

Transmisión de la volatilidad en el mercado
monetario europeo (EURIBOR): análisis
impulso–respuesta

José Miguel Navarro–Azorín
Departamento de Economía
Universidad Politécnica de Cartagena

27 de marzo de 2002

Resumen

Este trabajo analiza el grado de transmisión de la volatilidad en los movimientos diarios de los tipos Euribor a un día (Eonia), un mes y tres meses en el periodo comprendido entre enero de 1999 y junio de 2001. La metodología empleada se ha basado en un modelo multivariante de tipo VECM-GARCH(1,1)-BEKK, que permite dar un tratamiento explícito a algunas de las propiedades más relevantes detectadas en los datos (raíz unitaria, cointegración y efectos ARCH). Para estudiar las relaciones dinámicas entre la volatilidad de las series de tipos de interés, se definen y estiman funciones impulso-respuesta para la volatilidad. Los resultados obtenidos implican la ausencia de un canal de transmisión de la volatilidad desde el tipo Eonia hacia los otros plazos y la existencia de interrelaciones significativas entre la volatilidad de los tipos a uno y tres meses.

1. Introducción

El mercado interbancario es una de las piezas clave en la implementación de la política monetaria. En este mercado se determina el tipo diario sobre las reservas bancarias, sobre el que un banco central pueden ejercer, a priori, un mayor control. Los bancos centrales actúan como monopolistas de la oferta de reservas y son capaces además de influir en su demanda a través de diversos mecanismos (reservas obligatorias mínimas, determinación de los términos relativos a las operaciones de compensación interbancarias, etc) y, en consecuencia, el tipo de interés a un día tiende a evolucionar en niveles próximos al tipo oficial o de referencia de la política monetaria.

Como objetivo operativo del banco central, el tipo de interés a un día puede desempeñar un papel básico en las tareas de señalización de la política monetaria y en la transmisión de las acciones monetarias hacia otros tipos de interés de los mercados monetarios, que podrían ejercer una mayor influencia en la determinación de los precios de los activos financieros y, en general, en las decisiones de los agentes económicos. Bajo este punto de vista, una menor volatilidad de los movimientos del tipo a un día favorece la transmisión de la política monetaria facilitando la interpretación de las acciones del banco central, y contribuye significativamente a crear un entorno más favorable para la gestión del riesgo de interés y de mercado por parte de las instituciones financieras.

Sin embargo, aunque para las autoridades monetarias es técnicamente posible un control casi perfecto de los movimientos del tipo de interés a un día, no es ésta la vía seguida por ningún banco central. En primer lugar, porque limitar excesivamente los movimientos del tipo diario implica renunciar a una fuente de información sobre la evolución de las condiciones de liquidez y expectativas del mercado; y, segundo, porque admitir un cierto grado de volatilidad del tipo a un día que permita corregir desequilibrios temporales de liquidez, puede contribuir a preservar la estabilidad de otros segmentos del mercado.

En la decisión sobre el grado de volatilidad del tipo a un día que las autoridades monetarias están dispuestas a tolerar, es importante la relación existente entre la volatilidad del tipo de interés a un día y la volatilidad de

otros tipos de interés a corto plazo del mercado monetario. En este sentido, los segmentos a uno y tres meses juegan un papel fundamental en la formación de los precios de los activos financieros, en cuyo caso la clave consiste en determinar si una mayor inestabilidad del tipo a un día efectivamente se traslada a otros tipos de mercado en forma de una mayor volatilidad.

Recientemente, Gaspar *et al.* (2001) han analizado algunos aspectos relacionados con el funcionamiento del mercado monetario como primer escalón del mecanismo de transmisión de la política monetaria en el Eurosistema. Los resultados empíricos obtenidos por estos autores muestran que los anuncios de política monetaria no influyen en la media de los tipos de interés de forma estadísticamente significativa. Como los propios autores se encargan de subrayar, esto último es consistente con la idea de que el mercado anticipa el comportamiento sistemático del banco central; es decir, los ajustes del mercado responden al flujo de noticias y no a los anuncios de las autoridades monetarias que no impliquen un cambio en la orientación de sus estrategias.

El objetivo de este trabajo es aportar nueva información sobre el funcionamiento del mercado monetario en la eurozona; concentrándonos en la caracterización de los mecanismos de transmisión de la volatilidad entre los tipos a menor plazo. Más específicamente, nos ocupamos de la volatilidad en los segmentos del mercado a un día, un mes y tres meses. La estimación e identificación de la volatilidad y sus posibles interrelaciones dinámicas se lleva a cabo utilizando modelos multivariantes de tipo VECM–GARCH.

Frente a otros trabajos que han estudiado la transmisión de la volatilidad desde una perspectiva esencialmente univariante (como por ejemplo Ayuso *et al.* (1997) o Cohen (1999)), un enfoque multivariante permite considerar la estructura dinámica que vincula a las volatilidades de los diferentes tipos de interés. Como contrapartida, el elevado número de coeficientes en el modelo introduce complicaciones técnicas adicionales y hace más difícil la interpretación de los resultados empíricos basada en una lectura directa de los coeficientes estimados. Este último problema se resuelve recurriendo a la definición y estimación de funciones impulso-respuesta para la volatilidad.

El resto del trabajo se organiza del siguiente modo: la sección 2 está dedicada a la descripción de los datos empleados; en la sección 3 se procede a la especificación y estimación de un modelo multivariante de tipo VECM–

GARCH para el sistema de tipos de interés considerados; en la sección 4 se definen y estiman funciones impulso–respuesta para la volatilidad; por último, en la sección 5 se recogen las conclusiones más relevantes y posibles extensiones del análisis.

2. Descripción de los datos

La muestra que consideramos consta de observaciones diarias de los tipos de interés a un día (Eonia), un mes y tres meses del euromercado interbancario (Euribor). El periodo cubierto va desde el enero de 1999 hasta junio de 2001 (642 observaciones en total). La primera fecha coincide con el momento en que el Sistema Europeo de Bancos Centrales (el Banco Central Europeo y los 11 bancos centrales nacionales de los estados integrantes de la UE) asumió la responsabilidad de la política monetaria en la eurozona.

Estas series de tipos de interés, junto al tipo de referencia de la política monetaria (el tipo de las operaciones principales de financiación), aparecen representadas en el gráfico 1.

En el caso del tipo Eonia, hemos procedido a ajustar la serie para corregir los efectos ligados al ciclo de mantenimiento de reservas obligatorias,¹ siguiendo los resultados obtenidos en Gaspar *et al.* (2001). Adicionalmente, en todas las series consideradas aparecen observaciones candidatas a una eventual clasificación como outliers que podrían distorsionar sensiblemente el análisis posterior. Por ello, las series se han ajustado para eliminar la influencia de posibles outliers mediante el procedimiento descrito en Chen y Liu (1993).

Por otra parte, la representación gráfica de los tipos de interés sugiere que podrían constituir procesos no estacionarios $I(1)$, aunque en el largo plazo las series evolucionan conjuntamente. Se da también una sucesión de periodos de relativa estabilidad seguidos de periodos caracterizados por una elevada variabilidad de las series. Sin embargo, esta evidencia en favor de existencia de raíces unitarias, cointegración y posibles efectos ARCH no es suficiente y debe ser confirmada a través de contrastes estadísticos apropiados, que nos

¹El periodo de mantenimiento es de un mes, comenzando el día 24 de cada mes y terminando el día 23 del mes siguiente.

ayuden a especificar un modelo para recoger el comportamiento dinámico de las series.

Los contrastes de raíz unitaria τ de Dickey–Fuller (ADF) y z de Phillips–Perron (PP) presentados en el cuadro 1 indican la presencia de una raíz unitaria en todos los casos, confirmando que en el periodo muestral y en los vencimientos considerados, los tipos de interés del mercado interbancario pueden caracterizarse como procesos $I(1)$.

Además, se ha contrastado la existencia de relaciones de cointegración en el marco de la metodología propuesta en Johansen y Juselius (1990). En el cuadro 3 se incluye el valor de los estadísticos correspondientes a los tests de la traza (cuya hipótesis nula es la existencia de como máximo r relaciones de cointegración) y del máximo valor propio (existencia de r relaciones de cointegración frente a la alternativa de $r + 1$ relaciones de cointegración). Si consideramos conjuntamente la información proporcionada por ambos tipos de contrastes puede concluirse la existencia de 2 relaciones de cointegración que vinculan la evolución de los tipos de interés en el largo plazo. Se ha contrastado también si el espacio de cointegración es engendrado por los diferenciales entre los tipos a uno y tres meses y el tipo a un día tal como predice la hipótesis de expectativas de la estructura temporal de los tipos de interés. El estadístico para esta hipótesis es 1.0580, con un p-value asociado igual a 0.5892, y no podemos rechazar la hipótesis nula.

Por último, para determinar la presencia de efectos ARCH usamos el contraste estándar de tipo LM (Engle (1982)) y una versión robusta del mismo. Los estadísticos aparecen en el cuadro 2. En todos los casos la evidencia empírica es favorable a la existencia de estructuras dinámicas de tipo ARCH en la varianza condicionada.

3. Resultados econométricos: estimación de un modelo VECM–GARCH

Para examinar la dinámica conjunta de los tipos de interés y su volatilidad² utilizaremos un modelo VAR–ECM con una especificación de tipo GARCH(1,1)–BEKK (Engle y Kroner (1995)) para la varianza condicionada:

$$\Delta Y_t = \delta + \sum_{i=1}^{k-1} \Gamma_i \Delta Y_{t-i} - \alpha \beta' Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$H_t = C_0' C_0 + A_1' \varepsilon_{t-1} \varepsilon_{t-1}' A_1 + B_1' H_{t-1} B_1 \quad (2)$$

Aquí, el vector $Y_t \equiv [r_t(1), r_t(30), r_t(90)]'$ y $r_t(m)$ representa el tipo de interés a m días; ε_t es un proceso de ruido blanco vectorial cuya varianza condicionada en la información disponible al final del periodo $t - 1$ es $H_t = var_{t-1}(\varepsilon_t)$. Es inmediato comprobar que la volatilidad de los tipos de interés está determinada por el proceso H_t .

Denotando n el número de variables en el sistema y r el número de relaciones de cointegración, la matriz $\beta'_{(r \times n)}$ define los vectores de cointegración de manera que $\beta' Y_{t-1}$ es un vector cuyos r componentes son $I(0)$; y $\alpha_{(n \times r)}$ puede interpretarse como la matriz con los términos de corrección de error. Los coeficientes en α representan la velocidad de ajuste del mecanismo de corrección de error; cuanto mayores sean estos términos más rápida es la convergencia hacia el equilibrio de largo plazo tras una perturbación en el corto plazo.

La estructura de esta especificación es consistente con las propiedades de las series detectadas previamente. En concreto: da un tratamiento explícito al hecho de que los tipos de interés sean procesos integrados $I(1)$ y por ello se formula para las variables diferenciadas; recoge la existencia de relaciones de cointegración entre los tipos de interés a través del término de corrección de error ($-\alpha \beta' Y_{t-1}$); y, por último, incorpora una ecuación para recoger los efectos ARCH detectados en la volatilidad de las series.

Por otra parte, la estructura BEKK aporta dos importantes ventajas sobre otras parametrizaciones posibles de la volatilidad dado que garantiza

²Como es habitual en la literatura, a lo largo del trabajo identificaremos la volatilidad de un proceso con su varianza condicionada.

que la matriz H_t es, como mínimo, semidefinida positiva para todo ε_t ; y, sin ser una especificación restrictiva en exceso, contiene un moderado número de coeficientes frente a otras parametrizaciones GARCH multivariantes (un aspecto fundamental de cara a la estimación).

Para la estimación por máxima verosimilitud del modelo (1)–(2) se ha especificando una función de densidad t-Student multivariante con ν grados de libertad. Para un proceso generador de datos de la forma:

$$\varepsilon_t = H_t^{1/2} \eta_t, \quad (3)$$

hemos considerado: $\sqrt{\frac{\nu}{\nu-2}} \eta_t \sim t(\nu)$. De esta manera, se obtiene $\text{var}(\eta_t) = \mathbf{I}_n$, dado que la varianza de una variable distribuída según una t-Student es igual a $\frac{\nu}{\nu-2}$ para $\nu > 2$. El valor del logaritmo de la función de verosimilitud asociada a cada observación t es:

$$\begin{aligned} \ell_t = \ln \Gamma \left(\frac{\nu + n}{2} \right) - \ln \Gamma \left(\frac{\nu}{2} \right) - \frac{1}{2} \ln (\pi(\nu - 2)) \\ - \frac{1}{2} \ln |H_t| - \frac{\nu + n}{2} \ln \left[1 + \frac{1}{\nu - 2} \varepsilon'_{t-1} H_t^{-1} \varepsilon_{t-1} \right], \quad (4) \end{aligned}$$

y el logaritmo de la función de verosimilitud para la muestra es:

$$\mathbf{L}_t = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \ell_t. \quad (5)$$

La ventaja de utilizar una distribución t-Student en lugar de la habitual distribución normal es que permite capturar la leptocurtosis condicional presente en muchas series de carácter financiero; además, tiene la importante propiedad de converger a la distribución normal conforme ν se aproxima a infinito.

El cuadro 4 recoge las estimaciones de los parámetros relevantes de las ecuaciones (1)–(2). Para obtener estimaciones de la matriz de varianzas-covarianzas de los parámetros se ha empleado un estimador de quasi-máxima verosimilitud (Bollerslev y Wooldridge (1992)) con derivadas analíticas (Lucheti (1999), Fiorentini y Sentana (2000)).

Para facilitar la estimación del modelo, se reescribió la función de verosimilitud en función de la inversa del número de grados de libertad ν , dado

que con $2 \leq \nu < \infty$ el rango de valores posibles para su inversa está acotado entre 0 y $1/2$. En todo caso, la estimación obtenida implica un número de grados de libertad inferior a 2.5, consistente con una distribución condicionada leptocúrtica.

Un aspecto importante para nuestros propósitos es si los shocks sobre el sistema generan efectos con un mayor o menor grado de persistencia sobre la volatilidad. La persistencia de los shocks puede estudiarse calculando los valores propios de la matriz $(A_1 \otimes A_1) + (B_1 \otimes B_1)$; en este sentido, la estacionariedad del proceso exige que el máximo valor propio sea inferior a la unidad y cuanto más elevado sea mayor será el grado de persistencia de los shocks sobre la volatilidad del sistema. En nuestro caso, el máximo valor propio de $(A_1 \otimes A_1) + (B_1 \otimes B_1)$ es 0.90, indicativo de una elevada persistencia de los shocks. No obstante, este resultado es consistente con un fenómeno ampliamente destacado en la literatura GARCH como es el hecho de que en las estimaciones es relativamente frecuente que las estimaciones apunten hacia procesos muy próximos a ser integrados.

Por último, conviene destacar que si bien un examen detallado del modelo VECM–GARCH–BEKK estimado puede proporcionar algunas claves sobre la estructura de relaciones dinámicas entre las variables del sistema, en general va a ser insuficiente para trazar con precisión el mapa de los aspectos dinámicos del sistema de mayor interés. Por este motivo, recurrimos a la metodología impulso–respuesta, mucho más apropiada cuando se trata de evaluar modelos con un cierto grado de complejidad.

4. Funciones impulso–respuesta para la volatilidad

4.1. Definición

En líneas generales, una función impulso respuesta resulta de comparar la trayectoria de un proceso tras sufrir una perturbación predeterminada con una trayectoria de referencia, la que se obtiene cuando no tiene lugar la perturbación. La función impulso–respuesta describe así el efecto de una

perturbación predeterminada aplicada a un sistema sobre su trayectoria en un horizonte temporal dado.

En este caso, estamos interesados en el proceso de volatilidad $\{H_t\}_{t=1,2,\dots}$, y definiremos la función impulso–respuesta para la volatilidad del siguiente modo (con $s \geq 1$) (Koop *et al.* (1996)):

$$VIRF_t(s) = E[vec(H_{t+s})|\varepsilon_t^*, \varepsilon_{t-1}, \dots] - E[vec(H_{t+s})|\varepsilon_t, \varepsilon_{t-1}, \dots] \quad (6)$$

La función impulso–respuesta para la volatilidad mide la variación inducida sobre la predicción de la volatilidad s periodos adelante por un shock predeterminado que se produce en el periodo t . Conviene advertir que la predicción de la volatilidad está condicionada en la historia del proceso hasta el final del periodo t , y en un modelo no lineal de tipo GARCH implica obtener un valor diferente para la función impulso–respuesta dependiendo de cuál sea la historia particular del proceso elegida para su cálculo.

Para hacer operativa la definición (6) debemos especificar la perturbación que se aplica al sistema. Por regla general estaremos más interesados en conocer el impacto sobre la volatilidad del sistema de un shock que afecte a sólo una de las variables; sin embargo, la existencia de correlación contemporánea entre las variables hace poco plausible una situación en que un único componente de ε_t cambie mientras el resto no varían.³ La solución que adoptamos aquí consiste en definir las perturbaciones sobre el proceso estandarizado η_t del mecanismo generador de datos (3) dado que su matriz de varianzas–covarianzas es diagonal. De este modo, si pretendemos analizar el efecto de un shock sobre la variable j del sistema, puede considerarse:

$$\eta_{i,t}^* = \begin{cases} \eta_{i,t} & \text{si } i \neq j \\ \eta_{j,t} + \delta & \text{si } i = j \end{cases} \quad (7)$$

donde δ es una constante con un valor apropiado (por ejemplo, $\delta = 1$ el valor de una desviación estándar de η_t). Consecuentemente, el primer término de

³Este es un conocido problema en el contexto del análisis impulso–respuesta para el que se han propuesto diversas soluciones (ortogonalización, identificación sobre la base de una representación estructural, etc.) no siempre satisfactorias o, lo que es más importante aquí, difícilmente trasladables al ámbito de la volatilidad.

$VIRF_t(s)$ corresponde a la predicción de H_{t+s} condicionada al conjunto de información $\{\varepsilon_t^* = H_t^{1/2} \eta_t^*, \varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots\}$.

Para determinar la expresión de $VIRF_t(s)$ en el caso de una especificación GARCH(1,1)–BEKK como (2), es conveniente partir de su representación en forma vectorial:

$$vec(H_t) = W + A_1^* vec(\varepsilon_{t-1} \varepsilon_{t-1}') + B_1^* vec(H_t), \quad (8)$$

donde:

$$\begin{aligned} W &= vec(C_0' C_0) \\ A_1^* &= (A_1 \otimes A_1)' \\ B_1^* &= (B_1 \otimes B_1)' . \end{aligned}$$

Empleando esta última representación, es inmediato obtener la siguiente expresión para la predicción de H_{t+s} condicionada al conjunto de información disponible en t , que denotamos $H_{t+s|t}$ ($s \geq 1$):

$$vec(H_{t+s|t}) = \sum_{j=0}^{s-1} [A_1^* + B_1^*]^j W + [A_1^* + B_1^*]^{s-1} \{A_1^* vec(\varepsilon_t \varepsilon_t') + B_1^* vec(H_t)\} . \quad (9)$$

Finalmente, introduciendo (9) en la definición (6), la función impulso–respuesta para la volatilidad en un proceso de tipo GARCH(1,1)–BEKK está dada por:

$$VIRF_t(s) = [A_1^* + B_1^*]^{s-1} A_1^* vec(\varepsilon_t^* \varepsilon_t^{*'} - \varepsilon_t \varepsilon_t') , \quad (10)$$

o, en términos del proceso de errores estandarizados, η_t :

$$VIRF_t(s) = [A_1^* + B_1^*]^{s-1} A_1^* vec\left(H_t^{1/2} (\eta_t^* \eta_t^{*'} - \eta_t \eta_t') H_t^{1/2}\right) , \quad (11)$$

donde resulta evidente que la función $VIRF_t(s)$ depende de la historia del proceso considerada, implícita en H_t . En un proceso no integrado (es decir, donde el máximo valor propio de $(A_1 \otimes A_1) + (B_1 \otimes B_1)$ es inferior a uno, la función impulso–respuesta converge a un vector de ceros conforme aumenta el horizonte de predicción s , ésto es: $\lim_{s \rightarrow \infty} VIRF_t(s) = \mathbf{0}$.

Dada la dependencia respecto del conjunto de información empleado, para sintetizar la información contenida en la secuencia de funciones impulso–respuesta $\{VIRF_t(s)\}_{t=1,2,\dots,T}$ definimos la función impulso–respuesta promedio,

$$VIRF(s) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T VIRF_t(s). \quad (12)$$

4.2. Estimación de funciones impulso–respuesta para la volatilidad

Empleando como punto de partida la estimación del modelo (1)–(2), calculamos la función impulso–respuesta media para la volatilidad, $VIRF(s)$, de cada uno de los tipos de interés incluídos en el sistema. Se han planteado tres escenarios caracterizados en cada caso por un shock sobre una de las variables. De este modo, cada escenario permite estudiar el efecto de una perturbación sobre una variable determinada sobre la predicción de la trayectoria de la volatilidad de cada variable del sistema.

En los gráficos 2–4 aparecen representadas las funciones impulso–respuesta para la volatilidad obtenidas para un horizonte temporal que llega hasta 40 periodos.⁴ Los intervalos de confianza para las funciones impulso–respuesta promedio se han calculado mediante el método delta (Lin (1997)).

Del examen de las funciones impulso–respuesta promedio para la volatilidad pueden destacarse diversas conclusiones. Primero, los shocks sobre el tipo a un día únicamente tienen un efecto estadísticamente significativo sobre su propia volatilidad. Un segundo punto a destacar es que las perturbaciones sobre el tipo de interés a un mes (tres meses), tienen un impacto significativo sobre su propia volatilidad y también sobre la volatilidad del tipo a tres meses (un mes); sin embargo, sólo los shocks sobre el tipo a tres meses influyen en la trayectoria de la volatilidad del tipo a un día. Conviene subrayar también que el horizonte temporal en que los efectos de las perturbaciones sobre los tipos de interés resultan ser estadísticamente significativos es reducido en cualquier caso, y se sitúa en el rango de 3 a 5 días.

⁴La perturbación δ aplicada sobre cada variable j se ha fijado en un valor tal que $\varepsilon_{j,t}^* = \varepsilon_{j,t} + \sigma_j$ donde σ_j es la desviación estándar muestral de $\varepsilon_{j,t}$.

Como se ha señalado con anterioridad, es necesaria una cierta dosis de cautela a la hora de interpretar las funciones impulso–respuesta promedio. El análisis es incompleto si no tenemos en cuenta su dependencia del estado del sistema (del nivel de la volatilidad, en este caso) dado que una misma perturbación aplicada sobre el sistema puede tener un impacto de características completamente diferentes según que dicha perturbación tenga lugar en un periodo u otro de la historia del proceso. Para ilustrar la existencia de esta fuente de variabilidad de las funciones de impulso–respuesta para la volatilidad, hemos calculado la desviación estándar muestral de $VIRF_t(s)$, que representamos en el gráfico 5. La variabilidad de la respuesta ante un mismo impulso es destacable y pone de manifiesto la importancia de considerar este problema cuando se pretende caracterizar las interrelaciones dinámicas existentes en un sistema no lineal como sucede con una estructura de tipo ARCH.

En relación con esta última idea, hemos seleccionado tres fechas para calcular las funciones impulso–respuesta (gráficos 6–14). Estas fechas pretenden ser representativas de un periodo de cierta estabilidad del mercado monetario (9/07/1999); de un periodo en que la evolución del mercado estuvo dominada por una secuencia de pequeños cambios del tipo de referencia del BCE (18/10/2000); y de un momento de mayor inestabilidad (19/04/2001). Como cabía esperar, los perfiles de las funciones impulso–respuesta obtenidos en cada caso son sensiblemente diferentes en general y extremadamente acusadas en algún caso (por ejemplo, para 19/04/2001 si se comparan las funciones obtenidas con las funciones promedio o con las calculadas para las restantes fechas seleccionadas).

4.3. Discusión de los resultados

La principal implicación del análisis impulso–respuesta para la volatilidad que hemos llevado a cabo es que el mecanismo de transmisión de la volatilidad desde el tipo de interés a un día hacia los segmentos del mercado a uno y tres meses tiene un alcance limitado y/ó inexistente. Desde el punto de vista de la operativa de las autoridades monetarias, no es necesario seguir una estrategia especialmente agresiva y continuada orientada a estabilizar el tipo a un día.

Por otra parte, esta ausencia (o debilidad) de un canal de transmisión de la volatilidad desde el plazo a un día a plazos superiores del mercado monetario, permite a las autoridades monetarias europeas disponer de un cierto margen de maniobra dado que las tensiones temporales en el mercado pueden ser interiorizadas por el mercado en forma de mayor volatilidad del tipo Eonia, sin que por ello se desestabilicen otros tipos del mercado, posiblemente más importantes en la determinación de los precios de los activos financieros.

Finalmente, el análisis de cointegración sugería que los niveles de los tipos de interés están ligados entre sí al menos en el largo plazo, es decir, verifican una versión débil de la hipótesis de expectativas. Una lectura plausible de los resultados en su conjunto nos dice que en la formación de los tipos a uno y tres meses el mercado incorpora su expectativa sobre la evolución futura del tipo a un día, pero tiende a ignorar sus movimientos en el corto plazo como se infiere de la debilidad del mecanismo de transmisión de la volatilidad. Visto así, el tipo a un día es relevante para el resto de tipos porque contiene información sobre el tipo de referencia (el tipo Eonia es el que sigue más de cerca la evolución del tipo de las operaciones principales de financiación del BCE); sin embargo, también contiene una gran cantidad de ruido” irrelevante para el resto de plazos del mercado monetario.

5. Conclusiones

En este trabajo se han analizado las interdependencias de carácter dinámico en la volatilidad de los tipos de interés Euribor a un día (Eonia), un mes y tres meses en el periodo comprendido entre enero de 1999, punto de arranque de la política monetaria única en la eurozona, y junio de 2001.

La metodología empleada se ha basado en un modelo multivariante de tipo VECM–GARCH(1,1)–BEKK, que permite dar un tratamiento explícito a algunas de las propiedades más relevantes detectadas en los datos (raíz unitaria, cointegración y efectos ARCH en la varianza condicionada). Para determinar las relaciones dinámicas entre la volatilidad de las series de tipos de interés, se han definido y estimado funciones impulso–respuesta para la volatilidad, en las que se compara la predicción de la volatilidad tras aplicar una perturbación sobre una de las variables con la predicción que se obtiene

en ausencia de perturbación. A diferencia de lo que sucede en el contexto de modelos lineales, la función impulso–respuesta para la volatilidad depende del estado del sistema y en futuras extensiones de este trabajo será preciso profundizar en la caracterización de esta dependencia (algunos pasos en este sentido, desde una perspectiva no paramétrica se pueden encontrar en Herwartz y Lütkepohl (2000)).

El principal resultado del análisis impulso–respuesta para la volatilidad sugiere que los shocks sobre el tipo Eonia no tienen un impacto estadísticamente relevante sobre la volatilidad de los tipos a uno y tres meses del euromercado. No hemos detectado evidencia empírica que avale la existencia de un canal de transmisión de la volatilidad desde el segmento a un día hacia los tramos del mercado a mayor plazo. Por otra parte, los resultados sí sugieren la existencia de interrelaciones significativas entre la volatilidad de los tipos de interés a uno y tres meses.

Referencias

- Ayuso, Juan, Andrew G. Haldane y Fernando Restoy (1997) Volatility transmission along the money market yield curve. *Weltwirtschaftliches Archiv*, 133: 56–75.
- Bollerslev, Tim y Jeffrey M. Wooldridge (1992) Quasi-maximum likelihood estimation and inference in models with time varying covariances. *Econometric Review*, 11: 143–172.
- Chen, C. y L.M. Liu (1993) Joint estimation of model parameters and outlier effects in time series. *Journal of the American Statistical Association*, 88: 284–297.
- Cohen, Benjamin H. (1999) Monetary policy procedure and volatility transmission along the yield curve. BIS–CGFS Publications.
- Engle, Robert F. (1982) Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50: 987–1008.
- Engle, Robert F. y Kenneth F. Kroner (1995) Multivariate simultaneous generalized ARCH. *Econometric Theory*, 11: 122–150.
- Fiorentini, Gabriele y Enrique Sentana (2000) The score of conditionally heteroskedastic dynamic regression models with student t innovations, and an LM test for multivariate normality. CEMFI Working Paper No. 0007.
- Gaspar, Vítor, Gabriel Pérez Quirós y Jorge Sicilia (2001) The ECB monetary policy strategy and the money market. ECB Working Paper No. 69.
- Herwartz, Helmut y Helmut Lütkepohl (2000) Multivariate volatility analysis of VW stock prices. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 9: 35–54.
- Johansen, Søren y Katerina Juselius (1990) Maximum likelihood estimation and inference on cointegration, with application for the demand for money. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 52: 169–210.

- Koop, Gary, M. Hashem Pesaran y Simon M. Potter (1996) Impulse response analysis in nonlinear multivariate models. *Journal of Econometrics*, 74: 119–147.
- Lin, Wen-Ling (1997) Impulse response function for conditional volatility in GARCH models. *Journal of Business & Economic Statistics*, 15: 15–25.
- Lucchetti, Riccardo (1999) Analytic score for multivariate GARCH models. mimeo.
- Osterwald-Lenum, Michael (1992) A note with fractiles of the asymptotic distribution of the maximum likelihood cointegration rank test statistics: four cases. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 54: 461–472.

	$\hat{\tau}_\mu$	\hat{z}_μ
$r_t(1)$	-0.440645	-0.645756
$r_t(30)$	-0.582901	-0.403363
$r_t(90)$	-0.757345	-0.596448

Cuadro 1: Contrastes de raíz unitaria. El número de retardos empleado en el cálculo de los estadísticos τ_μ para corregir la existencia de correlación serial se ha fijado en $[T^{1/3}]$. El valor crítico aproximado al 5 % para los estadísticos τ_μ y z_μ es $-2,86$.

Series datos (EONIA, EURIBOR)

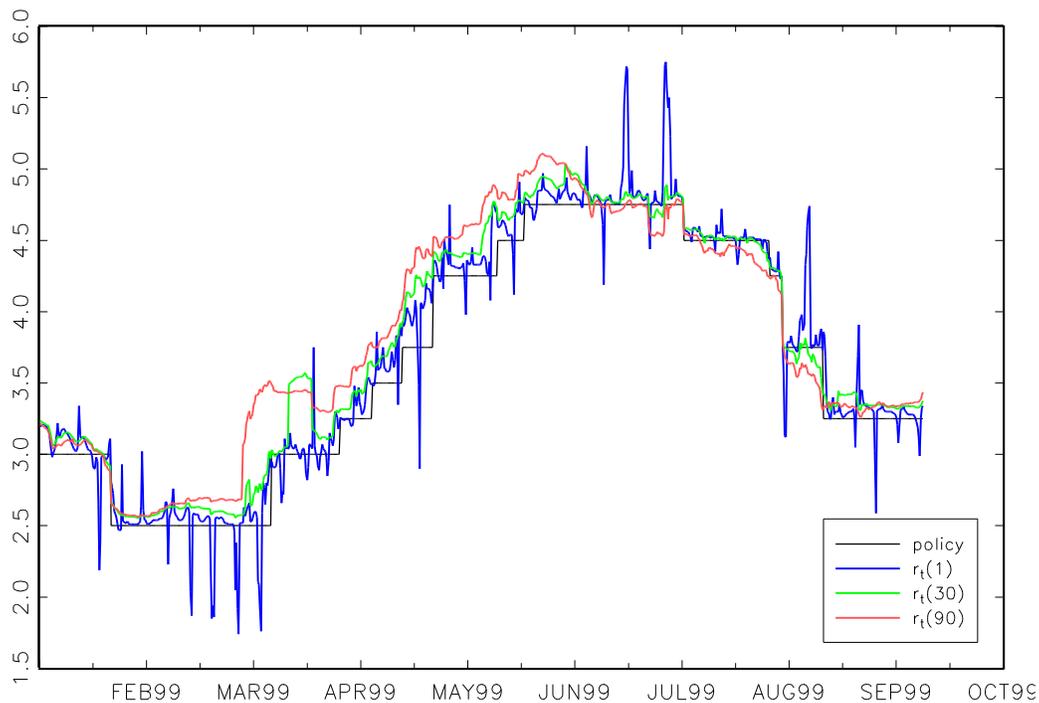


gráfico 1: Series de datos

	$LM_\chi(12)$	$LM_F(12)$	$LM_\chi^*(12)$	$LM_F^*(12)$
$r_t(1)$	152.5228	16.3181	51.4768	4.5569
$r_t(30)$	42.4482	3.7006	25.2493	2.1393
$r_t(90)$	78.6235	7.2985	22.7795	1.9223

Cuadro 2: Contrastes ARCH. $LM_\chi(m)$ y $LM_F(m)$ son las versiones χ y F del estadístico para contrastar la hipótesis nula de homoscedasticidad frente a la alternativa de heteroscedasticidad condicional de tipo ARCH de orden m en un proceso autorregresivo de orden p (se ha considerado $p = 3$); sus distribuciones asintóticas son, respectivamente, una χ_m^2 y una $F_{m,T-m-p}$. Los estadísticos con (*) son los calculados empleando un estimador robusto del proceso autorregresivo. En todos los casos, el valor del estadístico supera el valor crítico correspondiente al 5 %

$n-r$	λ_{max}	vc	λ_{traza}	vc
1	1.833836	9.24	1.833836	9.24
2	17.628826	15.67	19.462662	19.96
3	34.046647	22.00	53.509309	34.91

Cuadro 3: Contrastes de cointegración. En el cuadro se presenta el valor de los estadísticos del máximo valor propio (λ_{max}) y de la traza (λ_{traza}), así como los valores críticos correspondientes al 5 % (*Case III* en Osterwald-Lenum (1992)).

$$\hat{C}_0 = \begin{bmatrix} 0,0021 & -0,0053 & -0,0050 \\ (0,0248) & (0,0580) & (0,0628) \\ 0 & 0,0097 & 0,0063 \\ & (0,0307) & (0,0411) \\ 0 & 0 & 0,0081 \\ & & (0,0052) \end{bmatrix} \quad \hat{A}_1 = \begin{bmatrix} 0,4262 & -0,0193 & 0,0631 \\ (0,1711) & (0,0647) & (0,0505) \\ 0,0485 & 0,7330 & -0,1136 \\ (0,1334) & (0,1556) & (0,1952) \\ -0,0568 & 0,0503 & 0,7583 \\ (0,0758) & (0,3663) & (0,1934) \end{bmatrix}$$

$$\hat{B}_1 = \begin{bmatrix} 0,7824 & -0,0239 & -0,0801 \\ (0,0809) & (0,0549) & (0,0647) \\ 0,5021 & 0,7148 & 0,3393 \\ (0,2534) & (0,2085) & (0,2650) \\ 0,0410 & -0,2376 & 0,2697 \\ (0,3114) & (0,2216) & (0,2003) \end{bmatrix} \quad (1/\hat{\nu}) = 0,4040 \\ (0,0248)$$

$$\hat{\alpha} = \begin{bmatrix} 0,0152 & 0,0125 \\ (0,0174) & (0,0068) \\ -0,0085 & 0,0071 \\ (0,0086) & (0,0038) \\ -0,0072 & 0,0030 \\ (0,0063) & (0,0039) \end{bmatrix} \quad \hat{\beta} = \begin{bmatrix} -0,9836 & 1 & 0 & -0,0839 \\ (0,0327) & & & (0,1088) \\ -1,0036 & 0 & 1 & -0,0984 \\ (0,0444) & & & (0,1423) \end{bmatrix}$$

Cuadro 4: Estimación del modelo VECM–GARCH(1,1)–BEKK-t. Se recogen las estimaciones obtenidas por el método de quasi-máxima verosimilitud de los coeficientes de interés del modelo presentado en el texto; los errores estándar van entre paréntesis. El valor de k , el orden del proceso VAR para las variables en nivel, empleado ($k = 6$) es el que minimiza el AIC.

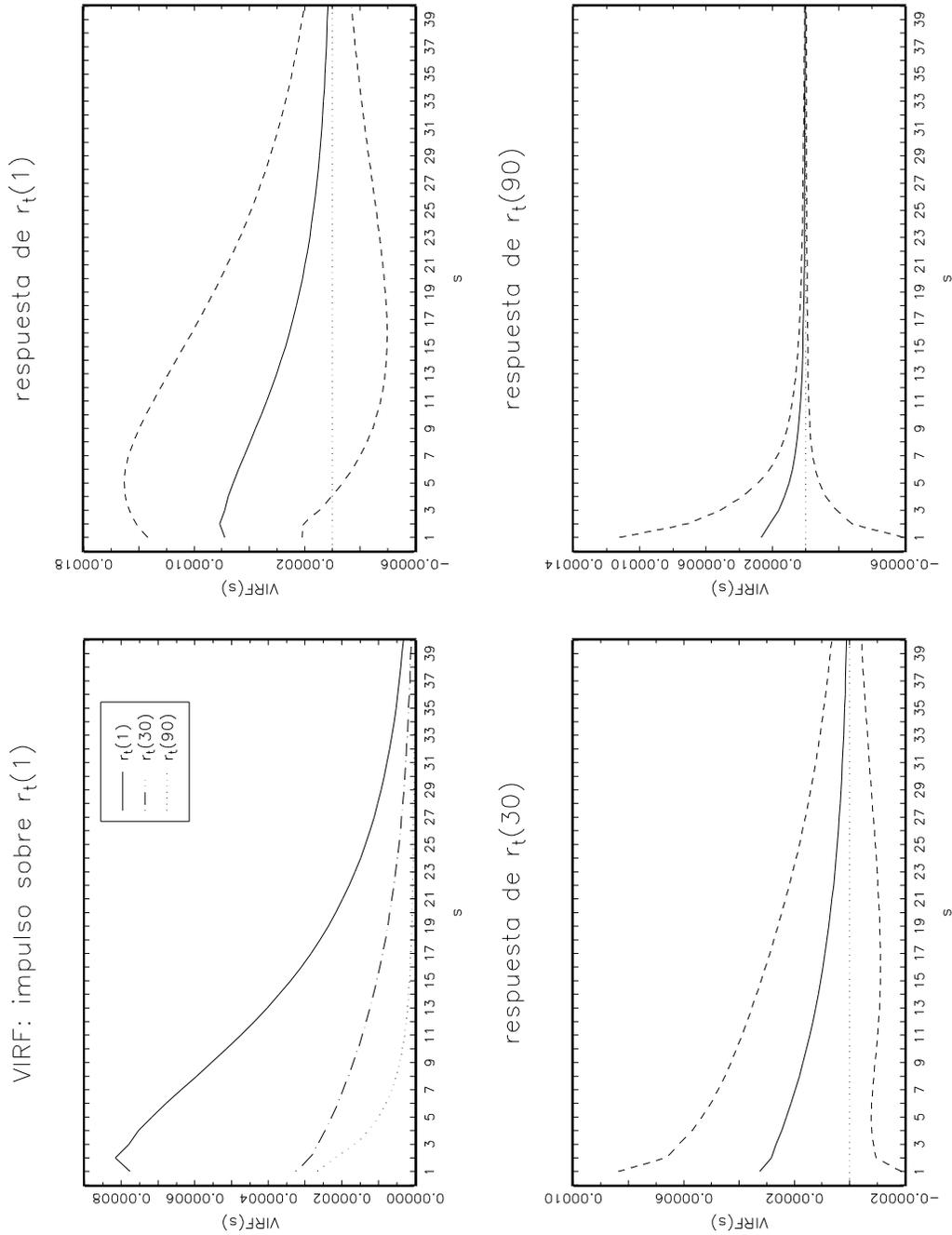


gráfico 2: Función impulso–respuesta para la volatilidad, $VIRF(s)$: perturbación sobre $r_t(1)$. Las líneas de puntos delimitan el intervalo de confianza al 95 %

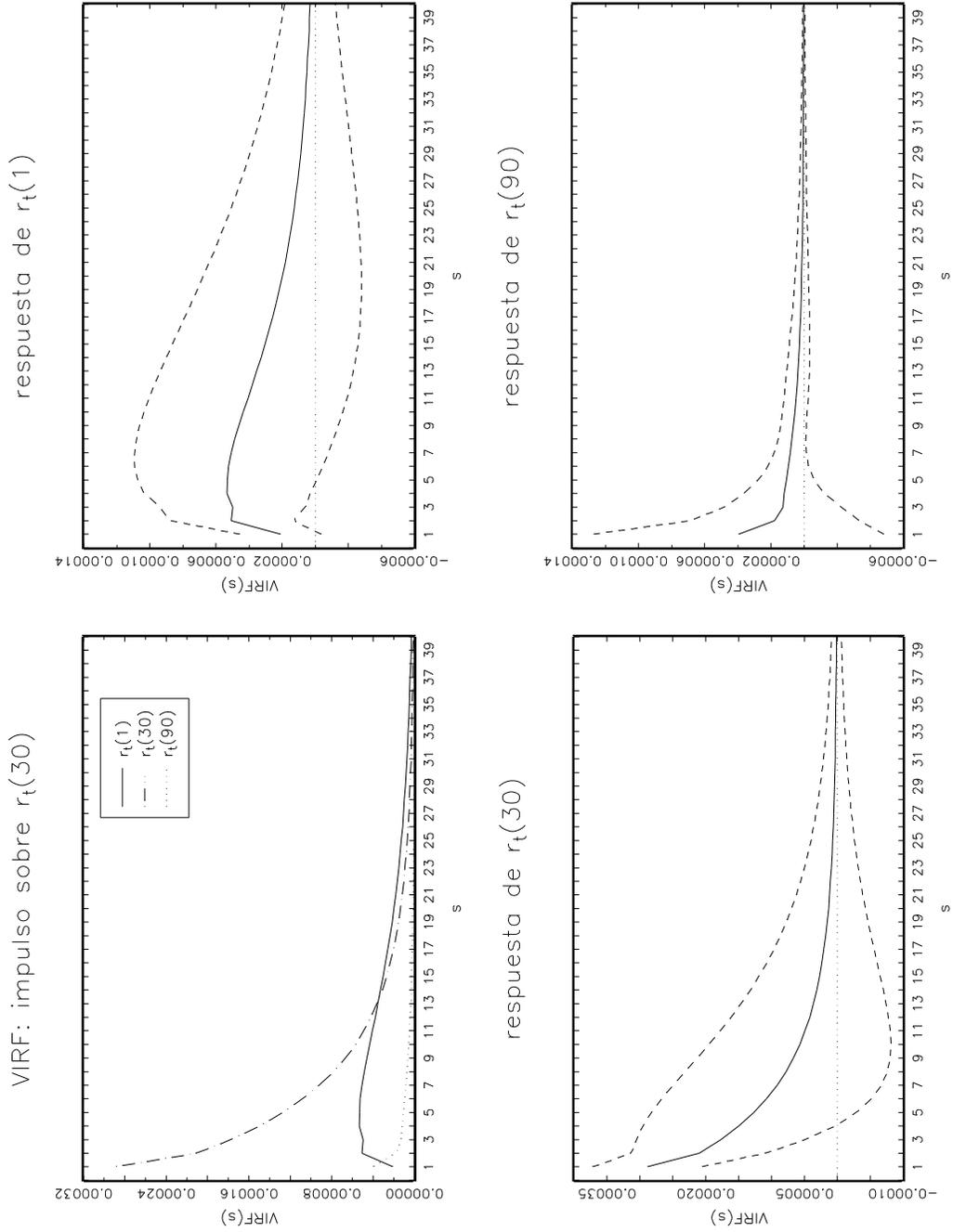


gráfico 3: Función impulso–respuesta para la volatilidad, $VIRF(s)$: perturbación sobre $r_t(30)$. Las líneas de puntos delimitan el intervalo de confianza al 95 %

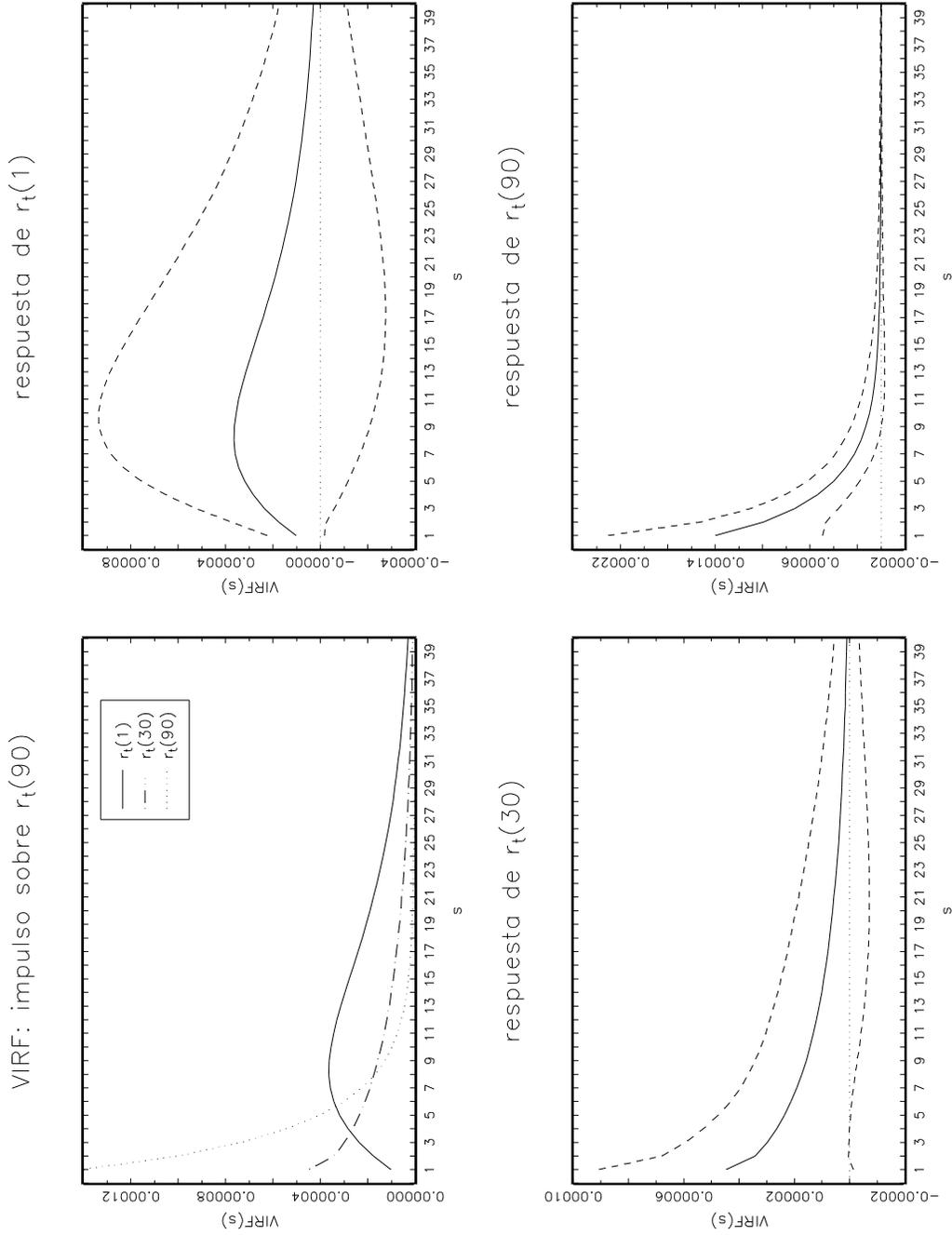


gráfico 4: Función impulso–respuesta para la volatilidad, $VIRF(s)$: perturbación sobre $r_t(90)$. Las líneas de puntos delimitan el intervalo de confianza al 95 %

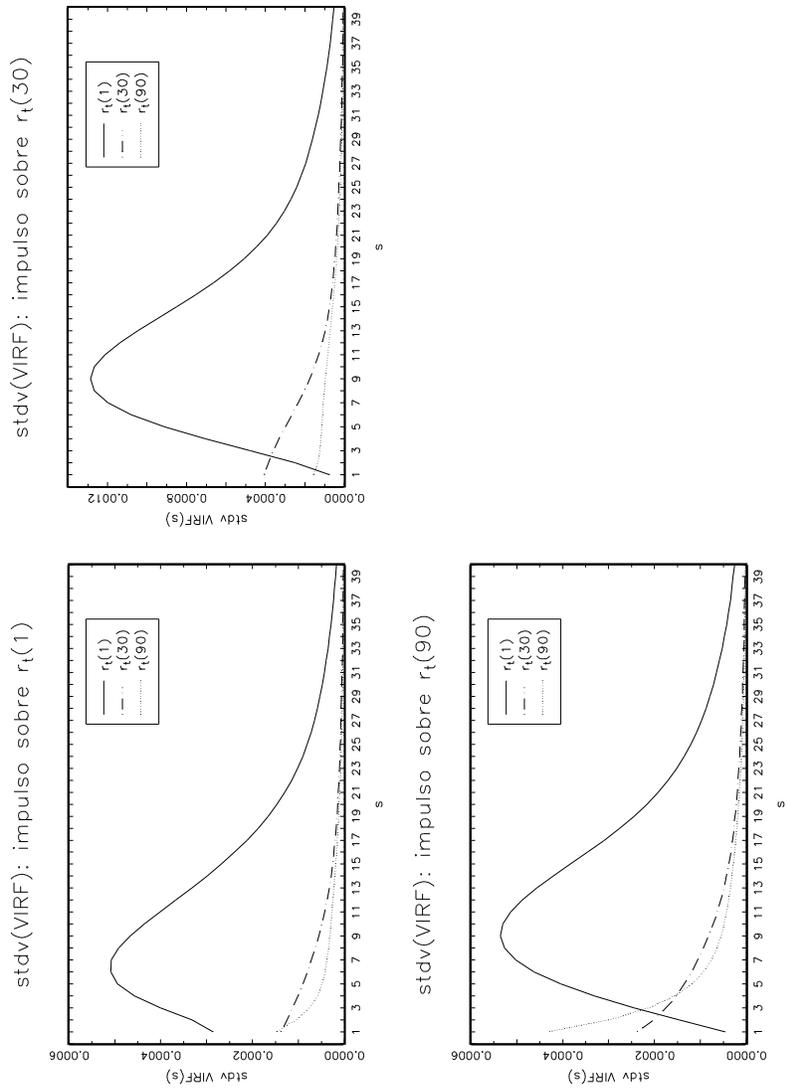


gráfico 5: Desviación estándar muestral de $VIRF_t(s)$

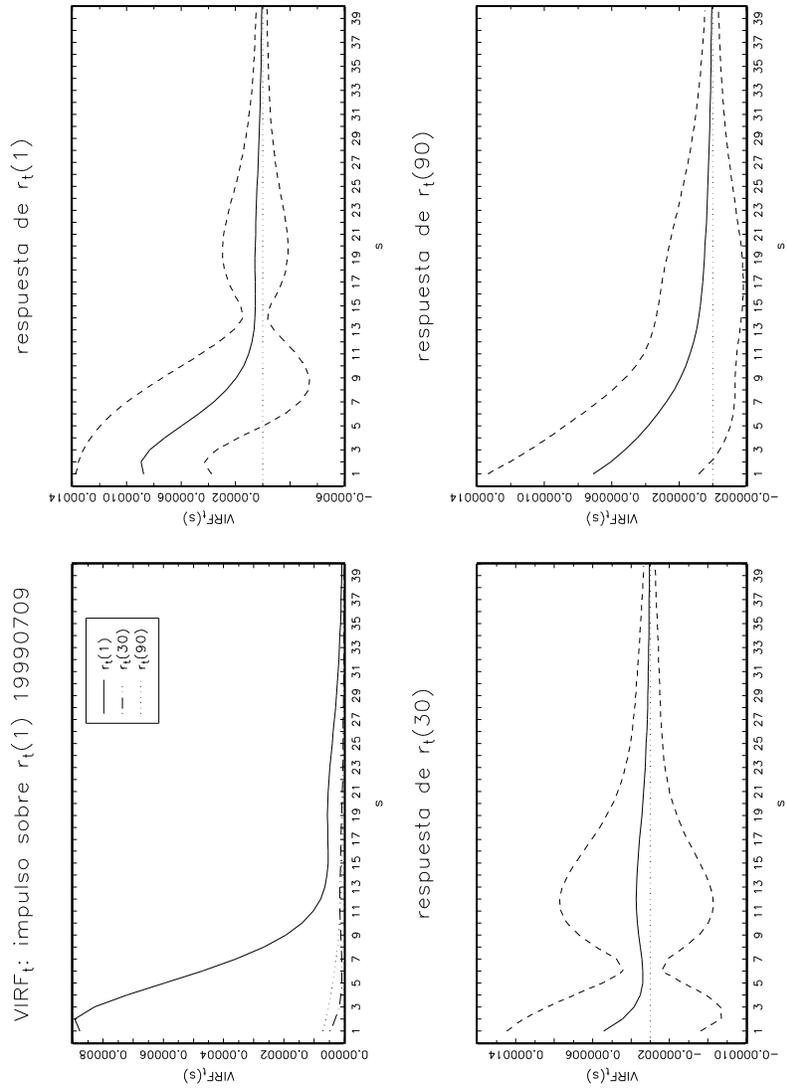


gráfico 6: Función impulso–respuesta para la volatilidad, $VIRF_t(s)$: perturbación sobre $r_t(1)$ en 9/07/1999. Las líneas de puntos delimitan el intervalo de confianza al 95 %.

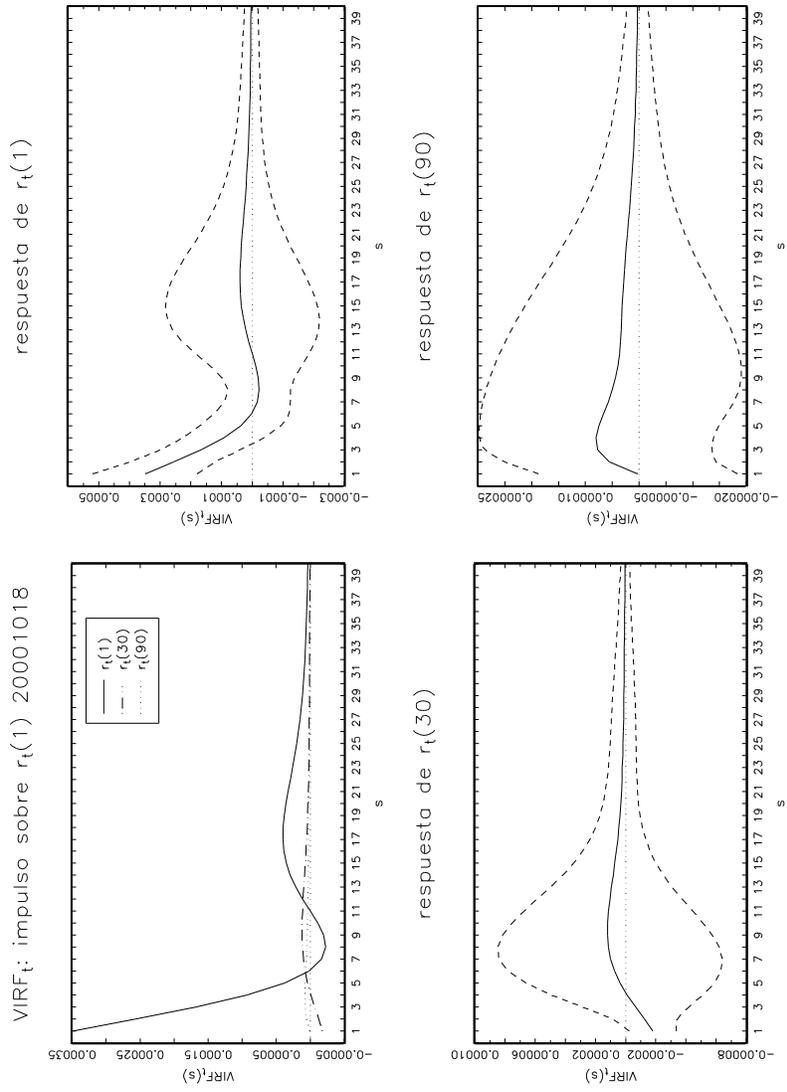


gráfico 7: Función impulso–respuesta para la volatilidad, $VIRF_t(s)$: perturbación sobre $r_t(1)$ en 18/10/2000. Las líneas de puntos delimitan el intervalo de confianza al 95%.

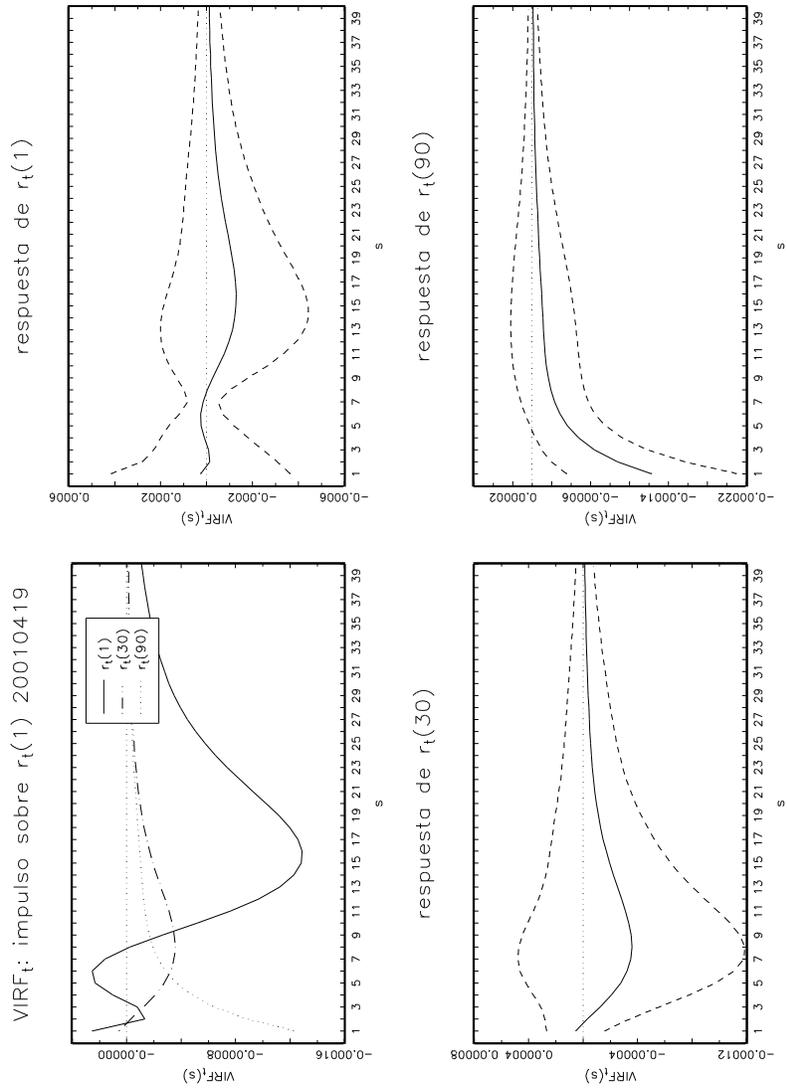


gráfico 8: Función impulso–respuesta para la volatilidad, $VIRF_t(s)$: perturbación sobre $r_t(1)$ en 19/04/2001. Las líneas de puntos delimitan el intervalo de confianza al 95 %.

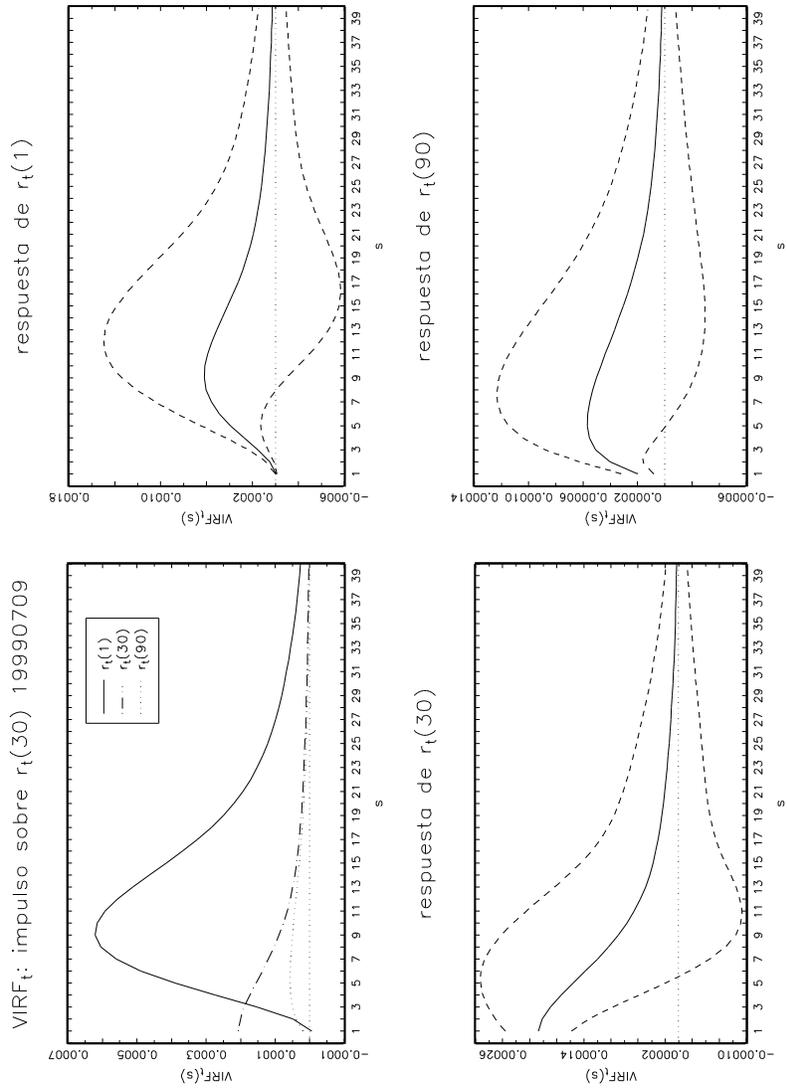


gráfico 9: Función impulso–respuesta para la volatilidad, $VIRF_t(s)$: perturbación sobre $r_t(30)$ en 9/07/1999. Las líneas de puntos delimitan el intervalo de confianza al 95%.

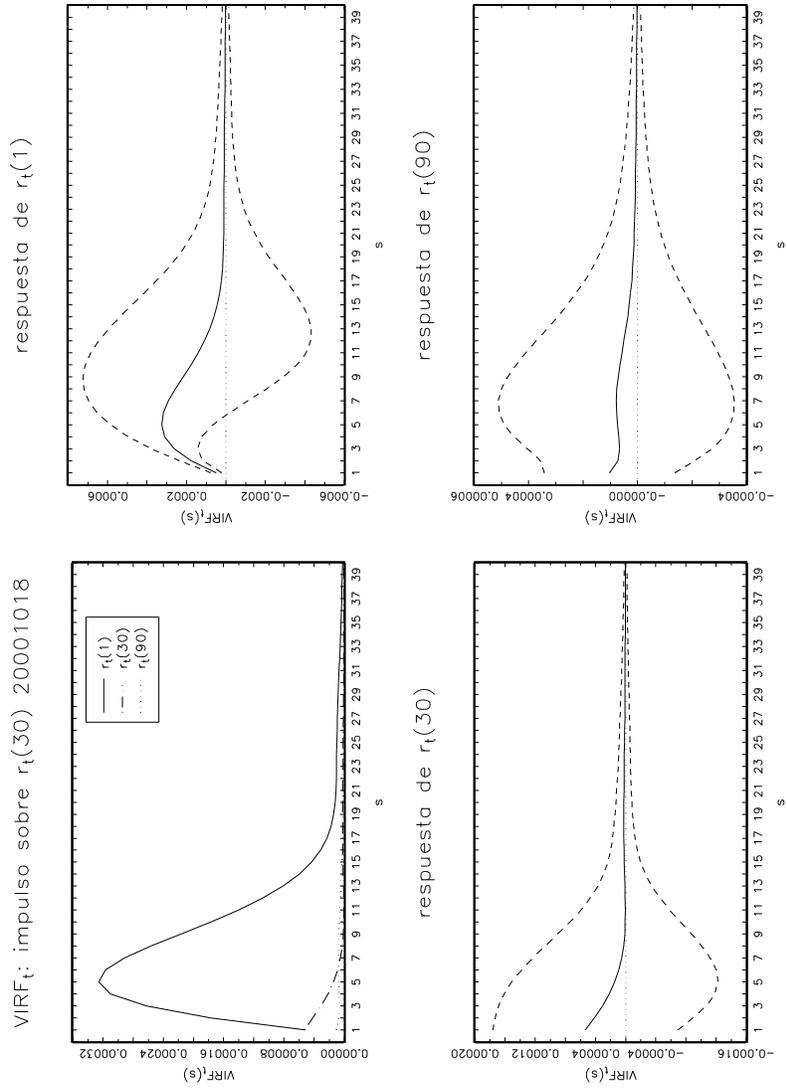


gráfico 10: Función impulso–respuesta para la volatilidad, $VIRF_t(s)$: perturbación sobre $r_t(30)$ en 18/10/2000

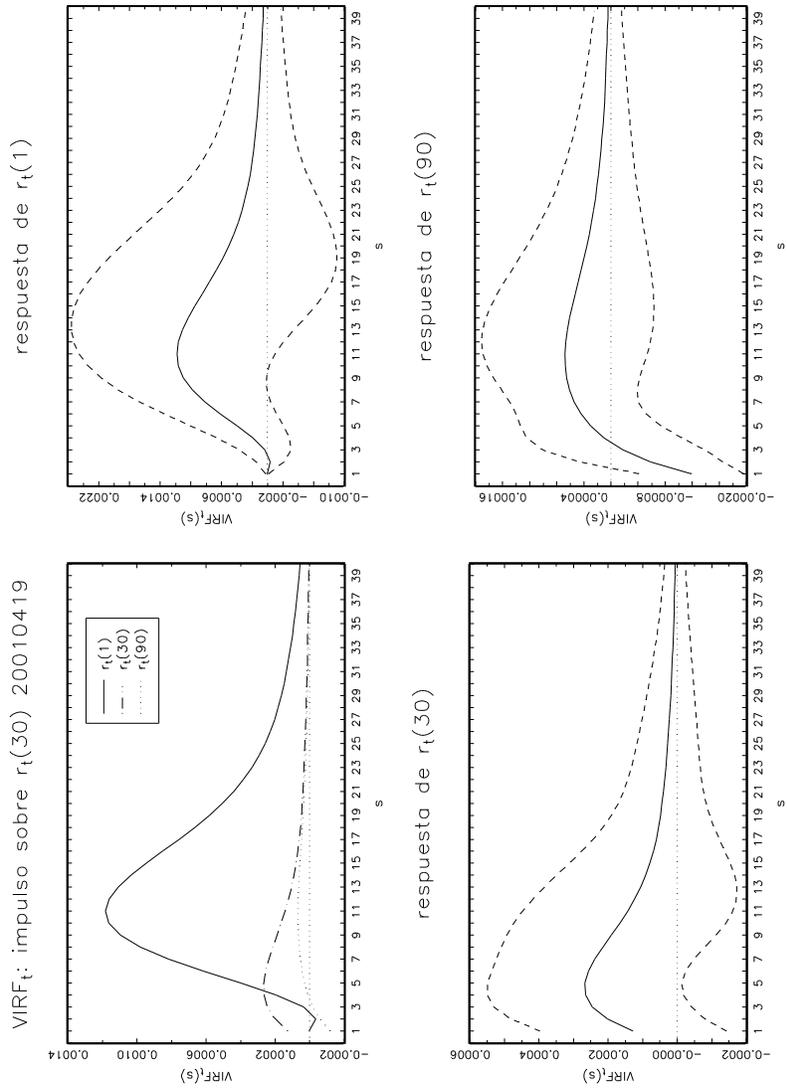


gráfico 11: Función impulso–respuesta para la volatilidad, $VIRF_t(s)$: perturbación sobre $r_t(30)$ en 19/04/2001. Las líneas de puntos delimitan el intervalo de confianza al 95%.

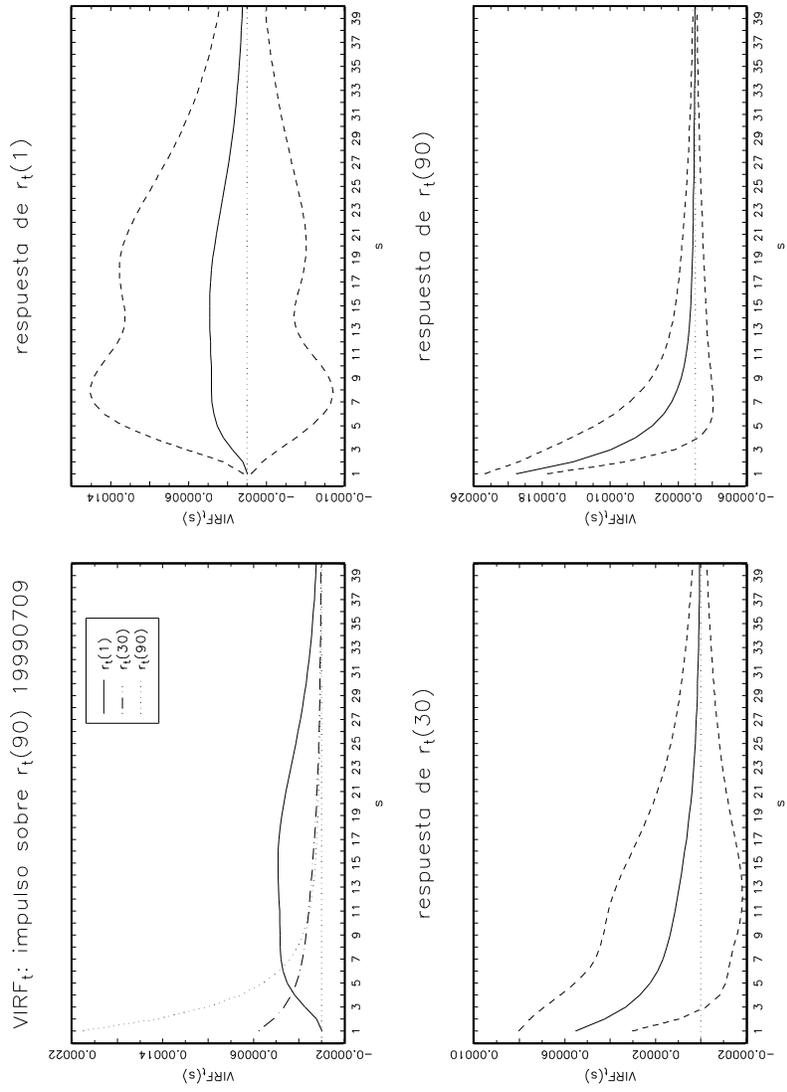


gráfico 12: Función impulso–respuesta para la volatilidad, $VIRF_t(s)$: perturbación sobre $r_t(90)$ en 9/07/1999. Las líneas de puntos delimitan el intervalo de confianza al 95%.

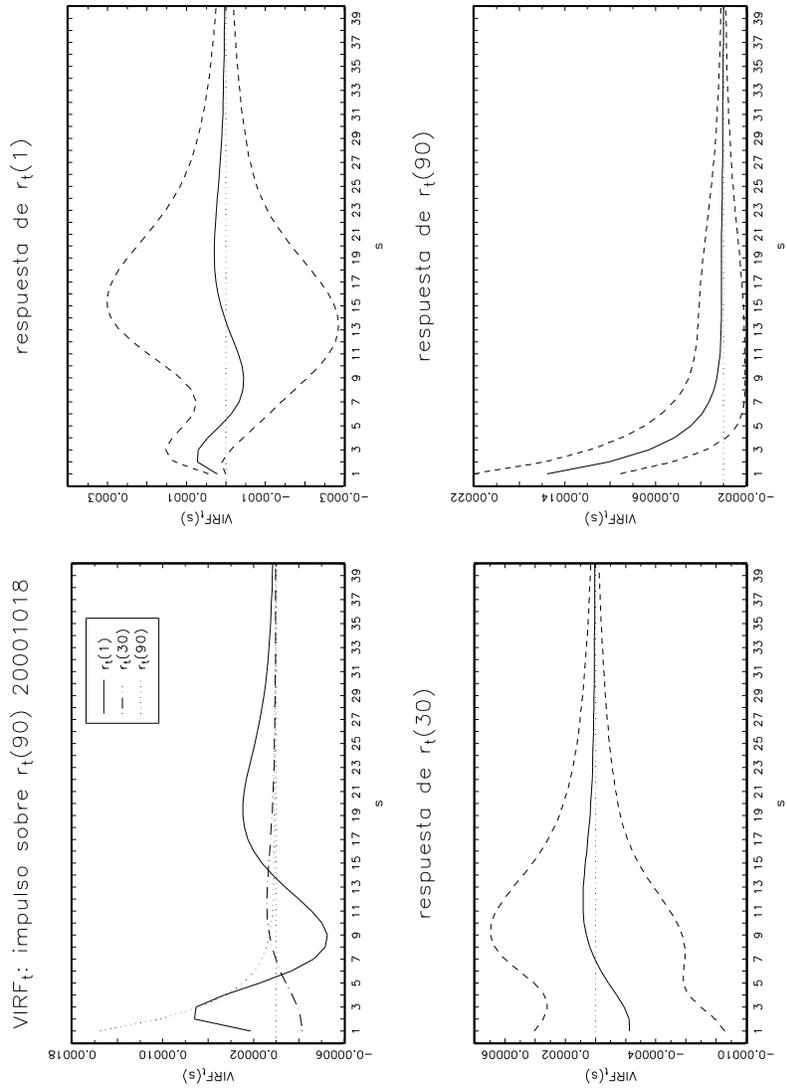


gráfico 13: Función impulso–respuesta para la volatilidad, $VIRF_t(s)$: perturbación sobre $r_t(90)$ en 18/10/2000. Las líneas de puntos delimitan el intervalo de confianza al 95%.

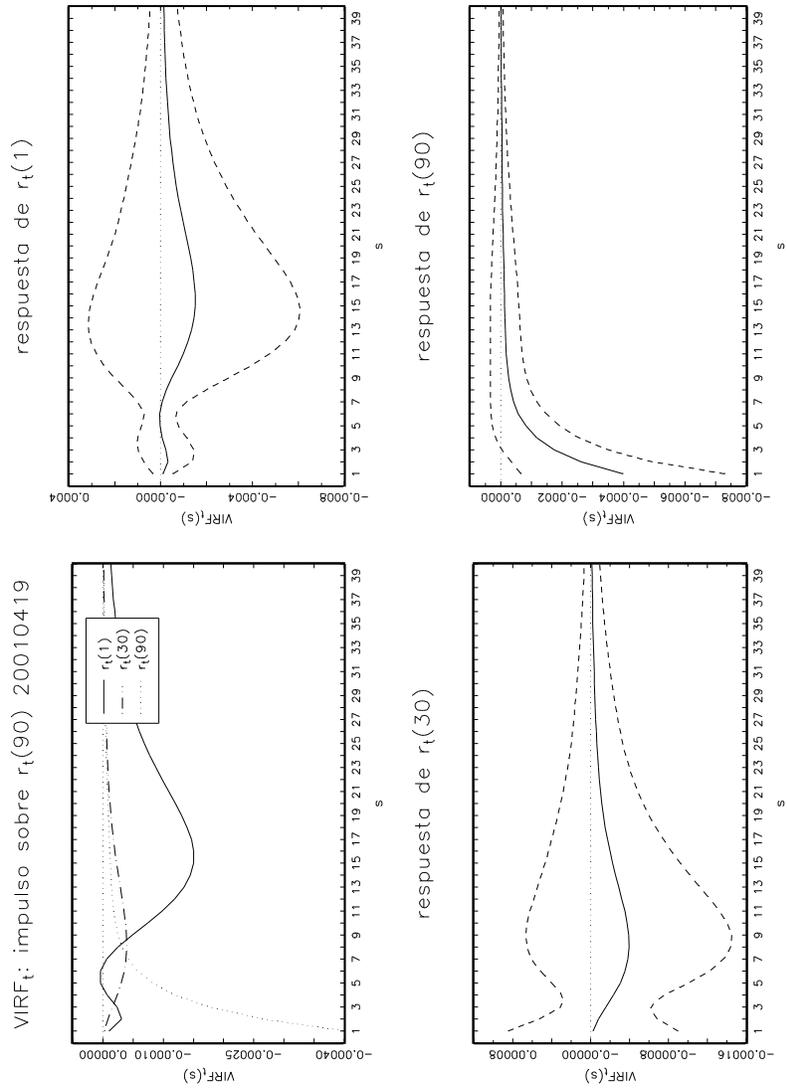


gráfico 14: Función impulso–respuesta para la volatilidad, $VIRF_t(s)$: perturbación sobre $r_t(90)$ en 19/04/2001. Las líneas de puntos delimitan el intervalo de confianza al 95 %.