

UN CONTRASTE ADF SECUENCIAL PARA LA DETECCIÓN DE CAMBIOS EN EL ORDEN DE INTEGRACIÓN*

JOSÉ LUIS FERNÁNDEZ-SERRANO**

Universidad Europea de Madrid

RODRIGO PERUGA URREA

Universidad Complutense

En este trabajo proponemos una metodología para detectar raíces unitarias en procesos estocásticos que presentan distintos órdenes de integración, y la aplicamos al análisis de la convergencia de los tipos de interés a largo plazo de España y Francia respecto de Alemania desde 1994 a 2002. La metodología presentada considera la posibilidad de que en un mismo proceso se puedan distinguir dos partes, una de las cuales sea I(1) y la otra I(0). Para analizar este tipo de comportamiento proponemos tres contrastes secuenciales basados en el contraste ADF. El primero de ellos contrasta simultáneamente la no estacionariedad en las dos partes en las que divide la muestra. Los dos restantes lo hacen en cada una de las submuestras por separado. Los resultados muestran que la potencia de los contrastes cambia dependiendo de la localización de la no estacionariedad y de la existencia de la tendencia determinista en el proceso.

Palabras clave: raíz unitaria, test ADF, contraste secuencial.

Clasificación JEL: C12, C15.

A raíz de los trabajos de Lucas (1988) y Romer (1986), donde se analizan las propiedades del largo plazo de los modelos dinámicos, la literatura económica tanto empírica como teórica, y especialmente la Teoría del Crecimiento [véase, por ejemplo De la Fuente (1997)], ha puesto especial interés en estudiar el comportamiento relativo de variables económicas entre países. Una de las implicaciones de ese comportamiento ha sido el estudio de la convergencia económica, puesta de manifiesto a través de los procesos de integración de los mercados financieros y, en general, de los factores productivos. Esto posibi-

(*) Los autores agradecen los comentarios y sugerencias de dos evaluadores anónimos y de Lola Robles. José Luis Fernández-Serrano agradece la financiación recibida del Ministerio de Ciencia y Tecnología, a través del proyecto BEC2003-03965. Los errores cometidos son de nuestra responsabilidad.

(**) La parte que me corresponde de este trabajo quiero dedicarla a Rodrigo Peruga, mi maestro y mi amigo, a quien siempre guardaré y tendré presente en mi recuerdo.

lita una evolución similar de los niveles y/o los diferenciales de renta, de los índices de producción industrial, de las tasas de inflación o de los tipos de interés.

El proceso de integración y globalización al que se ve sometida la economía a escala mundial, hace que las interrelaciones entre los diferentes países sean cada vez más fuertes. En los últimos años, los países más desarrollados están involucrados en un proceso de convergencia gradual, el cual se traduce en un comportamiento cada vez más similar de las variables macroeconómicas fundamentales a lo largo del tiempo. Este hecho se ha puesto especialmente de manifiesto en el proceso de integración llevado a cabo en los países que forman parte de la Unión Europea (UE). Dicha Unión se ha orientado hacia el logro de un área monetaria única, la Unión Económica y Monetaria (UEM), cuya consecución se ha hecho realidad a partir del 1 de enero de 1999, tras la sustitución de las moneda nacionales por una moneda común, el euro. Para llegar a tal fin, ha sido necesario exigir a los estados miembros el logro de una cierta convergencia económica materializada por el cumplimiento de los denominados criterios de convergencia establecidos en Maastricht en 1992. Como es bien conocido, dichos criterios se han centrado en conseguir la estabilidad de precios, la estabilidad cambiaria, el control de las finanzas y gasto público y, de los tipos de interés a largo plazo.

Una vez establecidos explícitamente los criterios de convergencia, la literatura acerca de su cumplimiento y del grado de credibilidad por parte de los países miembros, ha sido muy abundante. En este sentido, sobre aspectos generales de convergencia en la UEM pueden verse, por ejemplo, los trabajos de Adrews y Willett (1997), De Grauwe (1996), Guldager (1997), Hall *et al.* (1992) y Willett (2000), entre otros. En cuanto al análisis específico de alguno de los criterios de convergencia, por ejemplo la estabilidad cambiaria, podemos destacar los trabajos de Bënassy *et al.* (1997), Fatás (1997), Martín (1998), Rose y Svensson (1994) y Sosvilla-Rivero *et al.* (1999). El estudio de la estabilidad de precios aparece en los trabajos de Bini-Smaghi y Del Giovane (1996), Camarero *et al.* (2000), Galí *et al.* (2001), Sosvilla-Rivero y Olloqui (2001) y Sosvilla-Rivero y Gil-Pareja (2002). Respecto al control de las finanzas públicas, pueden citarse, entre otros, los trabajos de Esteve *et al.* (2000), Guldager (1997) y Hougaard y Jensen (1995). Finalmente, algunos de los trabajos a destacar orientados al análisis de los tipos de interés son los de Camarero *et al.* (1997 y 2002), Fountas y Wu (1998) y Quirós-Romero y Sosvilla-Rivero (1997).

Sin embargo, la evidencia a favor de la existencia de convergencia no es concluyente. Tal discrepancia puede verse favorecida, en ocasiones, por la propia definición de convergencia así como la técnica econométrica utilizada para medirla. Siguiendo a Hall *et al.* (1992), el concepto de convergencia desde el punto de vista económico, consiste en que la diferencia entre dos o más series debe hacerse arbitrariamente pequeña, o tender hacia una cierta constante a lo largo del tiempo. En este sentido, puede decirse que la idea básica de convergencia entre dos series temporales implica que están cointegradas, además con vector de cointegración (1,-1). Por tanto, el análisis de convergencia en este contexto, exigiría utilizar herramientas econométricas capaces de detectar comportamientos estacionarios del diferencial de series analizadas. Si dicho diferencial presentara comportamientos claramente distintos en cuanto a su orden de integración, esto indicaría ausencia de convergencia en aquellos períodos de tiempo en los que fuera no estacionario.

Lo contrario se estaría poniendo de manifiesto en el período temporal en el que el diferencial fuera estacionario.

Desde el punto de vista del análisis económico en general, y econométrico en particular, determinar si efectivamente aparecen distintos órdenes de integración dentro de una misma serie temporal, así como las épocas en torno a las cuales se produce la transición de uno a otro, abre vías de investigación muy interesantes [véase por ejemplo, Leybourne *et al.* (1996), Granger y Swanson (1997) y Maeso (1997)].

En este sentido, el presente trabajo tiene un doble objetivo. El primero de ellos se centra en presentar una nueva metodología, basada en contrastes secuenciales, que permiten detectar cambios en el orden de integración en el proceso que guía el comportamiento de una serie temporal. Además, incorporan de forma endógena el posible punto de ruptura. Finalmente, y enlazando con la abundante literatura relacionada con la “hipótesis del liderazgo alemán” en el seno de la UEM¹, el segundo de los objetivos se centra en aplicar la metodología anterior, al análisis del grado de integración financiera dada por la convergencia en tipos de interés a largo plazo entre España y Alemania y entre Francia y Alemania.

Para abordar estos objetivos, hemos estructurado el trabajo en las siguientes partes. En la sección 1 describimos los contrastes secuenciales con los que vamos a realizar las simulaciones. La sección 2 contiene los análisis de los resultados obtenidos. La tercera sección contiene la aplicación de la metodología a los diferenciales de tipos de interés entre los países señalados anteriormente. Por último, en la sección 4 se resumen las conclusiones generales y, en los Apéndices 1 y 2 se presentan la tipología de las series simuladas y los cuadros con los resultados de las simulaciones, respectivamente.

1. UN CONTRASTE ADF SECUENCIAL DE INTEGRACIÓN PARCIAL

Como es bien conocido, contrastar la existencia de una raíz unitaria en un posible proceso I(1) mediante el contraste ADF consiste en calcular el t-ratio asociado al parámetro δ en la siguiente regresión:

$$\Delta Y_t = \mu + \beta t + \delta Y_{t-1} + \sum_{i=1}^q \gamma_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad [1]$$

donde ΔY_t representa la primera diferencia del proceso, μ es un parámetro constante que determina la tendencia² del proceso bajo la hipótesis nula y la ordenada

(1) Véase, por ejemplo Camarero y Ordóñez (2001), Caporales y Pittis (1995), Hassapis *et al.* (1999), Karfakis y Moschos (1990), Katsimbris y Miller (1993), Kirchgässner y Wolters (1995), Hafer y Kutan (1994), Henry y Weidmann (1995), Oscar Bajo-Rubio *et al.* (2002) y Uctum (1999) entre otros.

(2) De forma general, un proceso paseo aleatorio con deriva del tipo $x_t = \mu + x_{t-1} + \varepsilon_t$ se puede expresar como: $x_t = x_0 + \mu t + \sum_{i=1}^t \varepsilon_i$. En esta expresión, además de un valor inicial, la variable x_t es la suma de dos componentes: [1] $\sum_{i=1}^t \varepsilon_i$ que captura el efecto de los *shocks* permanentes y representa la tendencia estocástica del proceso, y [2] μt , que es la tendencia determinista y guía a lo largo del tiempo al componente anterior. En este sentido, cambios en el parámetro μ recogen cambios en la tendencia determinista. Para una exposición más detallada véase Franses (1996), Harris (1995), Hatanaka (1996) o Maddala y Kim (1998).

de la tendencia bajo la hipótesis alternativa. El parámetro β debe ser cero bajo la hipótesis nula, mientras que determina la pendiente de la tendencia bajo la alternativa. El valor de q indica el número de retardos de la primera diferencia y, por último, ε_t es un proceso i.i.d. $N(0, \sigma)$. Asociado al parámetro δ se calcula un estadístico que no es más que un pseudo t-ratio cuyo valor se compara con la cola inferior de la distribución empírica tabulada bajo la hipótesis nula.

De acuerdo con la expresión [1], la hipótesis nula $H_0: \delta = 0$ implica la existencia de una raíz unitaria. En este caso, se está suponiendo que el comportamiento de la serie está caracterizado por un proceso estocástico que en todo momento del tiempo tiene el mismo orden de integración. Es decir, no se admiten cambios del parámetro δ . Para considerar la posibilidad de que el orden de integración del proceso estocástico cambie en un momento del tiempo, podemos plantear el análisis considerando las siguientes expresiones:

$$\Delta Y_t = \mu + \mu' D_{\lambda t} + (1 - D_{\lambda t}) [\beta_1 t + \gamma_1 Y_{t-1}] + D_{\lambda t} [\beta_2 t + \gamma_2 Y_{t-1}] + \sum_{i=1}^k \delta_i \Delta Y_{t-i} + u_t \quad [2]$$

$$\Delta Y_t = \mu + (1 - D_{\lambda t}) \mu' + (1 - D_{\lambda t}) [\beta_1 t + \alpha_1 Y_{t-1}] + \sum_{i=1}^k \delta_i \Delta Y_{t-i} + u_t \quad [3]$$

$$\Delta Y_t = \mu + D_{\lambda t} \mu' + D_{\lambda t} [\beta_2 t + \alpha_2 Y_{t-1}] + \sum_{i=1}^k \delta_i \Delta Y_{t-i} + u_t \quad [4]$$

$$D_{\lambda t} = \begin{cases} 0 & t < [\lambda T] \\ 1 & t \geq [\lambda T] \end{cases}, \quad \lambda \in (\tau, 1 - \tau) \quad [5]$$

La expresión [5] define una variable ficticia que permite situar el posible punto de corte en cada una de las observaciones de la ventana seleccionada. Dicha ventana estará comprendida entre las $\tau\%$ observaciones iniciales y las $(1 - \tau)\%$ observaciones del final de la muestra. La expresión $[\lambda T]$ indica la parte entera de λT .

De igual manera a como se procede con el contraste ADF indicado en la expresión [1], en el resto de las regresiones ([2], [3] y [4]) se lleva a cabo un contraste similar, pero con matices diferentes. En la [2], se consideran simultáneamente las dos partes complementarias en las que queda dividida la muestra completa mediante la variable ficticia. Dada la metodología secuencial utilizada y la definición de la variable ficticia, a medida que una de esas partes aumenta su tamaño muestral, la otra lo disminuye. Al no imponer ningún tipo de restricción en ninguna de las dos submuestras, lo que se pretende con esta regresión es contrastar la existencia de raíz unitaria frente a estacionariedad en las dos partes de la muestra. Esto permite que una de ellas pueda ser integrada de orden uno y la otra integrada de orden cero. En las otras dos regresiones, se contrasta la existencia de raíz unitaria en sólo una parte de la muestra. La regresión [3] se centra en la primera parte, mientras que la regresión [4] se centra en la segunda. En ambas expresiones se impone la restricción de que la parte complementaria de la muestra presente un comportamiento no estacionario.

La especificación de los contrastes permite considerar, adicionalmente, un posible cambio en la tendencia determinista del proceso con la inclusión de la variable ficticia como explicativa en el modelo. La inclusión de este regresor es necesaria para la correcta especificación de las regresiones auxiliares [2] a [4], ya que, la presencia de un cambio en el orden de integración del proceso induce un cambio en la tendencia determinista aunque de hecho sólo lo haya en la tendencia estocástica³.

Para cada posible punto de corte, situado en cada una de las observaciones de la ventana determinada por el parámetro de *trimming*⁴, τ , se calculan los siguientes estadísticos: t_{γ_1} , t_{γ_2} , t_{α_1} , t_{α_2} . De éstos, los dos primeros, t_{γ_1} y t_{γ_2} , representan el estadístico t asociado a las hipótesis nulas $H_0: \gamma_1 = 0$ y $H_0: \gamma_2 = 0$ en la expresión [2], es decir, la existencia de una raíz unitaria en la primera o en la segunda parte de la muestra, respectivamente. El siguiente, t_{α_1} , es el estadístico t asociado a la hipótesis nula $H_0: \alpha_1 = 0$ en la regresión [3]. En ella se contrasta, como se dijo antes, la existencia de una raíz unitaria en la primera parte de la muestra. Por último, t_{α_2} , representa el estadístico t para la hipótesis nula $H_0: \alpha_2 = 0$ en la cuarta regresión, o lo que es lo mismo, la existencia de una raíz unitaria en la segunda parte de la muestra.

Dado que el enfoque bajo el que vamos a aplicar los contrastes es el secuencial, para cada una de las series simuladas obtendremos las siguientes secuencias de estadísticos: t_{γ_1} , t_{γ_2} , t_{α_1} , t_{α_2} . El número de estadísticos, dados por los valores de los t-ratios que contiene cada una de las secuencias, será igual al tamaño muestral de la ventana seleccionada a través del parámetro de *trimming*, τ . Para cada una de las secuencias calculadas, los dos estadísticos resumen que se toman son el ínfimo y la media correspondiente, tal y como sugiere Hansen (1992). Estos valores van a ser denominados de la siguiente forma: $\text{Inf}t_{\gamma_1}$, Meant_{γ_1} , $\text{Inf}t_{\gamma_2}$, Meant_{γ_2} , $\text{Inf}t_{\alpha_1}$, Meant_{α_1} , $\text{Inf}t_{\alpha_2}$ y Meant_{α_2} . En general, los estadísticos secuenciales están diseñados para tener potencia frente a alternativas con cambio en la raíz unitaria en un período desconocido. El ínfimo de la secuencia tiende a tener potencia frente a la alternativa de un único cambio en la raíz unitaria, mientras que la media se espera que tenga potencia frente a alternativas con un cambio gradual en la raíz unitaria.

Los estadísticos secuenciales permiten calcular el punto de corte más probable dentro de la muestra. Para ello, ofrecen información sobre la posible situación del cambio en el parámetro considerado dentro del intervalo de aplicación que se ha seleccionado. En nuestro caso, también se analiza la información que propor-

(3) Como ilustración, podemos considerar y_t como la suma de dos componentes: $y_t = \mu + v_t$, donde μ es el componente determinista y $v_t = \phi_1 + D_{\lambda t} v_{t-1} + \phi_2 [1 - D_{\lambda t}] v_{t-1} + \varepsilon_t$, el componente estocástico. A partir de esta especificación, podemos expresar y_t como: $y_t = \mu + \mu\phi_1 D_{\lambda t} + \mu\phi_2 [1 - D_{\lambda t}] + \gamma\phi_1 D_{\lambda t} y_{t-1} + \phi_2 [1 - D_{\lambda t}] y_{t-1} + \varepsilon_t$. Agradecemos a un evaluador anónimo esta puntualización.

(4) Con este parámetro se determina el tamaño de la ventana en la que se situarán los posibles puntos de corte, o lo que es lo mismo, el número de observaciones en los extremos de la muestra en los que no se aplica el contraste secuencial. Habitualmente, el intervalo de aplicación de los contrastes más usado en la literatura empírica para la búsqueda de los puntos de corte es (0,15, 0,85). Por ejemplo, en el caso de la especificación [2] y para una muestra de 100 observaciones, tendríamos 70 posibles localizaciones del punto de corte comprendidas entre la observación n° 16 y la n° 85.

ciona el ínfimo de la secuencia de estadísticos para detectar la posible situación del punto de corte. En este sentido, se siguen las indicaciones de Zivot y Andrews (1992) y se toma como estimador del punto de corte, la observación en la que se produce el ínfimo. Dichas observaciones van a venir referenciadas de la siguiente manera: $Ninf_{t\gamma_1}$, $Ninf_{t\gamma_2}$, $Ninf_{t\alpha_1}$ y $Ninf_{t\alpha_2}$, donde los dos primeros indicadores recogen las posiciones muestrales correspondientes a los ínfimos de las secuencias de estadísticos calculados a partir de la regresión [2] y los dos últimos lo hacen para las regresiones [3] y [4], respectivamente⁵.

En otros contextos de análisis en los que los procesos carecen de tendencias deterministas, se pueden utilizar las versiones restringidas de las expresiones [2], [3] y [4] en el siguiente sentido:

$$\Delta Y_t = \mu + \mu' D_{\lambda_t} + \gamma_1 [1 - D_{\lambda_t}] Y_{t-1} + \gamma_2 D_{\lambda_t} Y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \delta_i \Delta Y_{t-i} + u_t \quad [6]$$

$$\Delta Y_t = \mu + \mu' [1 - D_{\lambda_t}] + \alpha_1 [1 - D_{\lambda_t}] Y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \delta_i \Delta Y_{t-i} + u_t \quad [7]$$

$$\Delta Y_t = \mu + \mu' D_{\lambda_t} + \alpha_2 D_{\lambda_t} Y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \delta_i \Delta Y_{t-i} + u_t \quad [8]$$

donde D_{λ_t} es la variable definida en [5]. A partir de estas tres expresiones, el análisis del cambio en el orden de integración se implementa de la misma manera que se ha descrito anteriormente. De esa forma, de [6], [7] y [8], se calcula el mismo conjunto de ocho estadísticos ($Inf_{t\gamma_1}$, $Meant_{\gamma_1}$, $Inf_{t\gamma_2}$, $Meant_{\gamma_2}$, $Inf_{t\alpha_1}$, $Meant_{\alpha_1}$, $Inf_{t\alpha_2}$ y $Meant_{\alpha_2}$) y los correspondientes cuatro estimadores del punto de corte ($Ninf_{t\gamma_1}$, $Ninf_{t\gamma_2}$, $Ninf_{t\alpha_1}$ y $Ninf_{t\alpha_2}$).

2. RESULTADOS DE LAS SIMULACIONES

Los ejercicios de simulación se organizan en tres grupos. En el primero de ellos, dado que los contrastes anteriores se proponen aquí por primera vez, se calculan sus distribuciones empíricas para diferentes tamaños muestrales. Tales distribuciones son calculadas bajo la hipótesis nula de paseo aleatorio sin deriva –es decir, el PGD en este caso se define imponiendo la restricción $\mu = \beta = \delta = \gamma_1 = \dots = \gamma_q = 0$ en la expresión [1]–. En el segundo de los ejercicios de simulación, se analizan las posibles distorsiones de tamaño nominal de todos los contrastes cuando el parámetro que captura los cambios en la tendencia determinista es no nulo. Por último, en el tercer grupo de simulaciones, se estudia la potencia de los contrastes frente a un conjunto de alternativas dentro de los siguientes escenarios: 1) procesos $I(1)$ en la mitad de la muestra e $I(0)$ en la otra mitad, y 2) procesos totalmente $I(0)$.

(5) También ha sido considerado como posible estimador del punto de ruptura, la observación correspondiente a la menor de la secuencia de las sumas residuales. No presentamos sus resultados debido a la similitud observada con los que aquí aparecen, si bien están disponibles para el lector interesado.

Dichos escenarios abordan todas las posibles combinaciones entre procesos estocásticos parcial o totalmente estacionarios. A su vez, dentro de los procesos parcialmente estacionarios se distinguen dos grupos: los que consideran tendencia determinista en la parte no estacionaria y los que no la consideran. Además, en cada una de estas dos subdivisiones se altera el orden en el que se sitúa la estacionariedad, es decir, si son considerados I(0) [I(1)] en la primera [segunda] mitad de la muestra, posteriormente lo serán en la segunda [primera]. Por otro lado, en lo que se refiere a los escenarios que engloban procesos totalmente estacionarios, se distinguen tres posibilidades: procesos en los que ni el coeficiente de autocorrelación de primer orden ni su media cambian a lo largo de toda la muestra; procesos en los que el coeficiente de autocorrelación de primer orden en la primera mitad de la muestra es distinto al de la segunda mitad; y por último, procesos en los que sólo la media de la primera submuestra es diferente a la media de la segunda submuestra.

Para llevar a cabo los ejercicios de simulación en los que las alternativas puedan estar caracterizadas por dos partes con propiedades estadísticas diferentes, debemos definir el PGD de la siguiente forma:

$$\begin{aligned} Y_t &= \mu_1 + \rho_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t & t = 1, \dots, T/2 \\ Y_t &= \mu_2 + \rho_2 Y_{t-1} + \varepsilon_t & t = T/2 + 1, \dots, T \end{aligned} \quad [9]$$

Según esta expresión, el orden de integración, bien sea de una submuestra o de las dos, está caracterizado por los posibles valores de los parámetros ρ_1 y ρ_2 . Basta con considerar el valor de uno de ellos igual a la unidad y el del otro inferior a uno en valor absoluto para caracterizar procesos con los órdenes de integración en los que estamos interesados. El resto de los parámetros, μ_1 y μ_2 , permiten determinar la media de la submuestra cuando ésta es estacionaria ($|\rho_i| < 1$ con $i = 1$ y/o 2), o la evolución de la tendencia determinista, si la submuestra es I(1) ($\rho_i = 1$ con $i = 1$ y/o 2). Según lo anterior, con la alteración del conjunto de parámetros vamos a caracterizar todas las hipótesis alternativas sobre las que se van a realizar los ejercicios de simulación. Por ejemplo, la hipótesis nula bajo la que se calculan las distribuciones empíricas estará dada por:

$$\begin{aligned} H_0: \mu_1 = 0, \quad \mu_2 = 0 \\ \rho_1 = 1, \quad \rho_2 = 1 \end{aligned} \quad [10]$$

Para analizar las posibles distorsiones del tamaño nominal de los contrastes, basta con asignar valores distintos de cero e iguales entre sí a los parámetros μ_1 y μ_2 , permaneciendo iguales a la unidad ρ_1 y ρ_2 . El resto de hipótesis alternativas en las que se basa el análisis de potencia de los contrastes están caracterizadas de la siguiente forma. Para el primero de los escenarios, alternativas I(1) en la mitad de la muestra e I(0) en la otra mitad, los parámetros deben satisfacer las siguientes restricciones:

a) Parámetro que captura cambios en la tendencia determinista en una parte de la muestra es nulo:

$$\begin{aligned} \text{(a1) } H_1: \mu_1 = 0, \quad \mu_2 = 0 \quad \text{y} \quad \text{(a2) } H_1: \mu_1 = 0, \quad \mu_2 = 0 \\ \rho_1 < 1, \quad \rho_2 = 1 \qquad \qquad \qquad \rho_1 = 1, \quad \rho_2 < 1 \end{aligned}$$

b) Parámetro que captura cambios en la tendencia determinista en una parte de la muestra es no nulo:

$$(b1) H_1: \mu_1 = 0, \quad \mu_2 \neq 0 \quad y \quad (b2) H_1: \mu_1 \neq 0, \quad \mu_2 = 0$$

$$\rho_1 < 1, \quad \rho_2 = 1 \qquad \rho_1 = 1, \quad \rho_2 < 1$$

En el segundo de los escenarios considerados, procesos totalmente I(0), las hipótesis alternativas se concentran en tres grupos:

$$(c) H_1: \mu_1 = 0, \quad \mu_2 = 0 \quad (d) H_1: \mu_1 = 0, \quad \mu_2 = 0 \quad (e) H_1: \mu_1 = 0, \quad \mu_2 \neq 0$$

$$\rho_1 < 1, \quad \rho_2 < 1 \qquad \rho_1 < 1, \quad \rho_2 < 1 \qquad \rho_1 < 1, \quad \rho_2 < 1$$

$$\rho_1 = \rho_2 \qquad \rho_1 \neq \rho_2 \qquad \rho_1 = \rho_2$$

Al alterar los valores paramétricos (satisfaciendo éstos siempre las restricciones requeridas en cada caso), podemos abordar todos los procesos estocásticos en cuyo orden de integración estamos interesados en diferenciar. Por ejemplo, se puede variar el tamaño del salto en la evolución de la tendencia determinista dando distintos valores a μ_2 en (b1) o a μ_1 en (b2); también podemos considerar distintos valores para las medias de las submuestras sin más que alterar el parámetro μ_2 en (e), o si se prefiere, podemos considerar distintos “grados” de estacionariedad sin más que asignar valores diferentes a ρ_1 en (b1), a ρ_2 en (b2) o a ambos en (d). Con todo ello, se podrá reflejar cuál, o cuáles, de los contrastes propuestos para cada situación es el más potente en cada caso. De ese modo, su aplicación conjunta ayudará a diferenciar los posibles órdenes de integración dentro de un mismo proceso estocástico.

2.1. Cálculo de las distribuciones empíricas

En primer lugar, tabulamos las distribuciones empíricas de los ocho estadísticos para cuatro tamaños muestrales $T = 500, 250, 100$ y 50 observaciones. Para ello, hemos supuesto que el PGD sigue un proceso paseo aleatorio sin deriva, es decir $Y_t = Y_{t-1} + u_t$, con las innovaciones i.i.d. $N(0,1)$.

Los resultados se presentan respectivamente en el cuadro 1[A] y cuadro 1[B] (Apéndice 2). La primera de ellas, contiene las distribuciones empíricas de los estadísticos derivados de las especificaciones [2], [3] y [4]. Además, incluimos aquí el tamaño muestral de 2.500 observaciones a fin de obtener valores críticos más acordes con la dimensión temporal de las series utilizadas en la aplicación empírica de este trabajo. En el cuadro 1[B] (Apéndice 2), se muestran los valores críticos de los estadísticos asociados a las expresiones [6], [7] y [8].

Se han realizado 50.000 replicaciones para todos los tamaños muestrales considerados. La selección del número de retardos para la primera diferencia se ha hecho siguiendo las recomendaciones de Ng y Perron (1995)⁶.

(6) Said y Dickey (1984) muestran que los efectos sobre la distribución asintótica debidos a la autocorrelación derivada de estructuras MA del término de perturbación, tienden a desvanecerse a

Como es lógico, la magnitud de los percentiles para el estadístico del ínfimo es siempre mayor que la magnitud del correspondiente para la media. En general las distribuciones empíricas son bastante estables ante cambios en el tamaño muestral, si bien presentan evoluciones diferentes. Si nos fijamos en los valores críticos correspondientes a los percentiles del 5% y 10%, observamos que, en general, disminuyen ligeramente cuando aumenta el tamaño muestral. También apreciamos que los valores asociados al $\text{Inft}_{\gamma 1}$ y al $\text{Meant}_{\gamma 1}$ son menores que los del $\text{Inft}_{\alpha 1}$ y $\text{Meant}_{\alpha 1}$. Al contrario sucede cuando se consideran los otros dos grupos de estadísticos.

2.2. *Distorsiones en el tamaño nominal para distintos valores del parámetro μ*

Como señalamos anteriormente, las distribuciones han sido tabuladas bajo la hipótesis nula de paseo aleatorio sin deriva. Nos preguntamos ahora sobre cuáles son los efectos distorsionantes sobre el tamaño de los contrastes asociados a valores no nulos de dicho parámetro. Los resultados de tal análisis aparecen en el cuadro 2 (Apéndice 2) para los tamaños muestrales de 500 y 100 observaciones⁷. Al igual que en los cuadros restantes, la primera fila refleja la parametrización utilizada. La primera columna muestra los estadísticos que vamos a utilizar y, por último, en el resto de las columnas están los porcentajes de rechazo de la hipótesis nula para cada uno de los contrastes. Con los valores críticos del nivel de significación del 10% de cada uno de los estadísticos que aparecen en el cuadro 1 (Apéndice 2), calculamos el porcentaje de rechazos de la hipótesis nula frente a una hipótesis alternativa. Los valores asignados al parámetro μ han sido: 0,05; 0,1 y 0,15 respectivamente. El número de replicaciones que hemos realizado para calcular la potencia ha sido 50.000 en todos los casos.

Según se muestra en el cuadro 2 (Apéndice 2), se aprecian ciertas distorsiones en el tamaño nominal de los contrastes. Las medias $\text{Meant}_{\alpha 1}$ y $\text{Meant}_{\alpha 2}$ rechazan un porcentaje de veces ligeramente superior a su tamaño nominal, mayor cuanto más grande es el tamaño muestral y el valor de μ . El resto de los estadísticos ($\text{Inft}_{\gamma 1}$, $\text{Meant}_{\gamma 1}$, $\text{Inft}_{\gamma 2}$, $\text{Meant}_{\gamma 1}$, $\text{Inft}_{\alpha 1}$ y $\text{Inft}_{\alpha 2}$), a excepción de los dos primeros que apenas sufren distorsiones de su tamaño nominal, muestra un carácter muy conservador. Dicho carácter también se acentúa, a medida que aumenta el tamaño muestral y con la deriva. Esto no es alarmante, ya que lo que se está poniendo de manifiesto es una minimización del error de tipo I.

medida que el orden de retardos se aproxima a $T^{1/3}$. En este sentido, se podría considerar como posible alternativa la inclusión de un número de retardos fijo (e igual $T^{1/3}$). De hecho, en este trabajo también hemos realizado los mismos ejercicios de simulación considerando dicha posibilidad. Sin embargo, los resultados, que no se presentan en este trabajo pero están disponibles para cualquier lector interesado, indican que en general la potencia de los contrastes disminuye.

(7) Para simplificar la presentación de los resultados, sólo mostramos los referidos a las especificaciones [2], [3] y [4] y tamaños muestrales de 500 y 100 observaciones al 10% de nivel de significación. Están disponibles para el lector interesado, los correspondientes a las especificaciones [6], [7] y [8], así como los correspondientes al nivel de significación del 5% y para el resto de los tamaños muestrales.

2.3. Alternativas parcialmente estacionarias y valor nulo del parámetro μ en la parte no estacionaria

En el siguiente análisis nos centramos en el estudio del comportamiento de todos los contrastes frente a alternativas caracterizadas por series con una parte no estacionaria, y otra segunda, estacionaria con media nula. Para realizar el análisis utilizamos un PGD que contiene ambas características. Por otro lado, asignar un valor nulo al parámetro μ en la parte no estacionaria del PGD hace que no se viole la hipótesis nula. Dicha hipótesis se incumple en la parte del proceso que es estacionaria. Esto nos va a permitir realizar una doble labor, pues por un lado podremos reflejar el porcentaje de rechazos de la hipótesis nula y, por otro, obtendremos información acerca de la estimación del punto de corte, o lo que es lo mismo, del momento en el que el comportamiento de la serie pasa de estar caracterizado por un proceso integrado de orden uno a otro estacionario.

En la parametrización utilizada, hemos considerado valores del coeficiente de autocorrelación de primer orden que aproximen las series simuladas a las que se observan en la realidad. Adicionalmente, analizamos el caso en el que dicho coeficiente se aleja bastante de la raíz unitaria. Los resultados y valores paramétricos de las series se presentan en el cuadro 3 (Apéndice 2). En el gráfico 3 del Apéndice 1, se muestra la tipología general de dichas series. Las denominadas “Series Tipo 1” son aquellas en las que la no estacionariedad está situada en la primera parte de la muestra. Cuando ocurre lo contrario, las hemos denominado “Series Tipo 2”.

Como se observa en las columnas 2 a 4 del cuadro 3 (Apéndice 2), correspondientes a las series del Tipo 1, los contrastes Inft_{γ_1} , Meant_{γ_1} , Inft_{α_1} y Meant_{α_1} rechazan la hipótesis nula un porcentaje de veces próximo a su tamaño nominal. Por ejemplo, cuando el valor de ρ_2 es 0,95 y $T = 500$ observaciones, tales porcentajes se sitúan en torno al 9% para los dos primeros y al 10% para los dos últimos. Para el resto de los tamaños muestrales exhiben un comportamiento similar. Por otro lado, la parte estacionaria es bien detectada por los estadísticos Inft_{γ_2} y Meant_{γ_2} y por el Inft_{α_2} y el Meant_{α_2} , mostrando una potencia ligeramente superior los dos primeros. Como se puede ver, la potencia aumenta con el tamaño muestral y a medida que disminuye el valor de ρ_2 . Por ejemplo, para muestras de 500 observaciones y ρ_2 igual a 0,95, los porcentajes de rechazo se sitúan en torno al 41% para pasar al 100% cuando ρ_2 es igual a 0,5.

En relación con el análisis de las series del Tipo 2 (columnas 5 a 7), son los estadísticos que contrastan estacionariedad en la primera parte de la muestra (Inft_{γ_1} , Meant_{γ_1} , Inft_{α_1} y Meant_{α_1}) los que rechazan la nula más frecuentemente. Para tamaños muestrales de 500 observaciones, los porcentajes rondan el 42% (30%) para las medias (ínfimos) cuando la primera mitad del PGD presenta un coeficiente de autocorrelación próximo a la unidad. A medida que el coeficiente de autocorrelación de primer orden se hace más pequeño, el porcentaje llega a ser del 100%. La potencia disminuye a medida que lo hace el número de observaciones considerado, aunque el orden se mantiene. Así, para series con 100 observaciones, en general los porcentajes de rechazo son ligeramente superiores a su tamaño cuando ρ_1 toma el valor de 0,95. Sin embargo, tienden al 85% a medida que ρ_1 disminuye. El grupo de estadísticos que contrastan la existencia de una raíz unitaria en la segunda parte

de la muestra, Inft_{γ_2} , Meant_{γ_2} , Inft_{α_2} y Meant_{α_2} , muestran un porcentaje cercano a su tamaño nominal, si bien los dos últimos se muestran muy conservadores, para tamaños muestrales de 500 observaciones y ρ_1 igual a 0,5.

En el panel inferior de este mismo cuadro, se presentan los resultados referidos a la localización del punto de corte. Para cada uno de los indicadores (Ninft_{γ_1} , Ninft_{α_1} , Ninft_{γ_2} y Ninft_{α_2}), aparece el valor medio de las secuencias correspondientes a cada parametrización y, entre paréntesis, la desviación típica de dicha secuencia. De los resultados, se aprecia un comportamiento similar en los estimadores Ninft_{γ_1} y Ninft_{α_1} y para Ninft_{γ_2} y Ninft_{α_2} . Los dos primeros suelen sobreestimarlos, si bien Ninft_{α_1} lo sitúa más próximo a la mitad de la muestra cuando la serie es estacionaria en la segunda submuestra. Los otros dos estimadores, en general, subestiman el punto de corte, siendo Ninft_{γ_2} el que comete menos error. De forma general, el punto de corte se localiza adecuadamente cuando el contraste de integración asociado tiene potencia. Por el contrario, la estimación es más errática cuando el contraste está bajo la hipótesis nula y el porcentaje de rechazos es cercano a su tamaño nominal.

2.4. *Alternativas parcialmente estacionarias y valor no nulo del parámetro μ en la parte no estacionaria*

En este apartado, hemos considerado tres posibles escenarios. Los dos primeros abarcan series que son no estacionarias en la primera parte de la muestra y estacionarias en la segunda. Este escenario es especialmente relevante para el análisis de la convergencia. Como ya se ha señalado anteriormente, el diferencial de series tendrá un comportamiento inicial no estacionario que pasará a ser estacionario cuando la convergencia se haya alcanzado. La diferencia entre los dos escenarios es que en el primero de ellos, la media de la parte estacionaria es nula, mientras que en el segundo es distinta de cero. De esta forma se puede diferenciar entre series que convergen a un mismo nivel y otras que lo hacen a niveles distintos. El tercer escenario se corresponde con series estacionarias en su primera parte y no estacionarias en la segunda.

El aspecto que presentan las series simuladas se puede observar en el gráfico 4 (Apéndice 1), donde se denominan respectivamente “Series Tipo 1”, “Series Tipo 2” y “Series Tipo 3”. Las primeras son decrecientes en la primera submuestra para pasar a fluctuar en torno a cero en la segunda submuestra. Las segundas están simuladas de tal forma que sean crecientes en la primera submuestra y en la segunda fluctúen alrededor de un valor medio distinto de cero⁸. Finalmente, las “Series Tipo 3” tienen media nula en la primera parte de la muestra y en la segunda parte son crecientes.

Los resultados del análisis están en el cuadro 4 (Apéndice 2). Las columnas 2 a 4 contienen los resultados correspondientes a las series Tipo 1. Los correspon-

(8) El valor medio de esta segunda submuestra, viene determinado por la última observación de la primera submuestra. En este sentido: $\mu_2 = Y_{T/2} (1 - \rho_2)$ con $\mu_2 \neq 0$, pero cambiará para cada serie simulada, ya que $Y_{T/2}$ no tiene por qué ser igual en cada caso. Por ese motivo el valor de μ_2 no se especifica en la columnas 5, 6 y 7 del cuadro 4 en el Apéndice 2.

dientes a las series Tipo 2 se muestran en las columnas 5 a 7 y finalmente, los referidos a las series Tipo 3 están en las columnas 8 a 10.

De forma general, cuando la estacionariedad está situada en la segunda parte de la muestra, es bien detectada por los estadísticos $\text{Inft}_{\gamma 2}$, $\text{Meant}_{\gamma 2}$, $\text{Inft}_{\alpha 2}$ y $\text{Meant}_{\alpha 2}$. Se aprecia el mismo comportamiento por parte del $\text{Inft}_{\gamma 1}$, $\text{Meant}_{\gamma 1}$, $\text{Inft}_{\alpha 1}$ y $\text{Meant}_{\alpha 1}$ cuando la estacionariedad está en la primera parte de la muestra. Para muestras de 500 observaciones, los porcentajes de rechazo respectivos rondan el 100% de las veces, si bien, suelen ser mayores los asociados a los estadísticos que contrastan simultáneamente ambas submuestras. La misma ordenación se mantiene para el resto de los tamaños muestrales, aunque con niveles de rechazo inferiores. En todos los casos, la potencia de los contrastes basados en la media de los estadísticos es ligeramente superior que la correspondiente al ínfimo. Por otro lado, conviene destacar las distorsiones en el tamaño cuando no se incumple la hipótesis nula. De forma general, los contrastes se muestran más conservadores cuando la no estacionariedad está situada en la primera parte de la muestra.

Los estimadores del punto de corte muestran un comportamiento similar al señalado en el apartado anterior. Al igual que en ese caso, lo suelen situar adecuadamente cuando el contraste de integración asociado tiene potencia y muestra un comportamiento más impreciso cuando el contraste está bajo la nula y su porcentaje de rechazos está próximo a su tamaño nominal. No obstante, lo estiman por exceso cuando la estacionariedad está situada en la primera parte de la muestra y, al contrario cuando está en la segunda mitad de la muestra.

2.5. Alternativas estacionarias

En el cuadro 5 presentamos los resultados correspondientes al comportamiento de los estadísticos en un escenario de estacionariedad, si bien, el coeficiente de autocorrelación de primer orden puede ser diferente por submuestras. En este sentido, hemos considerado los siguientes grupos de alternativas:

- 1) Series con media nula y coeficiente de autocorrelación de primer orden (ρ) constante. Los resultados correspondientes aparecen en las columnas 2 a 4.
- 2) Series con media nula y con coeficiente de autocorrelación de primer orden (ρ) no constante. Con este tipo de alternativas analizamos si la magnitud y posición del cambio afectan al comportamiento de los estadísticos. Los resultados se presentan en las columnas 5 y 6. Series de este tipo simuladas aparecen en el gráfico 5 del Apéndice 1 y se denominan respectivamente “Series Tipo 1” y “Series Tipo 2”.
- 3) Series estacionarias con distinta media y coeficiente de autocorrelación de primer orden constante. De esta forma podemos analizar las distorsiones que sufre la potencia de los contrastes ante cambios en la magnitud de la media (aumentos o disminuciones). Dichos resultados aparecen en las columnas 7 a 10. Como en el caso anterior, las series de este tipo simuladas aparecen en el gráfico 5 del Apéndice 1 y se denominan “Series Tipo 3”.

Respecto al primer conjunto de alternativas, se puede apreciar un incremento de la potencia de los contrastes a medida que aumentamos el tamaño muestral y disminuimos el valor del coeficiente de autocorrelación de primer orden. Cuando disminuye el número de observaciones y aumenta el coeficiente de correlación,

dichos porcentajes se aproximan al tamaño nominal, siendo siempre la potencia de las medias mayor que la de los ínfimos.

Al igual que en el caso anterior, la potencia también es elevada cuando se consideran alternativas como las del segundo grupo. Para muestras de tamaño 100, también aquí son las medias de los contrastes que consideran sólo una submuestra las más potentes. Al aumentar el tamaño muestral mejora el comportamiento de todos los estadísticos, llegando a rechazar el 100% de las veces cuando se consideran series con 500 observaciones.

Por último, en el tercero de los escenarios considerados, se aprecia un comportamiento más errático de los contrastes cuando se producen cambios en la media de las series y disminuye el tamaño muestral. Dichas distorsiones son más frecuentes para tamaños muestrales pequeños, donde por ejemplo, para muestras con 100 observaciones, son los estadísticos que consideran la segunda submuestra $-Inf_{\gamma_2}$ y Inf_{α_2} los que menos deambulan. No obstante, cuando aumenta el tamaño muestral, se aprecia un comportamiento unánime por parte de todos los estadísticos, situándose el porcentaje de rechazos en todos ellos en torno al 99%.

En general, los estimadores del punto de corte tienen un sesgo excesivo, positivo o negativo dependiendo del estimador. Para el caso de alternativas estacionarias estables (primer grupo), los estimadores $Ninf_{\gamma_1}$ y $Ninf_{\alpha_1}$ sobreestiman generalmente el punto de corte, aumentando el sesgo cuanto más grande es el tamaño muestral. En cambio, ocurre lo contrario con los estimadores $Ninf_{\gamma_2}$ y $Ninf_{\alpha_2}$. Dado ese comportamiento, si calculamos la media aritmética del resultado para $Ninf_{\gamma_1}$ y $Ninf_{\gamma_2}$, obtenemos una estimación con menos sesgo que el que muestran por separado. Lo mismo sucede con el $Ninf_{\alpha_1}$ y $Ninf_{\alpha_2}$.

Cuando la media del proceso es nula, pero cambia el coeficiente de autocorrelación de primer orden, sistemáticamente el $Ninf_{\gamma_1}$ y $Ninf_{\alpha_1}$ presentan sesgos elevados y positivos. Los otros dos estimadores $Ninf_{\gamma_2}$ y $Ninf_{\alpha_2}$ tienen un sesgo negativo, el cual, como los anteriores, aumenta con el tamaño muestral. Al variar la media del proceso, la estimación del punto de corte se aproxima bastante a la posición en la que éste ha sido situado en las simulaciones. El sesgo se reduce prácticamente a cero a medida que aumenta el tamaño muestral, reduciéndose también la varianza. Este comportamiento se acentúa cuando el salto en la media es más pronunciado.

3. APLICACIÓN EMPÍRICA: ANÁLISIS DE LA CONVERGENCIA EN TIPOS DE INTERÉS

En esta sección, pretendemos ilustrar el uso práctico de los contrastes secuenciales propuestos. Para ello estudiamos la convergencia entre los tipos de interés a largo plazo de España y Francia respecto a los de Alemania, a lo largo de las denominadas dos últimas fases de creación de la UEM. Utilizamos datos diarios de los bonos del gobierno a 10 años de dichos países obtenidos de EcoWin a través del Instituto Complutense de Análisis Económico (ICAE). Expanden el período comprendido entre el 4 de enero de 1993 hasta el 22 de abril de 2002, proporcionando un total de 2.426 observaciones.

En el gráfico 1 se presenta la evolución de los tipos de interés a largo plazo de España y Alemania. La parte superior del mismo, aparece reflejada la evolu-

Gráfico 1: ALEMANIA Y ESPAÑA

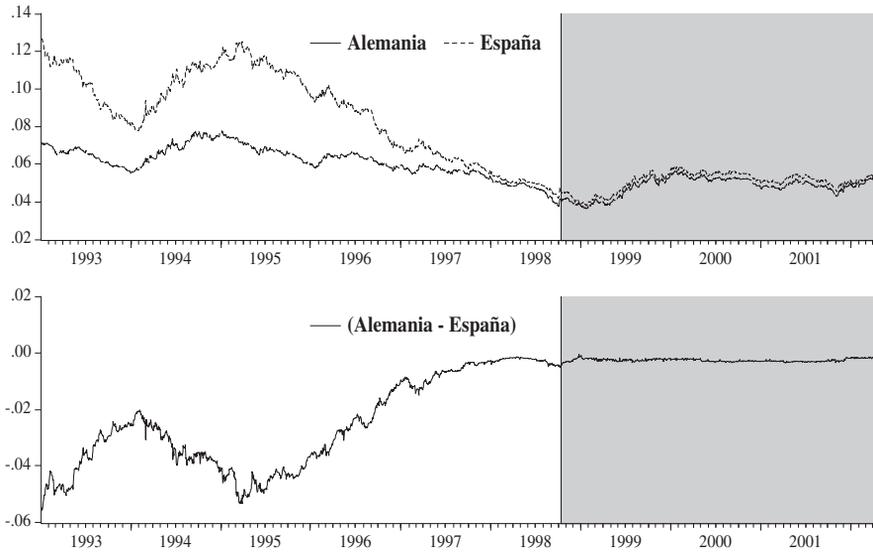
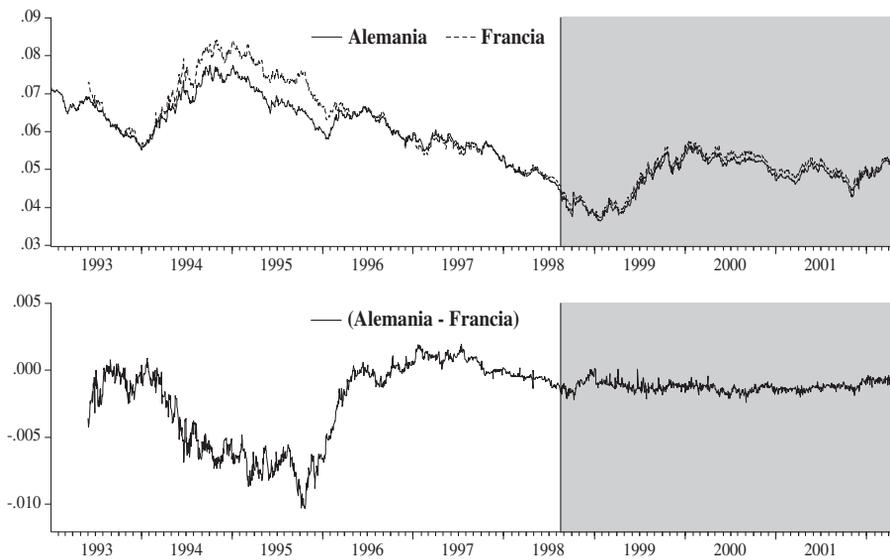


Gráfico 2: ALEMANIA Y FRANCIA



ción temporal de ambos tipos a lo largo del período de análisis y, en la inferior representamos su diferencial para el mismo período de tiempo. En el gráfico 2, se muestra lo mismo pero para el caso de los tipos de interés a largo plazo de Francia y Alemania.

Las áreas sombreadas que aparecen en ambos gráficos, se corresponden con los períodos de tiempo en los que los contrastes secuenciales indican un comportamiento estacionario del diferencial, es decir, los períodos de tiempo en los que estos países han alcanzado su convergencia en tipos de interés a largo plazo.

Como se puede apreciar en la evolución de las series de tipos y de sus diferenciales, a lo largo de la Segunda Fase de creación de la UEM (del 1 de enero de 1994 a 1 de enero de 1999), los esfuerzos desarrollados por parte del Instituto Monetario Europeo (IME) para fortalecer la cooperación entre los Bancos Centrales Nacionales y por coordinar las políticas monetarias, dieron sus frutos. Eso se puso de manifiesto en el acercamiento progresivo de los respectivos tipos de interés nacionales a los Alemanes⁹. De esa forma se pudo poner en marcha la Tercera Fase de creación de la UEM (del 1 de enero de 1999 a 1 de marzo de 2002) mediante la constitución del Sistema Europeo de Bancos Centrales (SBCE) y la ejecución de la política Monetaria Única por parte del Banco Central Europeo (BCE).

Lo anterior podría encuadrarse dentro de un proceso de convergencia cuyo análisis estadístico es el que se aborda a continuación. Para ello, se hace uso del concepto de convergencia que aparece en Hall *et al.* (1992)¹⁰. Según estos autores, la convergencia entre dos series temporales aparece cuando la diferencia entre ellas se hace arbitrariamente pequeña o bien, cuando tiende hacia una cierta constante a lo largo del tiempo. Concretamente, se está suponiendo que la existencia de convergencia implica cointegración, con vector de cointegración (1,-1). Por tanto, el diferencial de series ha de ser estacionario en el caso de convergencia. Lógicamente, si la información disponible es amplia, pueden aparecer períodos de tiempo en los que ese diferencial sea no estacionario. Estos períodos, serán generalmente anteriores a la consecución de la convergencia. Para detectar convergencia, el empleo de los contrastes secuenciales presentados es especialmente útil.

Los resultados de la aplicación de estos contrastes al análisis de convergencia en tipos de interés, entre España y Alemania y entre Francia y Alemania se muestran en el siguiente cuadro A. Las conclusiones derivadas se han obtenido teniendo en cuenta los valores críticos tabulados para tamaños muestrales de 2.500 observaciones. Tales valores críticos aparecen en el cuadro 6 (Apéndice 1).

Los contrastes señalan la existencia de dos períodos claramente diferenciados. Los resultados que hacen referencia al comportamiento estacionario en el diferencial de tipos aparecen sombreados y se corresponden con las mismas áreas marcadas anteriormente en los gráficos 1 y 2.

(9) Aunque el objetivo de este trabajo no es el mostrar evidencia a favor de la hipótesis de dominio de la economía alemana en el entorno económico europeo, implícitamente si se está otorgando cierto papel de liderazgo al tomar como referencia los tipos de interés de la deuda alemana.

(10) Otros conceptos de convergencia menos restrictivos pueden verse, por ejemplo, en Bernard y Durlauf (1995, 1996), Greasley y Oxley (1997) y Oxley y Greasley (1995).

Cuadro A: ANÁLISIS DEL ORDEN DE INTEGRACIÓN DE LOS TIPOS DE INTERÉS A LARGO PLAZO

Panel (a): Alemania-España					
Inft_{γ_1}	Ninft_{γ_1}	Meant_{γ_1}	Inft_{γ_2}	Ninft_{γ_2}	Meant_{γ_2}
-3,323	8/3/96	-1,722	-4,675*	16/10/98	-2,793*
Inft_{α_1}	Ninft_{α_1}	Meant_{α_1}	Inft_{α_2}	Ninft_{α_2}	Meant_{α_2}
-3,241	25/3/99	-1,687	-4,930*	16/10/98	-3,242*
Panel (b): Alemania-Francia					
Inft_{γ_1}	Ninft_{γ_1}	Meant_{γ_1}	Inft_{γ_2}	Ninft_{γ_2}	Meant_{γ_2}
-3,772	16/12/94	-2,224	-7,977*	17/8/98	-4,050*
Inft_{α_1}	Ninft_{α_1}	Meant_{α_1}	Inft_{α_2}	Ninft_{α_2}	Meant_{α_2}
-3,772	28/12/99	-2,134	-8,101*	17/8/98	-3,987*

*, **: Indican el rechazo de la hipótesis nula al 5% y 10% de significación respectivamente.

Como se puede apreciar en el Panel (a) del anterior cuadro A, el diferencial de tipos de interés a largo plazo entre Alemania y España presenta un comportamiento claramente diferenciado antes y después de mediados de octubre de 1998. Todos los contrastes diseñados para detectar estacionariedad en la segunda parte de la muestra, tanto de manera individual (Inft_{α_2} y Meant_{α_2}) como conjunta (Inft_{γ_2} y Meant_{γ_2}), coinciden en señalar como estacionaria esta parte de la muestra, concretamente a partir de mediados de octubre de 1998. Conclusiones similares a las anteriores vuelven a ponerse de manifiesto en el análisis del diferencial de tipos de interés entre Alemania y Francia (Panel (b)). También en este caso, los contrastes secuenciales indican un comportamiento estacionario a partir de mediados de agosto de 1998, concretamente a partir del 17 de agosto de 1998, tal y como indican los estimadores del punto de corte Ninft_{γ_2} y Ninft_{α_2} .

Como es lógico suponer, la transición de un comportamiento no estacionario a otro estacionario no se produce en un período o fecha concreta. Es de esperar que se produzca de forma paulatina a la largo de un período de tiempo más o menos corto. En los casos que nos ocupan, se señala el tránsito o consecución de la convergencia en tipos de interés entre España y Alemania, alrededor de mediados de octubre de 1998 y un poco antes, mediados de agosto de 1998, para el caso de Francia. En general, el cambio se sitúa a mediados de lo que se ha denominado fase previa de preparación de la UEM. En esta fase, que abarca desde la primavera de 1998 hasta el final de dicho año, se determinaron los países que inicialmente cumplían las condiciones para la adopción de la moneda única el 1 de enero de 1999; se constituye plenamente el Banco Central Europeo (BCE) que, el 1 de junio de 1998 sustituye al IME y, finalmente, se adaptan las legislaciones nacionales para permitir

la ejecución de la política monetaria única bajo la responsabilidad del BCE. Por este motivo, cabría esperar que, dado el período tan activo institucionalmente, el proceso de convergencia no se materializase exactamente en la primavera de 1998.

4. CONCLUSIONES

En este trabajo proponemos una metodología de contraste para detectar raíces unitarias en procesos estocásticos que presentan distintos órdenes de integración. Este procedimiento es especialmente relevante en el contexto del análisis de la convergencia económica, ya que ésta se verá reflejada en un comportamiento estacionario del diferencial de variables económicas correspondiente.

La metodología de análisis desarrollada se compone de tres contrastes secuenciales, los cuales analizan de forma conjunta o separadamente, el cambio en el orden de integración que pueda presentar una serie temporal. Para cada contraste se calcula una secuencia de pseudo t-ratios de los cuales se toman como indicadores el ínfimo y la media respectiva. Dado el diseño de los contrastes, al final tenemos un total de ocho estadísticos: Inft_{γ_1} , Meant_{γ_1} , Inft_{γ_2} y Meant_{γ_2} , correspondientes al primer contraste; Inft_{α_1} y Meant_{α_1} , correspondientes al segundo; y Inft_{α_2} y Meant_{α_2} al tercero. De todos ellos se proporcionan las distribuciones empíricas para distintos tamaños muestrales.

Los resultados de la aplicación de los ocho estadísticos anteriores permiten establecer si la serie es estacionaria o integrada de orden uno en todo el período, o bien, si presenta un comportamiento diferenciado en términos del orden de integración a partir de una fecha determinada. Adicionalmente, este procedimiento proporciona, de forma endógena, cuatro estimadores del posible punto de corte en el que se produce el cambio en el orden de integración de la serie (Ninft_{γ_1} , Ninft_{γ_2} , Ninft_{α_1} y Ninft_{α_2}). Dichos estimadores se corresponden con la observación asociada al valor de cada ínfimo.

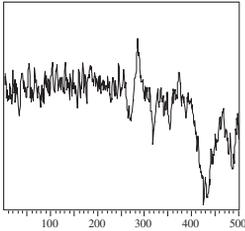
Cuando analizamos la potencia de los contrastes frente a un conjunto de alternativas relevantes, encontramos un comportamiento favorable de los mismos. Se han considerado dos grandes grupos de escenarios. En el primer grupo se considera estacionariedad parcial de las series y en el segundo estacionariedad total. Encontramos que la localización del punto de ruptura es más precisa en aquellos escenarios en los que los contrastes muestran mayor potencia.

Con objeto de ilustrar la metodología propuesta, la utilizamos en el estudio del análisis de convergencia de los tipos de interés a largo plazo de España y Francia respecto a los tipos de Alemania desde 1994 a 2002 (las dos últimas etapas de constitución de la UEM en Europa). Los resultados para los países analizados, parecen indicar que la consecución de la convergencia plena en tipos de interés se alcanzó, en el caso de Francia, a mediados de agosto de 1998. En el caso de España, la estabilidad del diferencial de tipos respecto a Alemania se logró a mediados de octubre de ese mismo año.

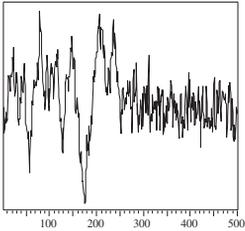
APÉNDICE 1: TIPOLOGÍA GENERAL DE LAS SERIES SIMULADAS

En este apéndice se presentan los gráficos de una serie representativa correspondiente a los distintos escenarios sobre los que se ha llevado a cabo el análisis de potencia de los contrastes secuenciales presentados.

Gráfico 3: TIPOLOGÍA DE LAS SERIES ANALIZADAS EN EL CUADRO 3

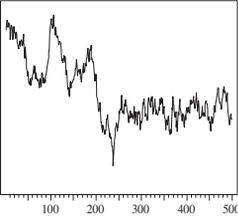


Series Tipo 1

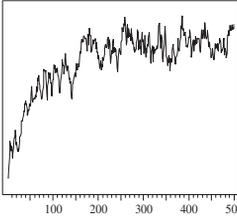


Series Tipo 2

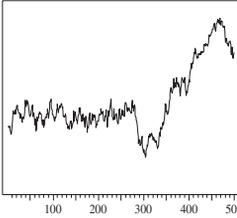
Gráfico 4: TIPOLOGÍA DE LAS SERIES ANALIZADAS EN EL CUADRO 4



Series Tipo 1

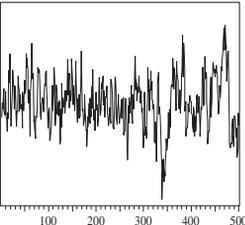


Series Tipo 2

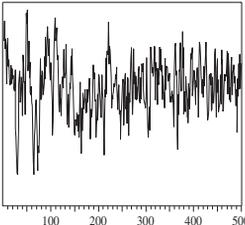


Series Tipo 3

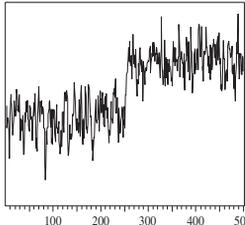
Gráfico 5: TIPOLOGÍA DE LAS SERIES ANALIZADAS EN EL CUADRO 5



Series Tipo 1



Series Tipo 2



Series Tipo 3

APÉNDICE 2: CUADROS

Cuadro 1[A]. DISTRIBUCIONES EMPÍRICAS. PROCESOS CON TENDENCIAS DETERMINISTAS								
Percentiles	Inft _{γ_1}	Meant _{γ_1}	Inft _{γ_2}	Meant _{γ_2}	Inft _{α_1}	Meant _{α_1}	Inft _{α_2}	Meant _{α_2}
T = 2.500								
1%	-5,189	-3,605	-5,050	-3,066	-4,906	-3,432	-5,521	-3,439
2,5%	-4,895	-3,370	-4,791	-2,842	-4,632	-3,219	-4,956	-3,220
5%	-4,657	-3,167	-4,569	-2,649	-4,403	-2,994	-4,739	-3,041
10%	-4,385	-2,950	-4,316	-2,436	-4,141	-2,799	-4,492	-2,840
20%	-4,084	-2,695	-4,026	-2,183	-3,847	-2,565	-4,206	-2,604
50%	-3,533	-2,241	-3,493	-1,719	-3,357	-2,131	-3,698	-2,172
T = 500								
1%	-5,161	-3,595	-4,985	-3,051	-4,907	-3,411	-5,133	-3,394
2,5%	-4,859	-3,347	-4,723	-2,830	-4,647	-3,186	-4,873	-3,179
5%	-4,614	-3,152	-4,492	-2,642	-4,423	-2,984	-4,655	-2,999
10%	-4,349	-2,935	-4,247	-2,436	-4,175	-2,777	-4,416	-2,800
20%	-4,039	-2,676	-3,950	-2,175	-3,881	-2,535	-4,139	-2,569
50%	-3,490	-2,222	-3,412	-1,707	-3,367	-2,101	-3,637	-2,150
T = 250								
1%	-5,156	-3,589	-4,969	-3,057	-4,916	-3,402	-5,085	-3,360
2,5%	-4,851	-3,347	-4,699	-2,834	-4,643	-3,158	-4,836	-3,148
5%	-4,608	-3,144	-4,461	-2,641	-4,413	-2,961	-4,624	-2,975
10%	-4,338	-2,925	-4,198	-2,426	-4,164	-2,745	-4,388	-2,769
20%	-4,020	-2,663	-3,911	-2,174	-3,869	-2,497	-4,102	-2,538
50%	-3,467	-2,208	-3,370	-1,701	-3,360	-2,057	-3,597	-2,123
T = 100								
1%	-5,153	-3,593	-4,999	-3,087	-4,856	-3,278	-5,056	-3,285
2,5%	-4,836	-3,326	-4,707	-2,855	-4,568	-3,051	-4,785	-3,069
5%	-4,586	-3,118	-4,447	-2,663	-4,335	-2,850	-4,554	-2,887
10%	-4,310	-2,889	-4,171	-2,441	-4,077	-2,634	-4,313	-2,693
20%	-3,982	-2,629	-3,853	-2,177	-3,779	-2,387	-4,019	-2,462
50%	-3,408	-2,168	-3,300	-1,696	-3,255	-1,947	-3,505	-2,058

**Cuadro 1[A]. DISTRIBUCIONES EMPÍRICAS.
PROCESOS CON TENDENCIAS DETERMINISTAS (continuación)**

Percentiles	Inft _{γ1}	Meant _{γ1}	Inft _{γ2}	Meant _{γ2}	Inft _{α1}	Meant _{α1}	Inft _{α2}	Meant _{α2}
T = 50								
1%	-5,297	-3,593	-5,114	-3,133	-4,913	-3,214	-5,159	-3,218
2,5%	-4,946	-3,304	-4,773	-2,862	-4,589	-2,959	-4,837	-2,984
5%	-4,663	-3,071	-4,496	-2,640	-4,321	-2,745	-4,569	-2,803
10%	-4,335	-2,828	-4,184	-2,408	-4,032	-2,501	-4,284	-2,594
20%	-3,981	-2,552	-3,836	-2,145	-3,711	-2,240	-3,966	-2,364
50%	-3,362	-2,083	-3,235	-1,661	-3,146	-1,783	-3,415	-1,957

Nota:

Los estadísticos Inft_{γ1}, Meant_{γ1}, Inft_{γ2} y Meant_{γ2} contrastan las hipótesis H₀: γ₁ = 0 y H₀: γ₂ = 0 en la expresión $\Delta Y_t = \mu + \mu' D_{\lambda t} + (1 - D_{\lambda t}) [\beta_1 t + \gamma_1 Y_{t-1}] + D_{\lambda t} [\beta_2 t + \gamma_2 Y_{t-1}] + \sum_{i=1}^k \delta_i \Delta Y_{t-i} + u_t$. Los estadísticos Inft_{α1}, Meant_{α1}, contrastan la hipótesis H₀: α₁ = 0 en la expresión $\Delta Y_t = \mu + (1 - D_{\lambda t}) \mu' + (1 - D_{\lambda t}) [\beta_1 t + \alpha_1 Y_{t-1}] + \sum_{i=1}^k \delta_i \Delta Y_{t-i} + u_t$. Los estadísticos Inft_{α2} y Meant_{α2} contrastan la hipótesis H₀: α₂ = 0 en la expresión $\Delta Y_t = \mu + D_{\lambda t} \mu' + D_{\lambda t} [\beta_2 t + \alpha_2 Y_{t-1}] + \sum_{i=1}^k \delta_i \Delta Y_{t-i} + u_t$

Cuadro 1[B]. DISTRIBUCIONES EMPÍRICAS.
PROCESOS SIN TENDENCIAS DETERMINISTAS

Percentiles	Inft _{γ1}	Meant _{γ1}	Inft _{γ2}	Meant _{γ2}	Inft _{α1}	Meant _{α1}	Inft _{α2}	Meant _{α2}
T = 2.500								
1%	-4,103	-3,046	-4,603	-2,955	-4,132	-3,017	-4,673	-2,917
2,5%	-3,835	-2,788	-4,347	-2,718	-3,838	-2,751	-4,38	-2,697
5%	-3,581	-2,552	-4,125	-2,525	-3,598	-2,529	-4,165	-2,504
10%	-3,308	-2,298	-3,871	-2,304	-3,335	-2,284	-3,908	-2,296
20%	-2,993	-2,011	-3,566	-2,056	-3,027	-1,995	-3,619	-2,049
50%	-2,451	-1,495	-3,004	-1,599	-2,490	-1,484	-3,066	-1,600
T = 250								
1%	-4,133	-3,088	-4,572	-2,943	-4,105	-3,009	-4,616	-2,903
2,5%	-3,823	-2,807	-4,304	-2,720	-3,805	-2,739	-4,354	-2,683
5%	-3,576	-2,566	-4,069	-2,525	-3,576	-2,518	-4,13	-2,501
10%	-3,301	-2,312	-3,814	-2,308	-3,313	-2,268	-3,878	-2,287
20%	-2,989	-2,018	-3,514	-2,049	-3,006	-1,985	-3,575	-2,043
50%	-2,439	-1,489	-2,951	-1,591	-2,466	-1,471	-3,024	-1,588
T = 100								
1%	-4,129	-3,106	-4,584	-2,990	-4,132	-3,035	-4,62	-2,915
2,5%	-3,822	-2,814	-4,273	-2,737	-3,816	-2,736	-4,334	-2,672
5%	-3,569	-2,578	-4,029	-2,529	-3,562	-2,518	-4,088	-2,487
10%	-3,289	-2,323	-3,765	-2,307	-3,287	-2,266	-3,821	-2,275
20%	-2,968	-2,011	-3,438	-2,046	-2,967	-1,965	-3,516	-2,031
50%	-2,405	-1,479	-2,865	-1,579	-2,418	-1,440	-2,956	-1,583
T = 50								
1%	-4,317	-3,22	-4,66	-3,025	-4,224	-3,072	-4,693	-2,899
2,5%	-3,943	-2,866	-4,331	-2,749	-3,886	-2,749	-4,365	-2,655
5%	-3,645	-2,599	-4,048	-2,528	-3,585	-2,502	-4,099	-2,46
10%	-3,318	-2,315	-3,757	-2,292	-3,274	-2,233	-3,806	-2,248
20%	-2,962	-1,995	-3,411	-2,028	-2,934	-1,919	-3,481	-2,011
50%	-2,375	-1,444	-2,807	-1,559	-2,358	-1,387	-2,898	-1,568

Nota:

Los estadísticos Inft_{γ1}, Meant_{γ1}, Inft_{γ2} y Meant_{γ2} contrastan las hipótesis H₀: γ₁ = 0 y H₀: γ₂ = 0 en la expresión $\Delta Y_t = \mu + \mu' D_{\lambda t} + \gamma_1 (1 - D_{\lambda t}) Y_{t-1} + \gamma_2 D_{\lambda t} + Y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \delta_i \Delta Y_{t-i} + u_t$. Los estadísticos Inft_{α1}, Meant_{α1}, contrastan la hipótesis H₀: α₁ = 0 en la expresión $\Delta Y_t = \mu + (1 - D_{\lambda t})\mu' + \alpha_1 (1 - D_{\lambda t}) Y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \delta_i \Delta Y_{t-i} + u_t$. Los estadísticos Inft_{α2} y Meant_{α2} contrastan la hipótesis H₀: α₂ = 0 en la expresión $\Delta Y_t = \mu + D_{\lambda t} \mu' + \alpha_2 D_{\lambda t} Y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \delta_i \Delta Y_{t-i} + u_t$

Cuadro 2. DISTORSIONES EN EL TAMAÑO NOMINAL DE LOS CONTRASTES EN FUNCIÓN DE μ

PGD:	$\rho_1 = \rho_2 = 1$ $\mu_1 = \mu_2 = 0$	$\rho_1 = \rho_2 = 1$ $\mu_1 = \mu_2 = ,05$	$\rho_1 = \rho_2 = 1$ $\mu_1 = \mu_2 = ,1$	$\rho_1 = \rho_2 = 1$ $\mu_1 = \mu_2 = ,15$
	10%	10%	10%	10%
T = 500				
Inft _{γ_1}	0,1012	0,0980	0,1080	0,1130
Meant _{γ_1}	0,0974	0,0970	0,0962	0,0986
Inft _{γ_2}	0,0991	0,0947	0,0808	0,0666
Meant _{γ_2}	0,0977	0,0781	0,0357	0,0127
Inft _{α_1}	0,1034	0,1089	0,1412	0,1753
Meant _{α_1}	0,0982	0,0918	0,0739	0,0512
Inft _{α_2}	0,1031	0,1092	0,1255	0,1385
Meant _{α_2}	0,1002	0,0921	0,0716	0,0451
T=100				
Inft _{γ_1}	0,1015	0,1009	0,1002	0,0997
Meant _{γ_1}	0,1022	0,1008	0,0992	0,0955
Inft _{γ_2}	0,1007	0,0957	0,0934	0,0874
Meant _{γ_2}	0,0990	0,0889	0,0776	0,0594
Inft _{α_1}	0,1042	0,1020	0,1075	0,1123
Meant _{α_1}	0,1022	0,0980	0,0859	0,0712
Inft _{α_2}	0,1011	0,0974	0,0973	0,0947
Meant _{α_2}	0,1021	0,0936	0,0802	0,0636

Nota:

La primera columna contiene los nombres de los estadísticos. En la primera fila aparecen las parametrizaciones del PGD en cada caso. El resto de filas recogen los porcentajes de rechazo de la hipótesis nula en series de 500 y 100 observaciones. El nivel de significación es del 10%.

Cuadro 3. ANÁLISIS DE POTENCIA FRENTE A ALTERNATIVAS PARCIALMENTE ESTACIONARIAS CON $\mu = 0$

PGD:	$\rho_1 = 1 \rho_2 = ,95$ $\mu_1 = \mu_2 = 0$ 10%	$\rho_1 = 1 \rho_2 = ,8$ $\mu_1 = \mu_2 = 0$ 10%	$\rho_1 = 1 \rho_2 = ,5$ $\mu_1 = \mu_2 = 0$ 10%	$\rho_1 = ,95 \rho_2 = 1$ $\mu_1 = \mu_2 = 0$ 10%	$\rho_1 = 8 \rho_2 = ,1$ $\mu_1 = \mu_2 = 0$ 10%	$\rho_1 = ,5 \rho_2 = 1$ $\mu_1 = \mu_2 = 0$ 10%
T = 500						
Inft $_{\gamma_1}$	0,0798	0,1074	0,1160	0,3610	0,9926	1,0000
Meant $_{\gamma_1}$	0,0747	0,0849	0,0600	0,4170	0,9933	1,0000
Inft $_{\gamma_2}$	0,4148	0,9999	1,0000	0,0860	0,1015	0,0939
Meant $_{\gamma_2}$	0,4170	0,9995	1,0000	0,1010	0,1076	0,0666
Inft $_{\alpha_1}$	0,0936	0,1021	0,1107	0,3372	0,9956	1,0000
Meant $_{\alpha_1}$	0,1083	0,1142	0,1023	0,4307	0,9800	0,9999
Inft $_{\alpha_2}$	0,3803	0,9996	1,0000	0,0967	0,1171	0,0588
Meant $_{\alpha_2}$	0,3243	0,9674	1,0000	0,1102	0,1265	0,0522
T = 100						
Inft $_{\gamma_1}$	0,0838	0,0708	0,0999	0,1179	0,2536	0,7366
Meant $_{\gamma_1}$	0,0805	0,0667	0,0653	0,1313	0,3658	0,8440
Inft $_{\gamma_2}$	0,1123	0,3794	0,9424	0,0921	0,0854	0,0925
Meant $_{\gamma_2}$	0,1102	0,3299	0,8514	0,0938	0,0928	0,0937
Inft $_{\alpha_1}$	0,0817	0,1003	0,1184	0,1165	0,2575	0,7513
Meant $_{\alpha_1}$	0,0925	0,0937	0,0965	0,1491	0,4156	0,8167
Inft $_{\alpha_2}$	0,1205	0,3996	0,9218	0,0981	0,0931	0,1179
Meant $_{\alpha_2}$	0,1257	0,3024	0,7264	0,1119	0,1115	0,1200
ESTIMACIÓN DEL PUNTO DE CORTE						
T = 500						
Ninft $_{\gamma_1}$	0,6972 (0,1888)	0,7706 (0,1325)	0,7923 (0,0760)	0,6489 (0,1531)	0,5474 (0,0848)	0,5116 (0,0259)
Ninft $_{\gamma_2}$	0,4917 (0,1036)	0,4915 (0,0459)	0,5002 (0,0120)	0,4723 (0,1862)	0,3975 (0,1965)	0,3842 (0,1755)
Ninft $_{\alpha_1}$	0,5385 (0,3032)	0,7401 (0,2851)	0,6985 (0,2441)	0,5798 (0,2412)	0,5325 (0,0917)	0,5044 (0,0264)
Ninft $_{\alpha_2}$	0,4771 (0,1655)	0,4859 (0,0640)	0,4998 (0,0136)	0,4474 (0,2913)	0,2239 (0,2952)	0,0940 (0,2103)

Cuadro 3. ANÁLISIS DE POTENCIA FRENTE A ALTERNATIVAS PARCIALMENTE ESTACIONARIAS CON $\mu = 0$ (continuación)

PGD:	$\rho_1 = 1 \rho_2 = ,95$ $\mu_1 = \mu_2 = 0$ 10%	$\rho_1 = 1 \rho_2 = ,8$ $\mu_1 = \mu_2 = 0$ 10%	$\rho_1 = 1 \rho_2 = ,5$ $\mu_1 = \mu_2 = 0$ 10%	$\rho_1 = ,95 \rho_2 = 1$ $\mu_1 = \mu_2 = 0$ 10%	$\rho_1 = 8 \rho_2 = ,1$ $\mu_1 = \mu_2 = 0$ 10%	$\rho_1 = ,5 \rho_2 = 1$ $\mu_1 = \mu_2 = 0$ 10%
T = 100						
Ninft $_{\gamma_1}$	0,6891 (0,1623)	0,7298 (0,1464)	0,7857 (0,0926)	0,6908 (0,1497)	0,6707 (0,1451)	0,6020 (0,1259)
Ninft $_{\gamma_2}$	0,5168 (0,1520)	0,4983 (0,1042)	0,4949 (0,0713)	0,4784 (0,166)	0,4439 (0,174)	0,3702 (0,1761)
Ninft $_{\alpha_1}$	0,5899 (0,2471)	0,6560 (0,2402)	0,7042 (0,2281)	0,5915 (0,2542)	0,6050 (0,2362)	0,5665 (0,1641)
Ninft $_{\alpha_2}$	0,4397 (0,2273)	0,4717 (0,1559)	0,4766 (0,1085)	0,3903 (0,2507)	0,3023 (0,2509)	0,1400 (0,1892)

Nota:

Las tres primeras parametrizaciones del PGD caracterizan series I(1) en la primera parte de la muestra e I(0) en la segunda parte de la muestra [Series Tipo I, gráfico 3 del Apéndice 1]. El resto de las parametrizaciones del PGD se corresponden con series I(0) en la primera submuestra e I(1) en la segunda submuestra [Series Tipo 2, gráfico 3 del Apéndice 1]. Las demás filas contienen los porcentajes de rechazo de la hipótesis nula en series de 500 y 100 observaciones. El Panel correspondiente a la estimación del punto de corte contiene, en cada caso, la media de la secuencia de estimaciones y entre paréntesis su desviación típica.

Cuadro 4. ANÁLISIS DE POTENCIA FRENTE A ALTERNATIVAS PARCIALMENTE ESTACIONARIAS CON $\mu \neq 0$

PGD:	$\rho_1 = 1, \rho_2 = .8$		$\rho_1 = 1, \rho_2 = .8$		$\rho_1 = 1, \rho_2 = .8$		$\rho_1 = 1, \rho_2 = .8$		$\rho_1 = .8, \rho_2 = 1$		$\rho_1 = .8, \rho_2 = 1$	
	$\mu_1 = -.05, \mu_2 = 0$	$\mu_1 = -.1, \mu_2 = 0$	$\mu_1 = -.15, \mu_2 = 0$	$\mu_1 = .05$	$\mu_1 = .1$	$\mu_1 = .15$	$\mu_1 = 0, \mu_2 = -.05$	$\mu_1 = 0, \mu_2 = -.1$	$\mu_1 = 0, \mu_2 = .1$	$\mu_1 = 0, \mu_2 = .15$	10%	10%
	10%	10%	10%	10%	10%	10%	10%	10%	10%	10%	10%	10%
	T = 500											
Inf _{t,1}	0,2457	0,1823	0,1116	0,2429	0,1842	0,1081	0,9924	0,9915	0,9899			
Meant _{t,1}	0,1612	0,1228	0,0770	0,1586	0,1220	0,0763	0,9932	0,9861	0,9756			
Inf _{t,2}	0,9998	1,0000	0,9999	0,9998	0,9998	0,9999	0,0903	0,0748	0,0612			
Meant _{t,2}	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	0,0788	0,0385	0,0092			
Inf _{t,α1}	0,1858	0,1365	0,0950	0,1844	0,1356	0,0950	0,9952	0,9949	0,9934			
Meant _{t,α1}	0,2001	0,1287	0,0592	0,1997	0,1272	0,0594	0,9709	0,9273	0,8420			
Inf _{t,α2}	0,9986	0,9991	0,9986	0,9992	0,9988	0,9986	0,1031	0,0828	0,0727			
Meant _{t,α2}	0,9958	0,9914	0,9824	0,9966	0,9917	0,9834	0,1434	0,0917	0,0420			
	T = 100											
Inf _{t,1}	0,1318	0,1272	0,1178	0,1345	0,1288	0,1175	0,2496	0,2469	0,2435			
Meant _{t,1}	0,1345	0,1277	0,1152	0,1327	0,1269	0,1151	0,3618	0,3510	0,3289			
Inf _{t,2}	0,4100	0,4094	0,4180	0,4079	0,4098	0,4171	0,0804	0,0783	0,0711			
Meant _{t,2}	0,6647	0,6630	0,6613	0,6668	0,6605	0,6596	0,0879	0,0752	0,0585			
Inf _{t,α1}	0,1326	0,1327	0,1224	0,1376	0,1324	0,1218	0,2426	0,2355	0,2236			
Meant _{t,α1}	0,1670	0,1538	0,1289	0,1675	0,1529	0,1293	0,4048	0,3838	0,3395			
Inf _{t,α2}	0,3132	0,3044	0,2974	0,3122	0,3034	0,2943	0,0930	0,0907	0,0860			
Meant _{t,α2}	0,5044	0,4807	0,4465	0,5061	0,4784	0,4464	0,1247	0,1133	0,0951			

Nota: Las seis primeras parametrizaciones del PGD caracterizan series I(1) en la primera parte de la muestra e I(0) en la segunda parte de la muestra [Series Tipo 1 y Series Tipo 2, gráfico 4 del Apéndice 1]. El resto de las parametrizaciones del PGD se corresponden con series I(0) en la primera submuestra e I(1) en la segunda submuestra [Series Tipo 3, gráfico 4 del Apéndice 1]. Las demás filas contienen los porcentajes de rechazo de la hipótesis nula en series de 500 y 100 observaciones. El Panel correspondiente a la estimación del punto de corte contiene, en cada caso, la media de la secuencia de estimaciones y entre paréntesis su desviación típica.

Cuadro 4. ANÁLISIS DE POTENCIA FRENTE A ALTERNATIVAS PARCIALMENTE ESTACIONARIAS CON $\mu \neq 0$ (continuación)

PGD:	$\rho_1 = 1, \rho_2 = .8$		$\rho_1 = 1, \rho_2 = .8$		$\rho_1 = 1, \rho_2 = .8$		$\rho_1 = 1, \rho_2 = .8$		$\rho_1 = .8, \rho_2 = 1$		$\rho_1 = .8, \rho_2 = 1$	
	$\mu_1 = -.05, \mu_2 = 0$	$\mu_1 = -.1, \mu_2 = 0$	$\mu_1 = -.15, \mu_2 = 0$	$\mu_1 = .05$	$\mu_1 = .1$	$\mu_1 = .15$	$\mu_1 = 0, \mu_2 = .05$	$\mu_1 = 0, \mu_2 = .1$	$\mu_1 = 0, \mu_2 = .1$	$\mu_1 = 0, \mu_2 = .1$	$\mu_1 = 0, \mu_2 = .15$	$\mu_1 = 0, \mu_2 = .15$
	10%	10%	10%	10%	10%	10%	10%	10%	10%	10%	10%	10%
ESTIMACIÓN DEL PUNTO DE CORTE												
T = 500												
Ninft _{t1}	0,7848 (0,0931)	0,7737 (0,1097)	0,7498 (0,1402)	0,7851 (0,096)	0,7750 (0,1081)	0,7497 (0,1369)	0,5450 (0,0822)	0,5394 (0,0752)	0,5450 (0,0822)	0,5394 (0,0752)	0,5297 (0,0654)	0,5297 (0,0654)
Ninft _{t2}	0,4437 (0,0697)	0,4475 (0,066)	0,4521 (0,0593)	0,4435 (0,0689)	0,4469 (0,0656)	0,4521 (0,0586)	0,4318 (0,2015)	0,5214 (0,1955)	0,4479 (0,2015)	0,4689 (0,1955)	0,4969 (0,1538)	0,4969 (0,1538)
Ninft _{α_1}	0,8319 (0,2566)	0,7250 (0,2936)	0,5720 (0,2713)	0,8300 (0,2599)	0,7283 (0,2903)	0,5823 (0,2754)	0,5285 (0,0845)	0,5227 (0,0765)	0,5285 (0,0845)	0,5227 (0,0765)	0,5145 (0,0651)	0,5145 (0,0651)
Ninft _{α_2}	0,4324 (0,0906)	0,4407 (0,0809)	0,4504 (0,0699)	0,4326 (0,0899)	0,4406 (0,0822)	0,4504 (0,069)	0,2728 (0,3058)	0,3885 (0,2983)	0,2728 (0,3058)	0,3885 (0,2983)	0,5255 (0,2271)	0,5255 (0,2271)
T = 100												
Ninft _{t1}	0,7555 (0,1283)	0,7527 (0,1251)	0,7446 (0,1341)	0,7544 (0,125)	0,7473 (0,1282)	0,7478 (0,1306)	0,6688 (0,1444)	0,6682 (0,1422)	0,6688 (0,1444)	0,6682 (0,1422)	0,6647 (0,1383)	0,6647 (0,1383)
Ninft _{t2}	0,3952 (0,1351)	0,3937 (0,1343)	0,3952 (0,132)	0,3939 (0,134)	0,3932 (0,133)	0,3942 (0,1306)	0,4479 (0,1741)	0,4689 (0,1761)	0,4479 (0,1741)	0,4689 (0,1761)	0,4969 (0,1818)	0,4969 (0,1818)
Ninft _{α_1}	0,7687 (0,2287)	0,7597 (0,2271)	0,7418 (0,2297)	0,7669 (0,228)	0,7526 (0,23)	0,7417 (0,2258)	0,6072 (0,2354)	0,5934 (0,233)	0,6072 (0,2354)	0,5934 (0,233)	0,5755 (0,2279)	0,5755 (0,2279)
Ninft _{α_2}	0,3541 (0,2128)	0,3595 (0,2123)	0,3681 (0,2076)	0,3517 (0,213)	0,3568 (0,2104)	0,3680 (0,2079)	0,2998 (0,2469)	0,3171 (0,2474)	0,2998 (0,2469)	0,3171 (0,2474)	0,3433 (0,2480)	0,3433 (0,2480)

Nota: Las seis primeras parametrizaciones del PGD caracterizan series I(1) en la primera parte de la muestra e I(0) en la segunda parte de la muestra [Series Tipo 1 y Series Tipo 2, gráfico 4 del Apéndice 1]. El resto de las parametrizaciones del PGD se corresponden con series I(0) en la primera submuestra e I(1) en la segunda submuestra [Series Tipo 3, gráfico 4 del Apéndice 1]. Las demás filas contienen los porcentajes de rechazo de la hipótesis nula en series de 500 y 100 observaciones. El Panel correspondiente a la estimación del punto de corte contiene, en cada caso, la media de la secuencia de estimaciones y entre paréntesis su desviación típica.

Cuadro 5. ANÁLISIS DE POTENCIA FRENTE A ALTERNATIVAS ESTACIONARIAS

PGD:	$\rho_1 = \rho_2 = ,95$	$\rho_1 = \rho_2 = ,8$	$\rho_1 = \rho_2 = ,5$	$\rho_1 = 7 \rho_2 = ,9$	$\rho_1 = ,9 \rho_2 = ,7$	$\rho_1 = \rho_2 = ,8$			
	$\mu_1 = \mu_2 = 0$	$\mu_1 = \mu_2 = 0$	$\mu_1 = \mu_2 = 0$	$\mu_1 = \mu_2 = 0$	$\mu_1 = \mu_2 = 0$	$\mu_1 = 0 \mu_2 = 1$	$\mu_1 = 1 \mu_2 = 2$	$\mu_1 = 1 \mu_2 = 0$	$\mu_1 = 1 \mu_2 = -1$
	10%	10%	10%	10%	10%	10%	10%	10%	10%
T = 500									
Inft _{v1}	0,4228	1,0000	1,0000	1,0000	0,9959	0,9961	0,9666	0,9963	0,9647
Meant _{v1}	0,6257	1,0000	1,0000	1,0000	0,9924	0,9990	0,9736	0,9992	0,9726
Inft _{v2}	0,4783	1,0000	1,0000	0,9950	1,0000	0,9966	0,9999	0,9972	0,9999
Meant _{v2}	0,8607	1,0000	1,0000	0,9991	1,0000	0,9999	0,9963	0,9998	0,9964
Inft _{α1}	0,4990	1,0000	1,0000	1,0000	0,9989	0,9920	0,9302	0,9919	0,9289
Meant _{α1}	0,7944	1,0000	1,0000	1,0000	0,9968	0,9977	0,9587	0,9978	0,9568
Inft _{α2}	0,4603	1,0000	1,0000	0,9960	1,0000	0,9891	0,9952	0,9894	0,9949
Meant _{α2}	0,7893	1,0000	1,0000	0,9948	1,0000	0,9974	0,9689	0,9974	0,9677
T = 100									
Inft _{v1}	0,1167	0,3769	0,9818	0,4764	0,2641	0,1888	0,0671	0,1890	0,0704
Meant _{v1}	0,1438	0,5359	0,9914	0,7077	0,2849	0,2656	0,0582	0,2657	0,0590
Inft _{v2}	0,1260	0,4224	0,9876	0,2501	0,5601	0,1887	0,3658	0,1902	0,3673
Meant _{v2}	0,1876	0,7367	0,9984	0,4193	0,8707	0,2551	0,0674	0,2542	0,0677
Inft _{α1}	0,1173	0,4497	0,9906	0,5386	0,2967	0,1965	0,0836	0,1977	0,0840
Meant _{α1}	0,1804	0,6990	0,9917	0,8199	0,4158	0,3438	0,0460	0,3418	0,0476
Inft _{α2}	0,1160	0,4083	0,9858	0,2369	0,5482	0,2104	0,3519	0,2103	0,3539
Meant _{α2}	0,1796	0,6861	0,9896	0,3938	0,8275	0,3393	0,0432	0,3404	0,0434

Nota: Las seis primeras parametrizaciones del PGD caracterizan series I(0) con media nula y coeficiente de autocorrelación de primer orden constante (las tres primeras) y no constante (las tres siguientes) [Series Tipo 1 y Series Tipo 2, gráfico 5 del Apéndice 1, respectivamente]. El resto de las parametrizaciones del PGD se corresponden con series con distinta media y coeficiente de correlación constante [Series Tipo 3 del gráfico 5 del Apéndice 1]. Las demás filas contienen los porcentajes de rechazo de la hipótesis nula en series de 500 y 100 observaciones. El Panel correspondiente a la estimación del punto de corte contiene, en cada caso, la media de la secuencia de estimaciones y entre paréntesis su desviación típica.

Cuadro 5. ANÁLISIS DE POTENCIA FRENTE A ALTERNATIVAS ESTACIONARIAS (continuación)

PGD:	$\rho_1 = \rho_2 = ,95$	$\rho_1 = \rho_2 = ,8$	$\rho_1 = \rho_2 = ,5$	$\rho_1 = 7 \rho_2 = ,9$	$\rho_1 = ,9 \rho_2 = ,7$	$\rho_1 = \rho_2 = ,8$			
	$\mu_1 = \mu_2 = 0$ 10%	$\mu_1 = 0 \mu_2 = 1$ 10%	$\mu_1 = 1 \mu_2 = 2$ 10%	$\mu_1 = 1 \mu_2 = 0$ 10%	$\mu_1 = 1 \mu_2 = -1$ 10%				
ESTIMACIÓN DEL PUNTO DE CORTE									
T = 500									
Ninft _{t1}	0,7458 (0,1264)	0,8258 (0,0434)	0,8431 (0,0178)	0,6537 (0,1273)	0,8334 (0,0323)	0,7274 (0,135)	0,5079 (0,0569)	0,7274 (0,1343)	0,5083 (0,0574)
Ninft _{t2}	0,3168 (0,1494)	0,1876 (0,0525)	0,1644 (0,0198)	0,1801 (0,0484)	0,3789 (0,1239)	0,5054 (0,0295)	0,5028 (0,0088)	0,5050 (0,0279)	0,5028 (0,0087)
Ninft _{α1}	0,8510 (0,2217)	0,9843 (0,0328)	0,9943 (0,0116)	0,7370 (0,1935)	0,9956 (0,0071)	0,9034 (0,1736)	0,4939 (0,0838)	0,9036 (0,1735)	0,4940 (0,0828)
Ninft _{α2}	0,1909 (0,2206)	0,1890 (0,0417)	0,0118 (0,0143)	0,0116 (0,0146)	0,2748 (0,1855)	0,1713 (0,2214)	0,5032 (0,0185)	0,1696 (0,2206)	0,5035 (0,0168)
T = 100									
Ninft _{t1}	0,7006 (0,1496)	0,7442 (0,129)	0,8004 (0,0815)	0,6905 (0,1428)	0,7763 (0,1096)	0,7077 (0,1436)	0,5586 (0,1434)	0,7061 (0,1453)	0,5647 (0,148)
Ninft _{t2}	0,4410 (0,1622)	0,3348 (0,1518)	0,2411 (0,1023)	0,3247 (0,1464)	0,3980 (0,1513)	0,5413 (0,0782)	0,5228 (0,0412)	0,5407 (0,0769)	0,5234 (0,042)
Ninft _{α1}	0,6214 (0,2544)	0,8334 (0,2126)	0,9596 (0,0778)	0,7238 (0,2241)	0,8745 (0,2014)	0,6972 (0,2629)	0,4360 (0,1429)	0,6950 (0,2656)	0,4383 (0,1469)
Ninft _{α2}	0,3948 (0,2519)	0,1938 (0,2054)	0,0665 (0,083)	0,1559 (0,2066)	0,2939 (0,2094)	0,3836 (0,2336)	0,5248 (0,0537)	0,3803 (0,2337)	0,5245 (0,0554)

Nota: Las seis primeras parametrizaciones del PGD caracterizan series I(0) con media nula y coeficiente de autocorrelación de primer orden constante (las tres primeras) y no constante (las tres siguientes) [Series Tipo 1 y Series Tipo 2, gráfico 5 del Apéndice 1, respectivamente]. El resto de las parametrizaciones del PGD se corresponden con series con distinta media y coeficiente de correlación constante [Series Tipo 3 del gráfico 5 del Apéndice 1]. Las demás filas contienen los porcentajes de rechazo de la hipótesis nula en series de 500 y 100 observaciones. El Panel correspondiente a la estimación del punto de corte contiene, en cada caso, la media de la secuencia de estimaciones y entre paréntesis su desviación típica.



REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Andrews, D.M. y T.D. Willett (1997): "Financial Interdependence and the State: International Monetary Relations at Century's End", *International Organization*, 51, págs. 479-511.
- Bajo-Rubio, O y M.D. Montávez (2002): "There Was Monetary Autonomy in Europe on the Eve of EMU? The German Dominance Hypothesis Re-Examined", *Estudios Sobre la Economía Española*, 52.
- Bènassy, A., B. Mojon y J- Pisani-Ferry (1997): "The Euro and Exchange Rate Stability", en: P.R. Masson, T.S. Krueger y B.G. Turtleboom, eds., *EMU and the International Monetary System*, (FMI, Washington), págs. 157-193.
- Bernard, A.B. y S.N. Durlauf (1995): "Convergence in International Output", *Journal of Applied Econometrics*, 10, págs. 97-108.
- Bernard, A.B. y S.N. Durlauf (1995): "Interpreting Test of convergence Hypothesis", *Journal of Econometrics*, 71, págs. 161-173.
- Bini-Smaghi, L. y P. Del Giovane (1996): "Convergence of Inflation and Interest Rates Prior to EMU: An Empirical Analysis", *Journal of Policy Modeling*, 18 (4), págs. 377- 395.
- Camarero, M., V. Esteve y C.R. Tamarit (1997): "Convergencia en Tipos de Interés de la Economía Española ante la Unión Monetaria Europea", *Revista de Análisis Económico*, 12 (2), págs. 71-99.
- Camarero, M., V. Esteve y C.R. Tamarit (2000): "Price Convergence of Peripheral European Countries on the way to EMU: A Time Series Approach", *Empirical Economics*, 25, págs. 149-168.
- Camarero, M., J. Ordóñez y C.R. Tamarit (2002): "Tests for Interest Rate Convergence and Structural Breaks in the EMU: Further Evidence", *Applied Financial Economics*, 12 (6), págs. 447-456.
- Camarero, M. y J. Ordóñez (2001): "Who is Ruling Europe? Empirical Evidence on the German Dominance Hypothesis", *Empirical Economics*, 26 (4), págs. 623-650.
- Caporale, G.M. y N. Pittis (1995): "Interest Rate Linkages within the European Monetary System: An Alternative Interpretation", *Applied Economics Letters*, 2, págs. 45-47.
- De la Fuente, A. (1997): "The Empirics of Growth and Convergence: a Selective review", *Journal of Economic Dynamics and Control*, 21, págs. 23-73.
- De Grauwe, P. (1996): "Monetary Union and Convergence Economics", *European Economic Review*, 40 (3-5), págs. 1091-1101.
- Dickey, D.A. y W.A. Fuller (1979): "Distribution of the Estimators for an Autoregressive Time Series with a Unit Root", *Journal of American Statistical Association*, 74, págs. 427-431.
- Esteve, V., S. Sosvilla-Rivero, C. Tamarit (2000): "Convergence in fiscal pressure across EU", *Applied Economics Letters*, 7, págs. 117-123.
- Fatás, A. (1997): "EMU: Countries or regions? Lessons from the EMS experience", *European Economic Review*, 41 (3-5), págs. 743-751.
- Fountas, S. y J.L. Wu (1998): "Test for Interest rate convergence and Structural Breaks in the EMS", *Applied Financial Economics*, 8, págs. 127-132.
- Franses, P.H. (1996): *Periodicity and Stochastic Trends in Economic Time Series*, Oxford University Press.
- Galí, J., M. Gertler y J.D. López-Salido (2001): "European Inflation Dynamics", *European Economic Review*, 45 (7), págs. 1237-1270.
- Granger, C.W.J. y N.R. Swanson (1997): "An Introduction to Stochastic Unit-Root Process", *Journal of Econometrics*, 80, págs. 35-62.

- Greasley, D. y L. Oxley (1997): "Time-series Based Tests of the convergence Hypothesis: Some Positive Results", *Economics Letters*, 56, págs. 143-147.
- Guldager, P. (1997): "Convergence of the EMU Member States Toward the EMU Requirements, 1986 to 1993", *European Journal of Political Economy*, 13 (2), págs. 247-259.
- Hafer, R. y A. Kutun (1994): "A Loon-run View of German dominance and the Degree of Policy Convergence in the EMS", *Economic Inquiry*, XXXII, págs. 684-695.
- Hall, S.G., D. Robertson y M.R. Wickens (1992): "Measuring Convergence of the EC Economies", *Papers in Money, Macroeconomics and Finance. Supplement Manchester School*, LX, págs. 99-111.
- Hansen, B.E. (1992): "Tests for Parameter Instability in Regressions with I(1) Processes", *Journal of Business & Economic Statistics*, 10, págs. 321-335.
- Harris, R. (1995): *Using Cointegration Analysis in Econometric Modelling*, Prentice Hall.
- Hassapis, C., N. Pittis y K. Prodromidis (1999), "Unit Roots and Granger Causality in the EMS Interest Rates: The German Dominance Hypothesis revisited", *Journal of International Money and Finance*, 18, págs. 47-73.
- Hatanaka, M. (1996): *Time-Series-Based Econometrics. Unit Root and Co-integrations*, Oxford University Press.
- Henry, J. y J. Weidmann (1995): "Asymmetry in the EMS Revisited: Evidence from the Causality Analysis of Daily Eurorates", *Annales d'Economie et de Statistique*, 40, págs. 125-160.
- Hougaard Jensen, S.E. y L.G. Jensen (1995): "Debt, Deficits and Transition to EMU: A Small Country Analysis", *European Journal of Political Economy*, 11(1), págs. 3-25.
- Karfakis, C.J. y D. Moschos (1990): "Interest Rate Linkages within the European Monetary System: A time series Analysis", *Journal of Money Credit and Banking*, 22, págs. 388-394.
- Katsimbris, G.M. y S.M. Miller (1993): "Interest Rate Linkages within the European Monetary System: Further Analysis", *Journal of Money Credit and Banking*, 4, págs. 771-779.
- Kirschgässner, G. y J. Wolters (1995): "Interest Rate Linkages in Europe Before and After the Introduction of the European Monetary System", *Empirical Economic*, 20, págs. 435-454.
- Leybourne, S.J., B.P.M. McCabe y A.R. Tremayne (1996): "Can Economic Time Series be Differenced to Stationarity?", *Journal of Business and Economic Statistics*, 14, págs. 435-446.
- Lucas, R. (1988), "On the Mechanics of Economics Development", *Journal of Monetary Economics* 22, págs. 3-42.
- Maddala, G.S. y I.M. Kim (1998): *Unit Root, Cointegration and Structural Change*, Cambridge University Press.
- Maeso, F. (1987): "Testing Unit Root in Processes with Changing Coefficient: an Application to the Real Exchange Rate", *mimeo, U.A.B.*
- Martin, P. (1998): "The Exchange Rate Policy of the Euro: A Matter of Size?", *Journal of Japanese and International Economics*, 12, págs. 455-482.
- Ng, S. y P. Perron (1995): "Unit Root Tests in ARMA Models with Data-Dependent Methods for the Selection of the Truncation Lag", *JASA*, 90, págs. 268-81.
- Olloqui, I. y S. Sosvilla-Rivero (2001): "Relaciones Entre la Tasas de Inflación en la Unión Europea", *Información Comercial Española*, 789, págs. 179-188.
- Oxley, L. y D. Greasley (1995): "A Time-series Perspective on Convergence: Australia, UK, y USA since 1970", *The Economic Record*, 71, págs. 259-270.

- Perron, P. y T.J. Vogelsang (1992): "Nonstationarity and Level Shifts with an Application to Purchasing Power Parity", *Journal of Business and Economic Statistics*, 10, págs. 301-320.
- Quirós-Romero, G. y S. Sosvilla-Rivero (1997): "Do Short-term Interest Rates Influence Long-term Interest Rates? Empirical Evidence from some EMS Countries", *Applied Economics Letters*, 4 (7), págs. 449-451.
- Romer, P. (1986): "Increasing Returns and Long-run Growth", *Journal of Political Economy*, 94, págs. 1002-1037.
- Rose, A. y L. Svensson, (1994): "European Exchange Rate Volatility before the Fall", *European Economic Review*, 38, págs. 1185-1216.
- Said, S. y D. Dickey (1984): "Testing for unit roots in Autoregressive-Moving Average Models of Unknown Order", *Biometrika*, 71, págs. 599-607.
- Sosvilla-Rivero, S., F. Fernández-Rodríguez y O. Bajo-Rubio, (1999): "Exchange Rate Volatility in the EMS before and after the Fall", *Applied Economics Letters*, 6, págs. 717-722.
- Sosvilla-Rivero, S. y I. Ollóqui, (1999): "Instability in Cointegration Regressions: Evidence from Inflation Rate Convergence in EU Countries", *Estudios Sobre la Economía Española*, 53, FEDEA.
- Sosvilla-Rivero, S. y S. Gil-Pareja, (2002): "Price Convergence in the European Union", *Working Paper*, FEDEA, págs. 2002-12.
- Uctum, M. (1999): "European integration and asymmetry in the EMS", *Journal of International Money and Finance*, 18, págs. 769-798.
- Willett T.D. (1997): "Some Political Economy Aspects of EMU", *Journal of Policy Modeling*, 22 (3), págs. 379-389.
- Zivot, E. y D.W.K. Andrews (1992): "Further Evidence on the Great Crash, the Oil Price Shock, and the Unit Root Hypothesis", *Review of Economic Studies*, 57, págs. 99-125.

Fecha de recepción del original: julio, 2000

Versión final: febrero, 2004

ABSTRACT

In this paper we propose a methodology to detect unit roots in time series with two different integration orders. The presented methodology considers a specific stochastic process with two parts: one of them is [an $I(1)$ process and the order an $I(0)$]. In order to analyze this kind of stochastic process and we propose three sequential tests based on the standard ADF test. The first one simultaneously analyses stationarity in the two parts in to which the sample has been divided. The other two sequential tests analyze the two subsamples separately. Results show that test power changes depending on the location of the non-stationarity and on the existence of a deterministic trend in the process. Finally, this set of tests is applied to analyze the long-run interest rate of Spain and France with respect to Germany from 1994 to 2002.

Key words: Unit Roots, ADF test, sequential tests.

JEL classification: C12, C15.