	0,0148	0,4676	n.a.	0,0013	0,7750***	0,9806***	1,6672	1,6770
		RWMR	0,0133	0,5485	0,0078	0,0042	n.a.	0,8980***	1,6851	1,6950
Servicios de consumo	Hom	RW	-0,0020	0,4329	n.a.	0,1721	n.a.	n.a.	2,0856	2,0930
		RC	0,0125	0,3125	n.a.	0,1015	0,7962***	n.a.	2,0054	2,0152
		MR	0,0128	0,3143	n.a.	0,0936	0,8005***	0,2476***	2,0031	2,0154
		RWMR	0,0101	0,3108	0,0110	0,0901	n.a.	0,0023	2,0001	2,0124
	Het	RW	-0,0004	0,5261	n.a.	0,0704	n.a.	n.a.	1,9046	1,9096
		RC	0,0070	0,4910	n.a.	0,0325	0,7932***	n.a.	1,8865	1,8939
		MR	0,0036	0,4845	n.a.	0,0058	0,8089***	0,9087***	1,8718	1,8817
		RWMR	0,0035	0,5240	0,0020	0,0097	n.a.	0,8291***	1,8961	1,9069

(Continúa pág. sig.)

TABLE IV (CONT.)

ESTIMACIÓN Y BONDAD DE AJUSTE DE LOS MODELOS DE MERCADO ESPACIO-ESTADO AJUSTADOS A LOS DATOS

Servicios financieros e Inmobiliarios	Hom	RW	-0,0104	0,1992	n.a.	0,2223	n.a.	n.a.	1,3585	1,3659
		RC	-0,0182 *	0,1445	n.a.	0,0642	1,2180 ***	n.a.	1,3094	1,3193
		MR	-0,0155 *	0,1510	n.a.	0,0448	1,2089 ***	0,4722 ***	1,2970	1,3094
		RWMR	-0,0143	0,1477	0,0184	0,0415	n.a.	0,0015	1,2636	1,2759
	Het	RW	-0,0076	0,2676	n.a.	0,0301	n.a.	n.a.	1,1057	1,1106
		RC	-0,0148	0,2708	n.a.	0,0174	1,1941 ***	n.a.	1,1364	1,1438
		MR	-0,0112	0,2609	n.a.	0,0005	1,1800 ***	0,9856 ***	1,0877	1,0976
		RWMR	-0,0088	0,2571	0,0198	0,0098	n.a.	0,0000	1,1004	1,1103
Tecnología y telecomunicaciones	Hom	RW	-0,0049	0,5908	n.a.	0,1761	n.a.	n.a.	2,3865	2,3939
		RC	-0,0280 *	0,4513	n.a.	0,2003	1,1128 ***	n.a.	2,4478	2,4576
		MR	-0,0063	0,5775	n.a.	0,0038	1,1158 ***	0,9847 ***	2,3770	2,3893
		RWMR	-0,0174	0,4582	0,0472	0,0887	n.a.	0,0000	2,3239	2,3362
	Het	RW	-0,0337 **	0,6561	n.a.	0,0789	n.a.	n.a.	2,1558	2,1607
		RC	-0,0393 **	0,8310	n.a.	0,0644	1,0976 ***	n.a.	2,3197	2,3271
		MR	-0,0351 **	0,6612	n.a.	0,0010	1,1223 ***	0,9958 ***	2,1472	2,1571
		RWMR	-0,0354 ***	0,6509	0,0591	0,0175	n.a.	0,0000	2,1499	2,1598

*** Significativo al 1%; ** Significativo al 5%; * Significativo al 1%. La tabla refleja los parámetros estimados por los modelos propuestos bajo las dos ecuaciones de estado [4] y [8]. La segunda columna indica la hipótesis que se ejerce sobre el término de error de las ecuaciones de observación o rentabilidad idiosincrática « ε_{it} » (homocedásticos – «HOM» o heterocedásticos – «HET») de las diferentes carteras sectoriales. La tercera columna indica el modelo considerado (RW, RC, MR o RWMR). La cuarta columna refleja la estimación de la rentabilidad anormal de la cartera sectorial i sobre la rentabilidad de la cartera de mercado. Las siguientes tres columnas (5 a 7) muestran los estimadores máximo-verosímiles de las varianzas de los términos de error de las ecuaciones de observación y de estado. La varianza de los errores de las ecuaciones de observación ($\sigma_{\varepsilon_i}^2$) para los modelos heterocedásticos se corresponde con la varianza incondicional de ε_{it} . Las columnas 8 y 9 reflejan las estimaciones de los restantes valores del vector de hiperparámetros ($\bar{\beta}_i$ y ϕ_i). Finalmente, las dos columnas restantes muestran los niveles de ajuste de los modelos a través de los criterios AIC y BIC. Los valores «n.a.» representan coeficientes no aplicables para los diferentes modelos considerados. En negrita se señalan los modelos con mejores niveles de ajuste respecto a los criterios AIC y BIC.

En función de los valores adoptados por los criterios *AIC* y *BIC* para los modelos implícitos en las dos ecuaciones de estado, así como en la significatividad de los parámetros $\bar{\beta}_i$ y ϕ_i , puede clasificarse el comportamiento dinámico de las betas de las carteras sectoriales bajo un cuádruple patrón de comportamiento. En primer lugar se sitúa la cartera referente a «bienes de consumo», cuya beta se ajusta en mayor medida a un proceso de coeficiente aleatorio. En este sentido llama la atención el hecho de que la beta de este sector no se vea afectada de forma significativa por efectos de carácter transitorio, como en un principio podría pensarse. Este aspecto podría ser ocasionado por la existencia de un efecto compensatorio como consecuencia de las oscilaciones del coeficiente de riesgo beta de las diferentes industrias comprendidas en esta cartera sectorial. En segundo lugar, la beta de la cartera referente a «materiales básicos, industria y construcción» parece seguir un proceso estocástico dinámico explicado conjuntamente por el componente permanente y transitorio (RWMR). Si bien, la no significatividad del coeficiente ϕ_i en el modelo RWMR indica la prevalencia del componente permanente para explicar el comportamiento dinámico de la beta en este sector. Así, se pone de manifiesto el hecho de que los shocks transitorios en el mercado afectan muy levemente al riesgo sistemático de esta cartera. Así, la figura I que muestra las diferentes estimaciones puntuales y

por intervalos (al 95% de confianza) de las betas de las carteras sectoriales analizadas para los modelos con mayor nivel de ajuste, indica que la tendencia de la beta asociada a esta cartera es creciente desde el inicio del periodo temporal considerado (2 de enero de 2001) y decrece a partir de la aparición de la crisis financiera (hacia la mitad del año 2008), que se extiende hasta la actualidad. La tendencia alcista y bajista en la beta de este sector se explica por la previa expansión / contracción de las empresas constructoras, que dio lugar a la obtención de una rentabilidad creciente / decreciente y, de forma inherente se le asociaran altos / bajos niveles de riesgo.

TABLA V
BONDAD DE AJUSTE DE LOS INTERVALOS PREDICTIVOS

<i>Cartera sectorial</i>	ϵ_{it}	<i>Modelo</i>	<i>COV</i>	<i>CC</i>	<i>IND</i>	<i>UC</i>	<i>LOSS</i>		
<i>Bienes de consumo</i>	Hom	RMCO (90,1)	97,5089	<0,001	0,5873	<0,001	28.144,6444		
		RMCO (90,10)	97,3661	<0,001	0,0216	<0,001	28.435,8900		
		RMCO (90,30)	97,3874	<0,001	<0,001	<0,001	29.529,6530		
		RW	97,7200	<0,001	0,0368	<0,001	30.363,2400		
		RC	97,7700	<0,001	0,1825	<0,001	29.350,2200		
		MR	97,6400	<0,001	0,1825	<0,001	29.386,9900		
		RWMR	97,6400	<0,001	0,0477	<0,001	29.382,1100		
	Het	RW	98,0200	<0,001	0,1733	<0,001	27.538,1100		
		RC	98,8800	0,6395	0,4436	0,5796	27.772,6400		
		MR	98,8800	0,6395	0,4436	0,5796	27.752,0800		
		RWMR	98,7500	0,3600	0,3925	0,2520	27.931,7600		
		<i>Materiales básicos, industria y construcción</i>	Hom	RMCO (90,1)	98,0872	<0,001	0,0552	<0,001	20.592,1108
				RMCO (90,10)	97,7678	<0,001	0,0049	<0,001	20.624,4604
				RMCO (90,30)	97,5675	<0,001	<0,001	<0,001	21.356,4217
RW	97,6800			<0,001	<0,001	<0,001	23.130,4700		
RC	98,1100			<0,001	0,2587	<0,001	22.077,2200		
MR	97,6000			<0,001	<0,001	<0,001	22.339,5500		
RWMR	98,0700			<0,001	0,2798	<0,001	21.070,9600		
Het	RW		98,58	0,0379	0,0873	0,0571	19.742,5300		
	RC		98,97	0,7625	0,4705	0,8830	20.494,6000		
	MR		98,58	0,0379	0,0873	0,0571	19.517,1100		
	RWMR		99,01	0,0651	0,0195	0,9517	19.363,7700		
	<i>Petróleo y energía</i>		Hom	RMCO (90,1)	97,1530	<0,001	<0,001	<0,001	20.033,1513
				RMCO (90,10)	96,7411	<0,001	<0,001	<0,001	21.193,6937
				RMCO (90,30)	96,4865	<0,001	<0,001	<0,001	22.558,0648
RW		97,3800		<0,001	<0,001	<0,001	21.793,1000		
RC		97,5500		<0,001	<0,001	<0,001	21.706,9700		
MR		97,5500		<0,001	<0,001	<0,001	21.592,9000		
RWMR		97,5100		<0,001	<0,001	<0,001	21.276,7100		
Het		RW	98,4100	0,0274	0,5971	0,0085	18.492,3400		
		RC	98,7500	0,3456	0,3673	0,2520	18.994,0600		
		MR	98,5800	0,1273	0,4790	0,0571	18.279,8200		
		RWMR	98,4100	0,0274	0,5971	0,0085	18.445,3200		

(Continúa pág. sig.)

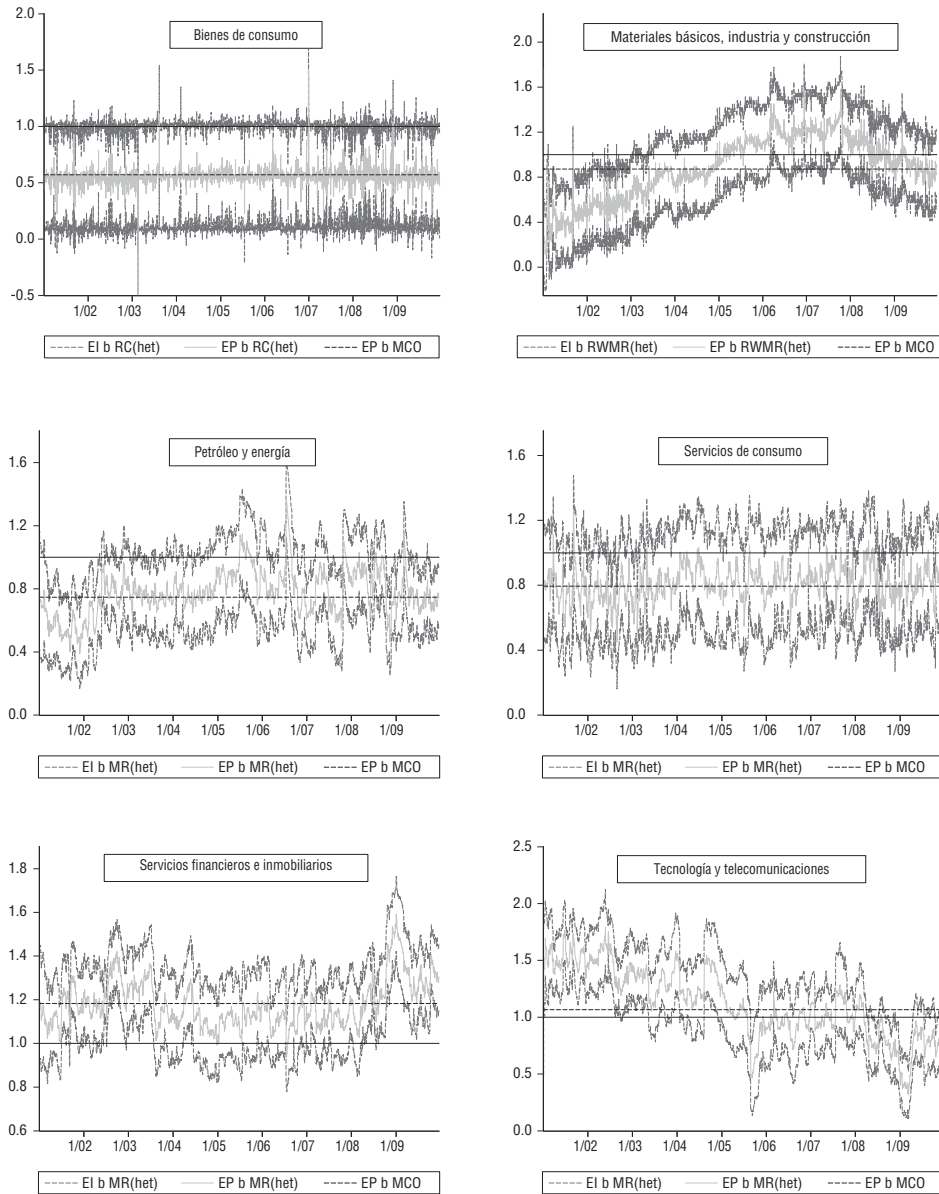
TABLE V (CONT.)
BONDAD DE AJUSTE DE LOS INTERVALOS PREDICTIVOS

Servicios de consumo	Hom	RMCO (90,1)	97,8202	<0,001	0,0040	<0,001	19.446,3880		
		RMCO (90,10)	97,5893	<0,001	0,0017	<0,001	20.081,6385		
		RMCO (90,30)	97,2523	<0,001	0,0012	<0,001	21.264,6099		
		RW	97,6000	<0,001	<0,001	<0,001	22.004,1500		
		RC	97,6800	<0,001	0,0014	<0,001	20.531,9800		
		MR	97,7200	<0,001	<0,001	<0,001	20.531,2200		
		RWMR	97,5500	<0,001	<0,001	<0,001	20.540,6700		
	Het	RW	98,5000	0,0440	0,2945	0,0232	18.939,8200		
		RC	98,7500	0,0782	0,0517	0,2520	18.603,4500		
		MR	98,4100	0,0104	0,1366	0,0085	18.703,9100		
		RWMR	98,6700	0,2253	0,4220	0,1265	18.807,6000		
	Servicios financieros e Inmobiliarios	Hom	RMCO (90,1)	97,5089	<0,001	<0,001	<0,001	13.367,1369	
			RMCO (90,10)	97,4107	<0,001	<0,001	<0,001	14.192,2366	
			RMCO (90,30)	97,0720	<0,001	<0,001	<0,001	14.520,7471	
RW			97,0400	<0,001	<0,001	<0,001	16.051,3300		
RC			97,5500	<0,001	<0,001	<0,001	15.329,3700		
MR			97,5100	<0,001	<0,001	<0,001	15.003,7400		
RWMR			97,6000	<0,001	<0,001	<0,001	14.657,0000		
Het		RW	98,3700	0,0171	0,6115	0,0050	12.852,1000		
		RC	98,6700	0,2253	0,4220	0,1265	13.364,4900		
		MR	98,6700	0,2253	0,4220	0,1265	12.771,7000		
		RWMR	98,4500	0,0416	0,5521	0,0143	12.914,9300		
		Tecnología y Telecomunicaciones	Hom	RMCO (90,1)	97,6423	<0,001	<0,001	<0,001	25.834,2822
				RMCO (90,10)	97,2768	<0,001	<0,001	<0,001	27.038,1144
				RMCO (90,30)	96,7567	<0,001	<0,001	<0,001	27.623,2734
RW	97,6800			<0,001	<0,001	<0,001	28.768,5200		
RC	97,8100			<0,001	<0,001	<0,001	28.132,3700		
MR	97,7700			<0,001	<0,001	<0,001	28.611,7900		
RWMR	97,9000			<0,001	<0,001	<0,001	27.475,1200		
Het	RW		98,3300	0,0045	0,1667	0,0029	23.514,4100		
	RC		98,6300	0,0074	0,0088	0,0861	25.455,6200		
	MR		98,3700	0,0069	0,1512	0,0050	23.572,2600		
	RWMR		98,3300	0,0045	0,1667	0,0029	23.539,1000		

La variable *COV* indica el grado de cubrimiento empírico a un paso de los intervalos predictivos asociados a cada modelo descrito (para un nivel de confianza igual a 99%). Así mismo, *CC*, *IND* y *UC* se refiere a los p-valores asociados al contraste de la hipótesis nula de cubrimiento condicional, independencia y cubrimiento incondicional. Finalmente, la variable *LOSS* recoge el valor de la pérdida de cada modelo introducido por Gneiting y Raftery (2007) apareciendo señalados en negrita los modelos con menor pérdida.

En tercer lugar se sitúan las betas de las carteras referentes a «servicios de consumo», «petróleo y energía» y «servicios financieros e inmobiliarios», que siguen un proceso dinámico que revierten hacia sus valores medios (ver figura D), ya que su componente transitorio predomina sobre el permanente. Adicionalmente, se aprecian unas altas persistencias en los procesos de reversión ($\phi_i = 0,9087$; $0,9806$ y $0,9856$ respectivamente). Estas consideraciones concuerdan con la lógica económica, ya que industrias pertene-

FIGURA I
REPRESENTACIÓN GRÁFICA DE LA ESTIMACIÓN PARAMÉTRICA Y POR INTERVALOS DE LAS BETAS
ASOCIADAS A LAS CARTERAS SECTORIALES PARA LOS MODELOS CON MEJOR NIVEL DE AJUSTE



La figura muestra la representación gráfica de la estimación puntual y por intervalos de las betas dinámicas para las seis carteras sectoriales consideradas y para los modelos con un mayor nivel de ajuste. Las líneas azules representan la estimación puntual (*EP*) de las diferentes betas. Las líneas rojas discontinuas representan la estimación por intervalos (*EI*) de las betas. Las líneas negras continuas representan el valor de la beta igual a 1, la cual nos da una medida idéntica del riesgo sistemático experimentada por las diferentes carteras sectoriales y el *IGBM*. Finalmente, las líneas negras discontinuas representan la estimación puntual (*EP*) de la beta mediante el tradicional modelo de mercado [1] a través de MCO.

cientes a estos sectores como por ejemplo la automovilística, ocio, turismo y hostelería, comprendidas en la cartera de servicios de consumo, son por naturaleza más sensibles a los efectos transitorios acontecidos en el mercado. Así mismo, el sector petrolero y energía es «per se» de naturaleza coyuntural, ya que comprende industrias como la producción de combustibles y transporte, entre otras. Por otra parte, parece evidente que, de forma general, el sector financiero es el más sensible a los efectos transitorios, debido en gran medida a cambios en los tipos de interés y tipos de cambio entre otros parámetros macro y microeconómicos. Finalmente, si se enfoca la atención en la beta de la cartera referente «tecnología y telecomunicaciones», el modelo con mejor ajuste es el que revierte a su media (MR). Si bien, el coeficiente ϕ_i (significativo al 99%) alcanza una persistencia extrema (0,9958), esto es, que no es significativamente distinto al valor 1, lo que indica que no existen diferencias⁽⁸⁾ significativas entre el citado modelo (MR) y el modelo de camino aleatorio (RW) para explicar la dinámica de la beta asociada a esta cartera. Estos aspectos concuerdan con la idea de que la dinámica de la beta de esta cartera (bajista durante todo el periodo muestral) se ve altamente afectada por los shocks tecnológicos de carácter permanente que aparecen en el sector.

Adicionalmente, tal y como se muestra en la tabla V, los modelos espacio-estado que presentan un mayor nivel de ajuste (heterocedásticos), ofrecen mejores niveles de cubrimiento empírico (para un nivel de confianza del 99%), superando siempre al obtenido por los modelos de mercado estimados mediante ventanas móviles (con independencia de su frecuencia de solapamiento). Así mismo, los modelos heterocedásticos seleccionados, en general, no rechazan las hipótesis nulas de cubrimiento condicional e incondicional, así como de independencia. Por otro lado, se aprecia que los modelos de mercado estimados mediante ventanas móviles rechazan siempre la hipótesis de cubrimiento condicional e incondicional. Así mismo, la hipótesis de independencia se rechaza para cuatro de las seis carteras sectoriales analizadas (al 99%). El valor de la pérdida (LOSS) tiende a alcanzar sus valores más bajos en los modelos espacio-estado heterocedásticos con mejores niveles de ajuste a los datos. Del mismo modo, los modelos de mercado estimados mediante ventanas móviles presentan siempre mayores niveles de pérdida que el mejor modelo heterocedástico en términos predictivos para cada una de las carteras sectoriales. Todos estos aspectos ponen de manifiesto la mayor capacidad de los modelos espacio-estado heterocedásticos para describir el comportamiento dinámico del coeficiente beta de cada cartera sectorial (en detrimento de los modelos de mercado estimados mediante ventanas móviles).

Adicionalmente, se analiza si la incorporación de los diferentes procesos estocásticos dinámicos en la estimación de las betas de las diferentes carteras sectoriales redundaría en un mejor ajuste en la relación rendimiento esperado-beta. Para ello, se contrasta la validez del modelo CAPM (Sharpe, 1964; Lintner, 1965) para explicar los rendimientos de las carteras consideradas. El citado modelo indica que la rentabilidad esperada de las diferentes carteras sectoriales es una función de su coeficiente de riesgo beta (considere-

(8) Debe tenerse en cuenta que bajo la especificación de la primera ecuación de estado [4], si $|\phi_i| \approx 1$, el coeficiente $\beta_{i,t}$ estará en función del valor adoptado por $\beta_{i,t-1}$.

rando este factor como única medida de riesgo) y vendrá determinada por la siguiente expresión:

$$E(r_i) = r_o + \beta_i(E(r_m) - r_o) \quad (17)$$

donde $E(r_i)$ representa el valor esperado o esperanza matemática de la rentabilidad de la cartera sectorial i ; r_o hace referencia a la tasa de interés libre de riesgo; $E(r_m)$ es el valor esperado o esperanza matemática de la rentabilidad de la cartera de mercado y; β_i representa el riesgo sistemático de la cartera sectorial i . Como se aprecia, la expresión (17) representa un modelo de expectativas, lo que implica acudir a la hipótesis de expectativas racionales con el objetivo de contrastar el modelo en base a datos del pasado (Gómez-Bezares *et al.*, 1995). Para el contraste del modelo CAPM se parte de la estimación de la regresión lineal multivariante del modelo de mercado propuesta por Gibbons *et al.* (1989). Así mismo, se hace uso de las series de betas dinámicas estimadas por los modelos espacio-estado heterocedásticos con mejores niveles de ajuste y por los modelos estimados mediante MCO y ventanas móviles de amplitud noventa días con solapamiento de un día⁽⁹⁾ para las distintas carteras sectoriales consideradas. La tabla VI muestra los parámetros estimados para el modelo de mercado multivariante (Gibbons *et al.*, 1989). Para la aceptación o rechazo del modelo CAPM se deberá evaluar la siguiente hipótesis nula: $H_0: \alpha_i = 0 \quad \forall_i = 1, \dots, N$. En definitiva, se rechazarán los principios establecidos por el modelo CAPM si las alfas (α_i) asociadas a las carteras sectoriales son, de forma conjunta, significativamente distintas de cero⁽¹⁰⁾. Para ello se calcula el estadístico W_n aplicado al mercado español por Rubio (1986) y detallado en Gibbons *et al.* (1989), que sigue una distribución F de N y T-N-1 grados de libertad, ya que surge de una distribución Hotelling T^2 con N y T-2 grados de libertad. Así mismo, la Tabla VI muestra el valor adoptado por los criterios de selección de modelos AIC y BIC introducidos por las expresiones (13) y (14) respectivamente para cada ecuación derivada de la regresión lineal multivariante del modelo de mercado (Gibbons *et al.*, 1989). El cálculo de estos valores permitirá identificar los procesos estocásticos dinámicos de los coeficientes de riesgo beta (los estimados por los modelos espacio-estado heterocedásticos con mejores niveles de ajuste y por los modelos MCO mediante ventanas móviles de amplitud noventa días con solapamiento de un día) que explican con mayor eficiencia los rendimientos en exceso de cada cartera sectorial.

A la vista de los resultados mostrado en la Tabla VI, puede concluirse que las hipótesis del modelo CAPM no se rechazan para este mercado, independientemente del proceso estocástico dinámico del coeficiente de riesgo beta para cada cartera sectorial considerado. Este aspecto se deriva de la aceptación de la hipótesis de no significatividad conjunta de las alfas estimadas ($\alpha_i = 0 \quad \forall_i = 1, \dots, N$).

(9) Se considera esta frecuencia de solapamiento (un día), en detrimento de la de diez y treinta días, ya que se obtiene un mejor nivel de ajuste tal y como se muestra en la tabla 5.

(10) Este procedimiento resulta mas adecuado que el empleado por Black *et al.* (1972), quienes validan el modelo CAPM a través de contrastes de significatividad individual de los coeficientes α_i .

TABLA VI
VALIDACIÓN DEL MODELO CAPM

Estimación	Modelo	α_i	AIC	BIC
Bienes de consumo	RC(Het)	0,0229 (0,0190)	3,0122	3,0165
	RMCO (90,1)	0,0133 (0,0172)	3,0239	3,0266
Materiales básicos, industria y construcción	RWMR(Het)	0,0231 (0,0169)	3,4401	3,4445
	RMCO (90,1)	0,0256 (0,0211)	3,4523	3,4543
Petróleo y energía	MR(Het)	-0,0087 (0,0146)	3,2354	3,2365
	RMCO (90,1)	-0,0092 (0,0134)	3,2412	3,2433
Servicios de consumo	MR(Het)	-0,0018 (0,0151)	3,2442	3,2512
	RMCO (90,1)	-0,0146 (0,0177)	3,2545	3,2677
Servicios financieros e Inmobiliarios	MR(Het)	-0,0088 (0,0112)	3,2349	3,2494
	RMCO (90,1)	-0,0091 (0,0233)	3,2661	3,2723
Tecnología y Telecomunicaciones	MR(Het)	-0,0118 (0,0196)	3,6378	3,6399
	RMCO (90,1)	-0,0136 (0,0199)	3,6411	3,6471

Contraste	Hipótesis	Estadístico (W_i)	Distribución	P-valor
Betas espacio-estado (Het)	$\alpha_i = 0 \quad \forall_i = 1, \dots, N$	0,5934	F (6, 2241)	0,7359
Betas RMCO (90,1)		0,5276	F (6, 2241)	0,7877

*** Significativo al 1%; ** Significativo al 5%; * Significativo al 1%. La tabla muestra la validación del modelo CAPM para las carteras consideradas. Para ello se introduce la hipótesis de expectativas racionales y se hace uso de las series de betas dinámicas estimadas por los modelos espacio-estado heterocedásticos con un mayor nivel de ajuste y los modelos MCO estimados mediante ventanas móviles de amplitud noventa días y con solapamiento de un día. Los valores entre paréntesis se corresponden con los errores estándar de la estimación de los diferentes coeficientes α_i para cada cartera sectorial.

Aunque la evidencia empírica previa tanto en el ámbito internacional como nacional muestran resultados distintos, este hecho puede ser debido a que en el presente trabajo se considera que los rendimientos de las carteras sectoriales vienen determinados únicamente por los cambios sistemáticos de la rentabilidad del benchmark considerado. Así, la no consideración de factores de riesgo como por ejemplo la diferencia entre el retorno de una cartera de pequeñas acciones y el retorno de una cartera de acciones grandes (SMB – *small minus big*) o la diferencia entre el retorno de una cartera con acciones de alto patrimonio contable a patrimonio bursátil y el retorno de una cartera con acciones de bajo patrimonio contable a patrimonio bursátil (HML – *high minus low*) propuestos por Fama y French (1993), o el efecto momentum identificado por Carhart (1997) podría ser la causa de la obtención de este resultado. Así mismo, los diferentes contrastes de significatividad individual de cada alfa (*t-tests* que se obtienen mediante el cociente entre la

estimación puntual de las diferentes alfas y su error estándar asociado, datos reflejados en la tabla VI) indican que no son significativamente distintas de cero. Por otra parte, los valores adoptados por los criterios de selección de modelos *AIC* y *BIC* respectivamente para cada ecuación derivada de la regresión lineal multivariante del modelo de mercado (Gibbons *et al.*, 1989) indican que utilizando las series temporales de betas dinámicas estimadas por los modelos espacio-estado con errores condicionalmente heterocedásticos se consigue explicar más eficientemente los retornos en exceso de cada cartera sectorial. Este aspecto vuelve a poner de manifiesto las ventajas de la aplicación de los modelos de mercado espacio-estado heterocedásticos propuestos en el presente trabajo para describir la dinámica del riesgo sistemático de las carteras sectoriales en el mercado español.

6. CONCLUSIONES

El presente trabajo examina el comportamiento dinámico de las betas asociadas a las diferentes carteras sectoriales existentes en el mercado de valores español. Para ello se propone una extensión flexible del modelo de mercado en su especificación espacio-estado, que permite capturar las componentes a corto y largo plazo presentes en la evolución dinámica de los coeficientes de riesgo beta. Adicionalmente, se considera la posibilidad de que los errores de las ecuaciones de observación sean de carácter condicionalmente heterocedásticos, hipótesis más realista dada la alta frecuencia de observación (diaria) de los datos analizados. Los principales resultados evidencian una menor eficiencia del tradicional modelo de mercado para explicar el riesgo sistemático de las carteras sectoriales en este mercado, ya que las betas de las carteras analizadas son de carácter dinámico y se guían por una combinación de procesos no estacionarios tipo paseo (efecto permanente o a largo plazo) y procesos de reversión hacia la beta media (efecto transitorio o a corto plazo). Así mismo, se pone de manifiesto la mayor habilidad de los modelos espacio-estado (tanto con errores de observación homocedásticos como heterocedásticos) para capturar el comportamiento de las betas de las carteras sectoriales analizadas, mostrando además la existencia de diferencias en el proceso estocástico seguido por las mismas. Si bien es necesario indicar que los modelos de mercado dinámicos estimados por MCO mediante ventanas móviles presentan, con carácter general, mejores niveles de ajuste que los modelos espacio-estado homocedásticos. De este modo, este mecanismo de estimación de betas dinámicas (modelos espacio-estado con errores de observación homocedásticos), que exige imponer restricciones en la modelización de su estructura estocástica, provee peores resultados que los modelos de beta dinámica de libre modelización (modelos de mercado estimado mediante MCO a través de ventanas móviles).

Los modelos con mejores niveles de ajuste a los datos y mejor comportamiento predictivo son los modelos espacio-estado con errores de observación condicionalmente heterocedásticos que proporcionan, en general, estimaciones puntuales y por intervalos de las betas menos erráticas y más precisas debido a la mayor leptocurtosis de la distribución de los errores de observación que debilita la influencia ejercida por observaciones atípicas en la estimación de los coeficientes beta dinámicos, lo cual redundaría en un mejor ajuste en la relación rendimiento esperado-beta de cada cartera sectorial. Sin embargo,

los resultados obtenidos en el presente trabajo están subordinados al supuesto de que el rendimiento de mercado es el único factor que determina los cambios sistemáticos en el rendimiento de las carteras sectoriales negociadas. Otras especificaciones alternativas o la consideración de factores adicionales podrían alterar los resultados de forma significativa, todo lo cual será objeto de investigación en futuros trabajos.

Los resultados de este trabajo pueden resultar de gran interés para gestores de carteras de inversión y de fondos de inversión y pensiones sectoriales. Así, a través de la evidencia empírica obtenida, estos gestores podrían establecer o modificar estrategias de inversión ajustando los niveles de riesgo de sus carteras de forma más precisa. Adicionalmente, los resultados obtenidos podrían tener un gran impacto sobre los modelos de valoración de títulos o medidas para evaluar la rentabilidad de diferentes inversiones, como por ejemplo el *Cash-Flow Descontado* (CFD). Bajo el citado modelo, la tasa de descuento es el parámetro clave para calcular la tasa de rentabilidad de un título de renta variable. Dada la dificultad del cálculo de la tasa de descuento para un título en particular, la práctica más común es reemplazar este parámetro por la beta de la cartera sectorial apropiada. Así, los modelos propuestos en la presente investigación permitirían obtener valoraciones de títulos más precisas en el mercado español. Otra de las implicaciones del trabajo se relaciona con los procesos de cálculo del coste de capital de industrias específicas en este mercado. El presente trabajo aporta modelos de beta dinámica que superan en términos de ajuste al tradicional modelo de mercado, de modo que se pueden emplear estas técnicas para estimar de forma más precisa el coste de capital de diferentes industrias. Adicionalmente, el trabajo presenta también implicaciones para la labor ejercida por los analistas financieros. En la medida que estos realizan predicciones sobre el estado futuro de diferentes magnitudes macroeconómicas, es común determinar el impacto que la predicción de estas magnitudes tiene sobre los diferentes sectores económicos. Para tal labor, se podrían aplicar los modelos de beta dinámica más eficientes identificados en este trabajo para cada sector específico. Así mismo, los modelos aplicados pueden ser de utilidad para el cálculo del Valor en Riesgo (VAR) de carteras de inversión en el mercado español (Baixauli-Soler *et al.*, 2010; González y Nave, 2010).

Aunque los resultados obtenidos evidencian la superioridad de los modelos de mercado espacio-estado con errores de observación condicionalmente heterocedásticos para estimar la dinámica de las betas de las carteras sectoriales del mercado español, dichos modelos deben ser empleados con mucha cautela en la práctica, sobre todo cuando se llevan a cabo gestiones activas de carteras o fondos de inversión o pensiones. El modelo ofrece estimaciones recursivas diarias de la beta de las diferentes carteras sectoriales. Si los gestores desean ajustar los niveles de riesgo de los productos financieros mencionados, deben tener en cuenta los costes de transacción implícitos en estos procesos de compra-venta de títulos. Por lo tanto deben evaluar los posibles costes y beneficios a obtener con estos procesos de ajuste de carteras de inversión.

Así mismo, se abren interesantes posibilidades de investigación futuras como el análisis del comportamiento estocástico dinámico experimentado por las betas de las diferentes industrias específicas comprendidas en cada cartera sectorial. Este análisis podría contribuir a comprender, en mayor medida, la dinámica de las betas de las carteras

sectoriales consideradas en el presente trabajo. Otra interesante línea de trabajo podría consistir en evaluar el impacto que tiene el posible efecto de caída en la volatilidad de los mercados financieros durante los fines de semana, festivos, así como el resto de días en los que los mercados permanecen cerrados (Engle *et al.*, 1993) sobre la dinámica del riesgo sistemático soportado por las diferentes carteras sectoriales del mercado español. Para el análisis del citado efecto se podría partir de las especificaciones econométricas propuestas en la presente investigación.

REFERENCIAS

- ADRIAN, T., y FRANZONI, F. 2009. Learning about beta: Time-varying factor loadings, expected returns, and the conditional CAPM. *Journal of Empirical Finance* 16(4): 537-556.
- BAIXAULI-SOLER, J. S.; ALFARO-CID, E., y FERNÁNDEZ, M. O. 2010. ¿Está justificado el uso de varias medidas de riesgo en la selección de carteras? *Revista Española de Financiación y Contabilidad* 147, vol. XXXIX: 421-444.
- BENSON, K.; FAFF, R., y NOWLAND, J. 2007. Do derivatives have a role in the risk shifting behaviour of fund managers? *Australian Journal of Management* 32(2): 271-292.
- BERGES, A. 1984. *El mercado de capitales español en un contexto internacional*. Ministerio de Economía y Hacienda, Madrid.
- BLACK, A.; FRASER, P., y POWER, D. 1992. UK Unit Trust Performance 1980-1989: A Passive Time-Varying Approach. *Journal of Banking and Finance* 16(5): 1.015-1.033.
- BLACK, F.; JENSEN, M. C., y SCHOLES, M. 1972. The capital asset pricing model: some empirical tests. En M.C. JENSEN (eds.), *Studies in the theory of capital markets* 79-121. Nueva York: Praeger.
- BLUME, M. 1971. On the assessment of risk. *Journal of Finance* 26 (1): 1-10.
- BOLLERSLEV, T.; CHOU, R. Y., y KRONER, K. F. 1992. ARCH modelling in finance: a review of the theory and empirical evidence. *Journal of Econometrics* 52(1-2): 5-59.
- BOS, T., y NEWBOLD, P. 1984. An empirical investigation of the possibility of stochastic systematic risk in the market model. *Journal of Business* 57(1): 35-41.
- BROOKS, R. D.; FAFF, R. W., y LEE, J. H. 1992. The form of time variation of systematic risk: some Australian evidence. *Applied Financial Economics* 2(4): 191-198.
- BROOKS, R. D.; FAFF, R. W., y MCKENZIE, M. D. 1998. Time-varying beta risk of Australian industry portfolios: A comparison of modelling techniques. *Australian Journal of Management* 23(1): 1-22.
- BURLACU, R., y FONTAINE, P. 2002. The active management of sector funds in Europe and United States. Working paper, Universidad Pierre Mendès. Disponible en www.inquire-europe.org/project/under_development/barclacufontaine.doc [consultado el 13 de diciembre de 2011].
- BURLACU, R., y FONTAINE, P. 2003. Sector funds performance and degree of industry specialisation. Working paper, Universidad Pierre Mendès. France.
- CARHART, M. 1997. On persistence in mutual fund performance. *Journal of Finance* 52(1): 57-82.
- CHRISTOFFERSEN, P. F. 1998. Evaluating interval forecasts. *International Economic Review* 39(4): 841-862.
- COLLINS, D.; LEDOLTER, J., y RAYBURN, J. 1987. Some further evidence on the stochastic properties of systematic risk. *Journal of Business* 60 (3): 425-448.
- ENGLE, R. F. 1982. Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of U.K. Inflation. *Econometrica* 50(4): 987-1.007.

- ENGLE, R. F.; KANE, A., y NOH, J. 1993. Index-option pricing with stochastic volatility and the value of accurate variance forecasts. *Review of Derivates Research* 1(2): 139-157.
- FABOZZI, F., y FRANCIS, J. 1978. Beta as a random coefficient. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 13(1): 101-116.
- FAFF, R. W., y BROOKS, R. D. 1998. Time-varying beta risk for Australian industry portfolios: an exploratory analysis. *Journal of Business Finance and Accounting* 25(5-6): 721-745.
- FAFF, R. W.; HILLIER, D., y HILLIER, J. 2000. Time varying beta risk: An analysis of alternative modelling techniques. *Journal of Business Finance and Accounting* 27(5-6): 523-554.
- Faff, R.W. Lee, J.H. y Fry, T.R.L. 1992. Time stationarity of systematic risk: Some Australian evidence. *Journal of Business Finance and Accounting* 19 (2): 253-270.
- FAMA, E. F., y FRENCH, K. R. 1993. Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of Financial Economics* 33(1): 3-56.
- 1997. Industry costs of equity. *Journal of Financial Economics* 43(2), 153-193.
- FERSON, W., y HARVEY, C. 1991. The variation of economic risk premiums. *Journal of Political Economy* 99(2): 385-415.
- 1993. The risk of predictability of international equity returns. *Review of Financial Studies* 6(3): 527-566.
- GALLEGO, A.; GÓMEZ, J., y MARHUENDA, J. 1992. Evidencias empíricas del CAPM en el mercado español de capitales. Working paper, Instituto Valenciano de Investigaciones Económicas.
- GIBBONS, M. R.; ROSS, S. A., y SHANKEN, J. 1989. A test of the efficiency of a given portfolio. *Econometrica* 57(5): 1.121-1.152.
- GNEITING, T., y RAFTERY, A. E. 2007. Strictly Proper Scoring Rules, Prediction and Estimation. *Journal of the American Statistical Association* 102(477): 359-378.
- GÓMEZ-BEZARES, F.; MADARIAGA, J. A., y SANTIBÁÑEZ, J. 1995. El CAMP: Metodologías de contraste. *Boletín de Estudios Económicos* 156(50): 557-582.
- GONZÁLEZ, M., y NAVE, J. M. 2010. Eficiencia de las técnicas de medición del riesgo de mercado ante situaciones de crisis. *Revista Española de Financiación y Contabilidad* 145, vol. XXXIX: 41-64.
- GROENEWOLD, N., y FRASER, P. 1999. Time-varying estimates of CAPM betas. *Mathematics and Computers in Simulation* 48(4-6): 531-539.
- HARVEY, A. C. 1990. *Forecasting structural time series models and the kalman filter*. Cambridge: Cambridge University Press.
- HARVEY, C. R. 1989. Time-varying conditional covariance in tests of asset pricing models. *Journal of Financial Economics* 24 (2): 289-317.
- HOLMES, K. A., y FAFF, R. W. 2004. Stability, asymmetry and seasonality of fund performance: an analysis of Australian multi-sector managed funds. *Journal of Business Finance and Accounting* 31(3-4): 539-578.
- HOLMES, K. A., y FAFF, R. W. 2008. Estimating the performance attributes of Australian multi-sector managed funds within a dynamic Kalman Filter framework. *International Review of Financial Analysis* 17(5): 998-1.011.
- JOSTOVA, G., y PHILIPOV, A. 2005. Bayesian analysis of stochastic betas. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 40(4): 747-778.
- KAUSHIK, A.; PENNATHUR, A., y BARNHART, S. 2010. Market timing and the determinants of performance of sector funds over the business cycle. *Managerial Finance* 36(7): 583-602.

- LEE, C., y RAHMAN, S. 1990. Market timing, selectivity, and mutual fund performance: An empirical investigation. *Journal of Business* 63(2): 261-278.
- LI, X. 2003. On unstable beta risk and its modelling techniques for New Zealand industry portfolios. Working Paper 03.01, Massey University Commerce, Auckland, New Zealand. Disponible en <http://ssrn.com/abstract=503722> [consultado el 13 de diciembre de 2011].
- LIE, F.; BROOKS, R., y FAFF, R. 2000. Modelling the equity beta risk of Australian financial sector companies. *Australian Economic Papers* 39(3): 301-311.
- LINTNER, J. 1965. The valuation of risk assets and selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. *Review of Economics and Statistics* 47(1): 13-37.
- MAMAYSKY, H.; SPIEGEL, M., y ZHANG, H. 2007. Improved forecasting of mutual fund alphas and betas. *Review of Finance* 11(3): 359-400.
- MAMAYSKY, H.; SPIEGEL, M., y ZHANG, H. 2008. Estimating the dynamics of mutual fund alphas and betas. *The Review of Financial Studies* 21(1): 233-264.
- MARÍN, J. M., y RUBIO, G. 2001. *Economía Financiera*. Barcelona: Bosch.
- MCKENZIE, M. D.; BROOKS, R. D., y FAFF, R. W. 2000. The use of domestic and world market indexes in the estimation of time-varying betas. *Journal of Multinational Financial Management* 10(1): 91-106.
- MCLEOD, A. I.; y LI, W. K. 1983. Diagnostic checking ARMA time series models using squared-residual autocorrelations. *Journal of Time Series Analysis* 4(4): 269-273.
- MERGNER, S., y BULLA, J. 2005. Time-varying beta risk of Pan-European industry portfolios: A comparison of alternative modeling techniques, ECON working paper archive.
- MIRALLES-MARCELO, J. L.; MIRALLES, M. M., y MIRALLES, J. L. 2009. Estimación de la dinámica del coeficiente beta en el mercado bursátil español. *Revista Española de Financiación y Contabilidad* 143, vol. XXXVIII: 449-478.
- MOONIS, S. A., y SHAH, A. 2003. Testing for time-variation in beta in India. *Journal of Emerging Market Finance* 2(2): 163-180.
- NIETO, B., y RUBIO, G. 2002. El modelo de valoración con cartera de mercado: una nueva especificación del coeficiente beta. *Revista Española de Financiación y Contabilidad* 113, vol. XXXI: 697-723.
- OHLSON, J., y ROSENBERG, B. 1982. Systematic risk of crsp equal weighted common stock: A history estimated by stochastic parameter-regression. *Journal of Business* 55(1): 121-145.
- PALACIOS, J. 1973. The stock market in Spain: tests of efficiency and capital market theory. Ph.D. dissertation, Stanford University.
- RUBIO, G. 1986. La crítica de Roll y la solución de Shanken: una aplicación al caso español. *Revista Española de Financiación y Contabilidad* 50, vol. XVI: 379-393.
- 1988. Further international evidence on asset pricing: the case of the Spanish capital market. *Journal of Banking and Finance* 12(2): 221-242.
- RUBIO, G. 1991. Formación de precios en el mercado bursátil: teoría y evidencia empírica. *Cuadernos Económicos de I.C.E.* 49: 157-186.
- RUBIO, G., y BASARRATE, E. 1994. La imposición sobre plusvalías y minusvalías: sus efectos sobre el comportamiento estacional del mercado de valores. *Revista Española de Economía* 11(2): 247-277.
- SCHWERT, G. W., y SEGUIN, P. 1990. Heteroskedasticity in stock returns. *Journal of Finance* 45(4): 1.129-1.155.
- SENTANA, E. 1995. Riesgo y rentabilidad en el mercado español de valores. *Moneda y Crédito* 200: 133-167.

— 1997. Risk and return in the Spanish stock market: some evidence from individual assets. *Investigaciones Económicas* 21(2): 297-360.

SHARPE, W. 1964. Capital asset prices: a theory of market equilibrium under conditions of risk. *Journal of Finance* 19 (3): 425-442.

Simonds, R.R. LaMotte, L.R. y McWhorter, A. 1986. Testing for monstationarity of market risk: An exact test and power considerations. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 21 (2): 209-220.

Sunder, S. 1980. Stationarity of market risk: random coefficient test for individual stocks. *Journal of Finance* 35 (4): 883-896.

Tsay, R.S. 2005. *Analysis of financial time series*. John Wiley, New York.

Wells, C. 1994. Variable betas on the Stockholm exchange 1971-1989. *Applied Financial Economics* 4 (1): 75-92.

Wells, C. 1996. *The Kalman filter in Finance*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht.

Yao, J. y Gao, J. 2004. Computer-intensive time-varying model approach to the systematic risk of Australian industrial stock returns. *Australian Journal of Management* 29 (1): 121-145.

ANEXO

SELECCIÓN DEL PROCESO GARCH QUE EXPLICA EL COMPORTAMIENTO DEL ERROR DE LA ECUACIÓN DE OBSERVACIÓN EN LOS MODELOS ESPACIO-ESTADO HETEROCEDÁSTICOS.

En el presente trabajo se permite que los términos de error de los modelos espacio-estado estimados sean de carácter condicionalmente heterocedásticos (ver sección 3.1). Se proponen tres procesos de la familia GARCH para explicar su comportamiento, siendo estos un TARCH(1,1), GARCH(1,1) y EGARCH(1,1). La siguiente tabla recoge los valores adoptados por los criterios de selección AIC y BIC para cada modelo espacio-estado heterocedástico estimado en función del modelo GARCH seleccionado para explicar el comportamiento de los errores de observación. Como se aprecia, la elección de un proceso TARCH(1,1) para explicar el comportamiento de los errores de observación redundante en un mayor nivel de ajuste de cada modelo espacio-estado heterocedástico estimado, tanto si se utiliza el criterio AIC como si se utiliza el BIC.

Cartera sectorial	ei,t	Modelo	TARCH(1,1)		GARCH(1,1)		EGARCH(1,1)	
			AIC	BIC	AIC	BIC	AIC	BIC
Bienes de consumo	Het	RW	2,3903	2,3952	2,3914	2,3988	2,3905	2,3985
		RC	2,3634	2,3708	2,3912	2,4010	2,3904	2,3977
		MR	2,3646	2,3744	2,3916	2,4014	2,3907	2,3981
		RWMR	2,3685	2,3784	2,3886	2,3959	2,3871	2,3940
Materiales básicos, industria y construcción	Het	RW	1,9555	1,9604	1,9821	1,9895	1,9783	1,9882
		RC	2,0756	2,0830	2,1094	2,1192	2,1086	2,1160
		MR	1,9450	1,9548	1,9991	2,0081	1,9986	2,0060
		RWMR	1,9430	1,9529	1,9865	1,9890	1,9820	1,9815
Petróleo y energía	Het	RW	1,6895	1,6945	1,7150	1,7190	1,7080	1,7155
		RC	1,7536	1,7609	1,7815	1,7901	1,7790	1,7853
		MR	1,6672	1,6770	1,6940	1,7011	1,6912	1,6993
		RWMR	1,6851	1,6950	1,7183	1,7234	1,7140	1,7201
Servicios de consumo	Het	RW	1,9046	1,9096	1,9471	1,9529	1,9400	1,9501
		RC	1,8865	1,8939	1,9121	1,9162	1,9089	1,9150
		MR	1,8718	1,8817	1,9029	1,9084	1,9001	1,9071
		RWMR	1,8961	1,9069	1,9245	1,9326	1,9220	1,9303
Servicios financieros e Inmobiliarios	Het	RW	1,1057	1,1106	1,1401	1,1478	1,1356	1,1454
		RC	1,1364	1,1438	1,1698	1,1743	1,1643	1,1715
		MR	1,0877	1,0976	1,1059	1,1155	1,1021	1,1127
		RWMR	1,1004	1,1103	1,1372	1,1487	1,1329	1,1422
Tecnología y telecomunicaciones	Het	RW	2,1558	2,1607	2,1889	2,1950	2,1842	2,1922
		RC	2,3197	2,3271	2,3400	2,3498	2,3384	2,3475
		MR	2,1472	2,1571	2,1734	2,1799	2,1701	2,1789
		RWMR	2,1499	2,1598	2,1755	2,1830	2,1722	2,1821

