

R. 57.823

T
1827

**EFFECTO DE LOS CAMBIOS ESTRUCTURALES
EN EL ANÁLISIS DE SERIES ECONÓMICAS
NO ESTACIONARIAS**



TESIS DOCTORAL

**José Luis Fernández Serrano
Director: Rodrigo Peruga Urrea**

**Universidad Complutense de Madrid
Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales
Departamento de Economía Cuantitativa**

1999

ÍNDICE

CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN	1
I.1.- INTRODUCCIÓN	2
I.2.- MARCO GENERAL	2
I.3.- CONTENIDO DE LA TESIS	11
I.4.- REFERENCIAS	18
CAPÍTULO II: UN CONTRASTE ADF SECUENCIAL PARA LA DETECCIÓN DE CAMBIOS EN LA TENDENCIA ESTOCÁSTICA	21
II.1.- INTRODUCCIÓN	21
II.2.- UN CONTRASTE ADF SECUENCIAL PARA UN CAMBIO EN LA TENDENCIA ESTOCÁSTICA	26
II.3.- RESULTADOS DE LAS SIMULACIONES	30
II.3.1. CÁLCULO DE LAS DISTRIBUCIONES EMPÍRICAS	30
II.3.2. DISTORSIONES EN EL TAMAÑO NOMINAL BAJO TENDENCIAS ESTOCÁSTICAS NO NULAS	32
II.3.3. POTENCIA FRENTE A ALTERNATIVAS I(1) INESTABLES	33
II.3.4. POTENCIA FRENTE A ALTERNATIVAS I(2)	37
II.3.5. POTENCIA FRENTE A ALTERNATIVAS ESTACIONARIAS ESTABLES ...	39
II.3.6. POTENCIA FRENTE A ALTERNATIVAS ESTACIONARIAS INESTABLES ..	41
II.4.- UN PROCEDIMIENTO GENERAL PARA CONTRASTAR RAÍCES UNITARIAS	44
II.5.- APLICACIÓN EMPÍRICA	47
II.6.- REFERENCIAS.	52
APÉNDICE II.1: TABLAS Y GRÁFICOS	54

CAPÍTULO III: UN CONTRASTE ADF SECUENCIAL PARA LA DETECCIÓN DE CAMBIOS EN EL ORDEN DE INTEGRACIÓN	79
III.1.- INTRODUCCIÓN	80
III.2.- UN CONTRASTE ADF SECUENCIAL DE INTEGRACIÓN PARCIAL ..	82
III.3.- RESULTADOS DE LAS SIMULACIONES	86
III.3.1. CÁLCULO DE LAS DISTRIBUCIONES EMPÍRICAS	88
III.3.2. DISTORSIONES EN EL TAMAÑO NOMINAL BAJO TENDENCIAS ESTOCÁSTICAS NO NULAS	89
III.3.3. ALTERNATIVAS PARCIALMENTE ESTACIONARIAS Y SIN TENDENCIA ESTOCÁSTICA EN LA PARTE NO ESTACIONARIA	90
III.3.4. ALTERNATIVAS PARCIALMENTE ESTACIONARIAS Y CON TENDENCIA ESTOCÁSTICA EN LA PARTE NO ESTACIONARIA	96
III.3.5. ALTERNATIVAS ESTACIONARIAS	99
III.4.- CONCLUSIONES	103
III.5.- REFERENCIAS	107
APÉNDICE III.1: TABLAS	108

CAPÍTULO IV: ANÁLISIS COMPARATIVO DE 3 ESTADÍSTICOS PARA LA CONTRASTACIÓN DE INESTABILIDAD PARAMÉTRICA EN RELACIONES DE COINTEGRACIÓN	138
IV.1.- INTRODUCCIÓN	139
IV.2.- EL MODELO	142
IV.3.- DESCRIPCIÓN DE LOS CONTRASTES	144
IV.3.1. EL CONTRASTE DE HANSEN	144
IV.3.2. EL CONTRASTE DE HANSEN Y JOHANSEN	146
IV.3.3. EL CONTRASTE DE GREGORY Y HANSEN	148
IV.4.- DESCRIPCIÓN DE LAS SIMULACIONES	150
IV.5.- ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS	151

IV.5.1. DISTRIBUCIONES ASINTÓTICAS	151
IV.5.2. POTENCIA ASINTÓTICA DE LOS CONTRASTES	152
IV.5.3. COMPORTAMIENTO EN MUESTRAS FINITAS	154
IV.5.4. ESTIMACIÓN DEL PUNTO DE CORTE	156
IV.6.- CONCLUSIONES	158
IV.7.- REFERENCIAS	161
APÉNDICE IV.1: TABLAS	162

CAPÍTULO V: INESTABILIDAD DE LA DEMANDA DE DINERO Y EL MODELO MONETARIO PARA LA PESETA	171
V.1.- INTRODUCCIÓN	172
V.2.- MODELO TEÓRICO	175
V.3.- METODOLOGÍA ECONOMETRICA	183
V.4.- RESULTADOS EMPÍRICOS	188
V.4.1. FUENTES ESTADÍSTICAS	189
V.4.2. MUESTRA COMPLETA	189
V.4.2.1. ECUACIÓN DEL TIPO DE CAMBIO	189
V.4.2.2. ECUACIÓN DE DEMANDA DE DINERO	192
V.4.3. SUBMUESTRAS ESTABLES	194
V.5.- CONCLUSIONES	197
V.6.- REFERENCIAS	199
APÉNDICE V.1: TABLAS Y GRÁFICOS	202

Capítulo I

Introducción

I.1.- INTRODUCCIÓN

Caracterizar el comportamiento dinámico de variables económicas, tanto a nivel individual como conjunto, cuando disponemos de series temporales suficientemente amplias, exige tener en cuenta aspectos relacionados con su carácter estacionario o no, o lo que es igual, con el orden de integración de las mismas. Además, también es de crucial importancia plantearse si los parámetros que caracterizan al proceso generador de datos que está detrás de cada una de las series, permanecen constantes a lo largo del período temporal analizado. En el supuesto de no serlo, nuestro interés se ha de centrar en conocer la naturaleza de la posible inestabilidad del proceso.

Podemos preguntarnos si la inestabilidad obedece a un cambio gradual de los parámetros a lo largo de un período de tiempo determinado, o bien, es debida a variaciones más o menos bruscas en fechas concretas que pueden considerarse conocidas o desconocidas. Los aspectos anteriores abren un nuevo interrogante, en el sentido de que es preciso saber cómo afecta este hecho al comportamiento de los estadísticos que analizan el orden de integración de la serie temporal económica, en particular a los contrastes de raíces unitarias. En la mayoría de los trabajos que tratan este aspecto (Perron (1989, 1990), Rappoport y Reichlin (1989), Hendry y Neale (1990), Chen y G. Tiao (1990), Perron y Vogelsang (1992), Balke y Fomby (1991), Frances y Haldrup (1994), entre otros) se llega a la conclusión de que el contraste estándar Dickey-Fuller aumentado (ADF) [Dickey y Fuller (1979)] presenta muy poca potencia frente a alternativas estacionarias inestables.

I.2.- MARCO GENERAL

El análisis del comportamiento de los contrastes de raíces unitarias en presencia de cambios estructurales, cobra especial interés a raíz del artículo de Nelson y Plosser (1982). Estos autores analizan si el comportamiento de un conjunto de series macroeconómicas está mejor caracterizado por fluctuaciones estacionarias alrededor de una tendencia determinista o, por el contrario, a través de un proceso no estacionario con una raíz unitaria. La conclusión a la que llegan es que, a excepción de la tasa de desempleo, para el conjunto de series analizadas, no pueden rechazar la hipótesis de raíz unitaria y por

tanto, los shocks aleatorios tienen un efecto permanente en la evolución de la serie.

A raíz de sus resultados, han surgido nuevas líneas de investigación tanto a nivel teórico como empírico. Así, Perron (1989), centra su análisis en el estudio del comportamiento de los contrastes de raíces unitarias en series temporales permitiendo un cambio estructural exógeno conocido en nivel de la serie, en su tasa de crecimiento o en ambos a la vez. La conclusión principal a la que llega es que los estadísticos estándar que contrastan la existencia de raíz unitaria frente a alternativas estacionarias alrededor de una tendencia determinista, no tienen potencia para rechazar la hipótesis nula cuando la alternativa presenta un punto de corte en la tendencia determinista en fecha conocida. Por esta razón, cuando analiza el orden de integración en 14 de las 15 series económicas utilizadas por Nelson y Plosser (1982), en 11 de ellas, rechaza la hipótesis nula de existencia de raíz unitaria en favor de estacionariedad alrededor de una tendencia determinista con cambio estructural en el nivel (8 series), en la pendiente (1 serie) o en ambos a la vez (2 series), admitiendo por tanto, que los efectos de los shocks aleatorios son transitorios para la mayoría de ellas.

Complementando el trabajo anterior, Perron (1990) pone de manifiesto que el contraste estándar de raíces unitarias ADF está sesgado hacia el no rechazo de la hipótesis nula de existencia de raíz unitaria cuando la alternativa es estacionaria con un cambio exógeno en la media en una fecha conocida. Aun así, dicho contraste es consistente cuando se introducen variables ficticias en la especificación para tener en cuenta la influencia del cambio estructural analizado.

En la línea de los trabajos de Perron (1989, 1990), Rappoport y Reichlin (1989) también investigan el comportamiento de los contrastes de raíces unitarias en presencia de cambios estructurales exógenos en fechas conocidas. De su trabajo se deduce que el comportamiento de gran parte de las series temporales económicas está mejor caracterizado por un proceso estacionario alrededor de una tendencia determinista con cambios en una fecha determinada. Al igual que Perron (1989), señalan que el ADF tiende a no rechazar la hipótesis nula de existencia de raíz unitaria cuando estamos frente a procesos con características similares a las anteriores.

En el contexto de análisis univariante de series temporales, Chen y Tiao (1990) llegan a una conclusión similar a la señalada por Perron (1990). Su trabajo se centra en la determinación de la manera más apropiada de modelar cambios en el nivel de las series temporales así como en la cuantificación de su influencia sobre la predicción si no son tenidos en cuenta. Ponen de manifiesto que un proceso ARMA con cambio de nivel aleatorio puede ser mal especificado como un proceso ARIMA. A pesar de ello, este proceso es robusto para predecir futuras observaciones.

La literatura revisada pone de manifiesto el comportamiento sesgado de los contrastes de raíces unitarias. En general se tiende a sobreaceptar la hipótesis nula de existencia de una raíz unitaria, frente a alternativas estacionarias con cambios exógenos en la media del proceso o en la tendencia determinista en una fecha conocida. Por esta razón, analizar si realmente el comportamiento de una series está guiado por un proceso con una raíz unitaria, exige diseñar procedimientos que sean capaces de distinguirlo de procesos estacionarios con cambios estructurales en la media o, en su caso, en la tendencia determinista. Además, se presenta un problema adicional pues considerar puntos de corte exógenos en el diseño de los procedimientos, supone otorgar cierto grado de subjetividad al investigador. Este hecho, puede condicionar el resultado final del análisis e incluso, conducir a resultados también contradictorios. Para evitar este problema, las investigaciones posteriores han ido dirigidas a proporcionar procedimientos de análisis que incorporen de forma endógena el posible punto de ruptura. De esta forma, éste se puede considerar como un parámetro más a estimar dentro del modelo, liberando al contraste de los posibles efectos perniciosos que puedan surgir de la selección a priori del período en que se produjo el punto de corte, evitando el problema conocido como “*data-mining*”. Por esa razón, se han propuesto métodos de contraste que van situando el posible cambio estructural en cada una de las observaciones la muestra. Dichos métodos implican tres enfoque alternativos: el recursivo, “*rolling*” (o deslizante) y secuencial.

Habitualmente, el contraste de raíz unitaria se lleva a cabo sobre la especificación de un modelo autorregresivo en primeras diferencias. Dicha especificación viene dada por la siguiente expresión,

$$\Delta y_t = \mu + \gamma t + \rho y_{t-1} + u_t \quad t=2, \dots, T \quad (I.1)$$

El Dickey-Fuller estándar, contrasta la hipótesis nula “ $H_0: \rho = 0$ ” (existencia de raíz unitaria) mediante el cálculo del seudo t-ratio “ t_ρ ” utilizando toda la información muestral, suponiendo que no hay cambios estructurales en el resto de los parámetros “ μ ” y “ γ ”. En cambio, los procedimientos señalados anteriormente si tienen en cuenta ese hecho. La forma de implementarlo, es justamente la que define el carácter de cada uno de ellos.

Los procedimientos de contraste basados en los dos primeros enfoques (recursivo y “rolling”), aplicados al análisis de la existencia de raíces unitarias, se llevan a cabo de la siguiente manera. Dado el modelo (I.1), la recursividad viene dada por el hecho de que, dicho modelo, se estima repetidamente considerando una submuestra inicial, de tamaño “ t_0 = $[\tau_0 T]$ ”. Los corchetes hacen referencia a la parte entera de dicho producto. A “ τ ” se le llama parámetro de “trimming” el cual pertenece al intervalo (0, 1). Habitualmente, la literatura empírica lo sitúa dentro del intervalo (.15, .85), así controla que el tamaño muestral en la iteración inicial no sea demasiado pequeño. La primera estimación se aplica a una muestra de datos de amplitud $t = t_0$. En las etapas de estimación sucesivas se añade una observación adicional, obteniéndose muestras de tamaño “ $t = t_0 + 1, t_0 + 2, \dots$,” hasta llegar a considerar en la última iteración la totalidad de los datos disponibles. En cada iteración, y por consiguiente para cada tamaño muestral ($t = t_0, t_0 + 1, t_0 + 2, \dots, T$), se contrasta la hipótesis nula de existencia de raíz unitaria, “ $H_0: \rho = 0$ ”, mediante el cálculo del seudo t-ratio “ $t_\rho(\tau)$ ” asociado al parámetro ρ . Terminado el proceso total de estimación, habremos generado una secuencia de seudo t-ratios de tamaño “ $T - t_0$ ”. Una vez que hemos ordenado esa secuencia, se toma un indicador de la misma, por ejemplo el valor mínimo de todo el conjunto, es decir

$$t_{\text{REC}} = \min_{t_0 \leq t \leq T} t_\rho(\tau) \quad (\text{I.2})$$

El enfoque basado en “rolling regression” es muy similar al anterior. El parámetro de “trimming” determina el tamaño de la muestra inicial. Dicho tamaño muestral va a permanecer fijo durante todo el proceso. Esto es debido a que en cada iteración, a la muestra inicial se le quita una observación del principio y se le añade otra al final. Así, si

la estimación inicial se realizó con un tamaño muestral de: $t = 1, \dots, t_0$, la segunda estimación se realizará con otra muestra de igual tamaño, pero con información diferente a la anterior, es decir ahora $t = 2, \dots, t_0 + 1$. Como en el enfoque recursivo, en cada iteración, asociado al parámetro ρ , se calcula el valor del estadístico correspondiente al contraste de la hipótesis nula de existencia de raíz unitaria. Al final de la estimación también dispondremos de la secuencia ordenada de pseudo t-ratios, de la que se toma como indicador el valor mínimo de la misma,

$$t_{\text{ROL}} = \min_{t_0 \leq t \leq (T-t_0)} t_{\rho}(\tau) \quad (I.3)$$

Aunque los procedimientos anteriores suponen una muy buena aproximación a la endogeneización el punto de corte, cuentan con el “*handicap*” de que el cálculo de los pseudo t-ratios se lleva a cabo con información diferente (el procedimiento recursivo va alterando el tamaño muestral y en el “*rolling*”, aunque el tamaño se mantiene, cambia el período muestral utilizado).

El procedimiento secuencial considera siempre la muestra completa, utilizando en cada iteración la misma información. Parte de la siguiente especificación,

$$\Delta y_t = \mu_0 + \mu_1 D_t + \gamma_0 t + \gamma_1 D_t(t_0) + \rho y_{t-1} + u_t \quad t = 2, \dots, T. \quad (I.4)$$

Para analizar cambios estructurales sólo en la media o sólo en la pendiente, basta con considerar las versiones restringidas del modelo anterior cuando se impone $\mu_1 = 0$ o bien, $\gamma_1 = 0$ respectivamente. En cada iteración, se considera t_0 como posible punto de corte. Para introducirlo dentro del modelo, y admitir la posibilidad del cambio en la media de la serie, se define la variable ficticia “ D_t ”, donde, $D_t = 1$ si $t > t_0$ y $D_t = 0$ en caso contrario. Con el regresor “ $D_t(t_0)$ ”, definido a partir de “ D_t ” de la siguiente forma: “ $D_t(t_0) = (t - t_0) * D_t$ ”, se captura la posibilidad del cambio en la pendiente. En los dos casos, el punto de corte se sitúa en la ventana de datos comprendida entre las observaciones “ t_0 ” y “ $T - t_0$ ”, evitando así los problemas derivados de su situación muy al principio o muy al final de la muestra. Dicha ventana está determinada, como en los enfoques anteriores, por el parámetro de “*trimming*” τ . En cada iteración la variable ficticia altera su composición, ampliando el número de ceros y disminuyendo el número de unos. De esta forma se recorre

el punto de ruptura a lo largo de la ventana seleccionada, situándolo en cada iteración en la observación siguiente a donde se situó en la inmediatamente anterior. Al igual que los procedimientos anteriores, cuando termine el proceso de estimación, tendremos toda una secuencia de pseudo t-ratios asociados al parámetro correspondiente. Por ejemplo si queremos contrastar la nula de existencia de raíz unitaria, “ $H_0: \rho = 0$ ”, obtendremos la secuencia de pseudo t-ratios asociados al parámetro ρ y una vez ordenada, se toma su valor mínimo. Este será considerado el estadístico secuencial,

$$t_{SEC} = \min_{t_0 \leq t \leq (T-t_0)} t_{\rho}(\tau) \quad (I.5)$$

El hecho diferencial de éste último contraste frente a los dos anteriores, es decir el considerar en todo momento toda la información muestral, hace que haya sido el preferido por la mayor parte de los investigadores. Perron y Vogelsang (1991), Christiano (1992), Zivot y Andrews (1992) utilizan el procedimiento secuencial en sus trabajos. Si bien el enfoque de estos estudios es similar, el primero analiza cambios en el nivel de la serie en una sola observación y cambios graduales, ambos en fechas desconocida; el segundo se apoya en métodos de bootstrapping y, Zivot y Andrews (1992) emplean una versión del contraste de raíces unitarias propuesto por Perron (1989) para el caso en el que punto de ruptura en la tendencia no se conoce a priori. Para el análisis utilizan el procedimiento secuencial basado en contraste ADF de raíz unitaria. Recomiendan tomar como estimador del punto de ruptura, al igual que Perron y Vogelsang (1991), la observación asociada al mínimo de la secuencia de estadísticos, pues es éste el resultado menos favorable respecto a la aceptación de la hipótesis nula de existencia de una raíz unitaria. Aplicado este contraste a las series utilizadas por Nelson y Plosser (1992), no encuentran tanta evidencia en contra de la existencia de raíz unitaria como la detectada por Perron (1990), aunque si más que los primeros. Chu y White (1992) llegan a un resultado similar al aplicar contrastes que ellos proponen a las series anteriores. Estos autores diseñan dos tipos de contrastes en los que consideran como hipótesis nula procesos estacionarios alrededor de una tendencia determinista estable. Cada uno de los dos contrastes que proponen toman como hipótesis alternativa procesos estacionarios con cambio estructural en la tendencia determinista. Esta inestabilidad en la función de la tendencia determinista, puede estar motivada por un cambio en el parámetro que determina su pendiente, por un cambio en el

parámetro que determina su nivel o, por ambos a la vez.

El empleo de procedimientos recursivos y secuenciales se puede encontrar en el trabajo de Banerjee, Dolado y Galbraight (1990). En él estudian propiedades asintóticas de ambos tipos de estadísticos y, tras aplicarlos a dos series largas del GNP per cápita americano, no encuentran evidencia en favor de cambio en la tendencia. Un estudio más detallado acerca del comportamiento de las distribuciones empíricas de los tres procedimientos, ha sido llevado a cabo recientemente por Montañés (1996a, 1996b). En estos trabajos, que son una extensión del desarrollado por Banerjee, Lumsdaine y Stock (1992), se confirman resultados previos indicando que el procedimiento secuencial supera a los otros dos al contrastar estacionariedad. Montañés analiza cómo se ve afectada la distribución empírica de un contraste secuencial de raíz unitaria por el grado de correlación serial y por la magnitud del cambio en la tendencia estocástica o determinista. En sus simulaciones muestra que el poder del contraste aumenta con el tamaño del salto y decrece con el grado de correlación serial. También destaca que la alteración del punto de ruptura en modelos con tendencia estocástica o, el cambio en el parámetro de “*trimming*”, tienen poca influencia sobre la potencia del contraste. Sin embargo, su estudio queda un tanto incompleto en el sentido de que no analiza las distorsiones del tamaño del contraste cuando estamos frente a modelos con tendencia estocástica no nula estable o inestable.

En resumen, hemos planteado como el análisis del comportamiento de los estadísticos que permiten caracterizar el verdadero orden de integración de series temporales económicas, generadas por procesos univariantes inestables, es de crucial importancia. Sin embargo, dadas las interrelaciones existentes entre las variables económicas, no sólo son relevantes las consecuencias que se puedan derivar a nivel individual si dicho orden no se identifica correctamente. También, podemos estar condicionando las posibles relaciones en los procesos multivariantes que caracterizan el comportamiento conjunto de las series tanto a corto como a largo plazo.

Es precisamente en el contexto del largo plazo donde el análisis cobra un mayor interés. Podemos preguntarnos si existen relaciones de equilibrio a largo plazo entre dos o más series que, aun siendo no estacionarias ($I(d)$ con $d > 0$), tienen el mismo orden de integración. En caso afirmativo, se pueden encontrar una o varias combinaciones lineales

entre ellas que presentan un orden de integración más pequeño ($I(d-b)$ con $b > 0$) por lo que decimos que dichas series están cointegradas de orden (d, b) . Por ejemplo, si las series tratadas son todas $I(1)$ y están cointegradas de orden $(1, 1)$, entonces las combinaciones lineales que caracterizan las relaciones de equilibrio a largo plazo serán $I(0)$. Por eso volvemos a destacar la importancia que tiene caracterizar correctamente el comportamiento de los estadísticos que analizan el orden de integración de las series, pues podemos admitir que no están cointegradas cuando efectivamente si lo están o al contrario.

Básicamente existen dos procedimientos para detectar relaciones de cointegración entre series temporales. El procedimiento uniecuacional, propuesto por Engle y Granger (1987), y el multiecuacional desarrollado por Johansen (1988, 1991). El primero de ellos se basa en la estimación por MCO de una única ecuación que caracteriza la relación de equilibrio a largo plazo de las variables del sistema. Por ejemplo, dado un vector de series económicas $X_t' = [x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{Nt}]$, una vez que se ha analizado la relación de causalidad y que se ha comprobado que el orden de integración individual de las variables es el mismo [supongamos que son $I(1)$], si efectivamente están cointegradas, de orden $(1, 1)$, los residuos de la regresión que caracteriza la relación de equilibrio a largo plazo, $\hat{u}_t = x_{jt} - \hat{\beta}' X_{jt}'$ con $X_{jt}' = [x_{1t}, x_{j-1t}, x_{j+1t}, \dots, x_{Nt}]$, deberán ser $I(0)$. El vector de parámetros, $\hat{\beta}$, no es más que la estimación de la relación de equilibrio del largo plazo o relación de cointegración. Lógicamente podremos encontrar como máximo $N-1$ relaciones de cointegración. Dado este enfoque uniecuacional, estas relaciones sólo se podrán estimar, si existen, de una en una y no conjuntamente. Además, no se consideran los efectos de las posibles relaciones dinámicas a corto plazo entre las variables del sistema. Ambos aspectos si son tenidos en cuenta en enfoque multiecuacional desarrollado por Johansen (1988).

El análisis de cointegración propuesto por Johansen (1988) parte de una representación VAR (vector autorregresivo) no restringido de orden "k" de la forma,

$$X_t = A_1 X_{t-1} + \dots + A_k X_{t-k} + u_t \quad u_t \sim N(0, \Sigma) \quad (1.6)$$

y se reformula en la forma del modelo de corrección de error (MCE) el cual adopta la siguiente expresión,

$$\Delta X_t = \Upsilon_1 \Delta X_{t-1} + \dots + \Upsilon_{k-1} \Delta X_{t-k+1} + \Pi X_{t-k} + u_t \quad (I.7)$$

con:

$$\Upsilon_i = -(I - A_1 - \dots - A_i), \quad i = 1, \dots, k-1 \quad \text{y} \quad \Pi = -(I - A_1 - \dots - A_k) \quad (I.8)$$

La representación en forma de MCE, proporciona información tanto del corto plazo (a través de las matrices de parámetros “ Υ_i ”) como del número de relaciones de equilibrio a largo plazo, calculadas y determinadas en un número igual al rango de la matriz “ Π ”, el cual, no puede ser mayor que $N-1$ si efectivamente, las N variables del sistema están cointegradas.

Una vez que se ha detectado la posible relación (o relaciones) de equilibrio a largo plazo parece lógico preguntarse si los parámetros que determinan dicha relación, permanecen constantes o no en todo el período muestral. La inestabilidad puede venir generada por la propia inestabilidad de alguna de las variables introducidas en el modelo, o bien porque la estructura del sistema cambie en un momento del tiempo. Si efectivamente la relación es inestable, tendremos que detectarlo teniendo presente que la potencia de los contrastes de cointegración se ve alterada en contextos de inestabilidad. Así podemos considerar erróneamente que no existen relaciones de equilibrio a largo plazo cuando efectivamente si las hay, pero cambian en algún momento del tiempo. Habrá que determinar que existen una o varias relaciones de cointegración, si son inestables y, en la medida de lo posible, determinar en qué momento del tiempo se sitúa el punto de ruptura o cambio estructural. Los trabajos de Hansen (1992), Hansen y Johansen (1993), Gregory y Hansen (1996), Campos, Ericsson y Hendry (1993) y Gregory, Nason y Watt (1996) entre otros, abordan este tipo de cuestiones .

Los contrastes propuestos por Hansen (1992) y Hansen y Johansen (1993) son recursivos, mientras que el de Gregory y Hansen (1996) es secuencial. A pesar de que la hipótesis nula que contrastan cada uno de ellos es diferente, tienen en común que ninguno supone conocido el punto de corte en la relación de cointegración. Hansen (1992), propone tomar el supremo y la media de una secuencia de estadísticos similares al contraste de

Wald de igualdad de parámetros en dos períodos de tiempo calculados con el “*fully modified estimator*” propuesto por Phillips y Hansen (1990). El estadístico propuesto por Hansen y Johansen (1993) analiza recursivamente la constancia de la relación de largo plazo (vector de cointegración) suponiendo constante la dinámica del corto plazo. Se trata en un contraste de razón de verosimilitud para el vector de cointegración propuesto por Johansen y Juselius (1992). Por último, en el contraste de Gregory y Hansen (1996) se toma el mínimo de una secuencia de estadísticos calculados a partir del contraste ADF aplicado a los residuos de la relación de cointegración, de forma análoga a la descrita en Engle y Granger (1987).

Gregory, Nason y Watt (1996), evalúan el comportamiento del contraste de Hansen (1992), en relaciones cointegradas en un marco lineal cuadrático con costes de ajuste y del ADF. De su trabajo se desprende que el contraste de Hansen (1992) tiene un tamaño adecuado cuando la relación de cointegración es estable, sin embargo, su potencia disminuye a medida que los costes de ajuste son mayores. Un comportamiento similar detectan en el ADF, para el que la frecuencia de rechazos de la hipótesis nula de no cointegración, disminuye en presencia de cambios estructurales. De manera análoga, Campos, Ericsson y Hendry (1993), examinan cómo se comportan básicamente dos tipos de contrastes de cointegración (convertidos en cuatro según sea el vector de cointegración conocido o no) en presencia de cambios estructurales. El primero de ellos está basado en el procedimiento de dos pasos propuesto por Engle y Granger (1987) y, el segundo es el t-ratio asociado al parámetro de ajuste del mecanismo de corrección de error, propuesto por Banerjee, Dolado, Hendry y Smith (1986). Concluyen que el tamaño de los contrastes no sufre grandes distorsiones ante cambios estructurales y, en general, el segundo grupo de contrastes es más potente que el primero.

I.3.- CONTENIDO DE LA TESIS

Esta tesis doctoral, se enmarca en el contexto anterior, retomando aspectos que no han sido tratados en la literatura revisada. En particular, nos centramos en la influencia de la inestabilidad paramétrica sobre los contrastes de raíces unitarias y sobre los contrastes de cointegración en presencia de cambios estructurales. Respecto a los primeros,

analizamos su comportamiento cuando la inestabilidad se manifiesta en dos direcciones. La primera, aparece cuando se producen cambios en la tendencia estocástica del proceso generador de la serie y, la segunda cuando cambia el orden de integración. En ambos casos, además de estudiar en profundidad el comportamiento de algunos de los estadísticos propuestos en la literatura e ilustrar algunos resultados paradójicos, proponemos estadísticos más robustos los cuales también proporcionan estimaciones acerca de la localización del punto de corte. Adicionalmente, para el caso en el que la inestabilidad paramétrica es debida a un cambio en la tendencia estocástica, presentamos un procedimiento metodológico para detectar el orden de integración del proceso generador de la serie. Finaliza esta parte del estudio, aplicando los contrastes al índice de producción industrial de Alemania, Canada, España, Estados Unidos, Francia, Italia, Japón y Renio Unido y, al producto interior bruto de Alemania, Canada, Estados Unidos, Italia, Japón y Renio Unido.

Un estudio similar al anterior ha sido llevado a cabo para el caso de los contrastes de cointegración en presencia de cambios estructurales. En general, además de hacer un estudio comparativo entre tres tipos de contrastes de cointegración, para determinar cuál de ellos es más robusto frente a distintas alternativas de interés, también, como en el caso anterior, se proponen nuevos estadísticos. La aplicación empírica de esta parte del trabajo la hemos centrado en analizar la influencia de la inestabilidad paramétrica de la demanda de dinero sobre el cumplimiento, a largo plazo, del modelo monetario. Para ello utilizamos los tipos de cambio bilaterales de la peseta y el G-7 junto con Suiza. Dada la amplitud del trabajo, lo presentamos como último capítulo de la tesis.

Los dos casos sobre los que hemos centrado el análisis de la influencia de la inestabilidad paramétrica siguen una estructura similar. Hemos calculado y tabulado las distribuciones empíricas de todos y cada uno de los contrastes utilizados, también hemos analizado las posibles distorsiones en su tamaño y, por último, se ha estudiado su potencia frente a una gama amplia de alternativas relevantes según el escenario considerado. A continuación, presentamos brevemente el contenido de cada uno de los capítulos.

En el segundo capítulo, “**Un Contraste ADF Secuencial para la Detección de Cambios en la Tendencia Estocástica**”, analizamos en profundidad el comportamiento

del contraste ADF de raíces unitarias ante cambios estructurales. En este estudio, ampliamos la investigación realizada hasta el momento en varias direcciones. Tomando la versión del contraste secuencial para el contrastes de raíz unitaria con tendencia cambiante propuesto por Banerjee, Lumsdaine y Stock (1992), proponemos dos tipos de contrastes secuenciales. En el primero de ellos se contrasta la existencia de raíz unitaria y un posible cambio en la tendencia estocástica del proceso generador de la serie. El segundo es una versión restringida del anterior en el sentido de que se impone la existencia de raíz unitaria y, por tanto, se contrasta sólo la inestabilidad en la tendencia. De las secuencias de estadísticos generadas se toman, como Hansen (1992) propone, el supremo y la media. El supremo permitirá disponer de contrastes con potencia frente a cambios unitarios en la tendencia y, la media frente a cambios graduales, además de aminorar los efectos de los valores atípicos. Siguiendo la recomendación de Zivot y Andrews (1992), se estudia el comportamiento de la observación asociada al supremo, como posible estimador del punto de corte.

Comenzamos el estudio tabulando las distribuciones empíricas de los seis estadísticos mediante simulaciones de Monte Carlo, para diferentes tamaños muestrales. La hipótesis nula considerada es paseo aleatorio, sin cambio en la tendencia estocástica. Dados los valores críticos calculados, examinamos las posibles distorsiones de tamaño de cada contraste cuando existe una tendencia estocástica no nula a la vez que analizamos, como en todos los ejercicios de simulación, el comportamiento del contraste ADF estándar. En general, los contrastes son muy conservadores en presencia de tendencia no nula. A continuación, investigamos el comportamiento de los seis estadísticos (siete, considerando el ADF) bajo alternativas integradas de orden uno con cambio en la tendencia estocástica. El resultado del análisis muestra que el comportamiento de los estadísticos depende de manera muy directa de la concavidad o convexidad de las series. El comportamiento del ADF resulta ser muy errático pudiendo considerar una serie $I(1)$ cóncava como estacionaria. Dado que, gráficamente las series inestables integradas de orden uno son muy parecidas a las series estables integradas de orden dos, también hemos analizado el comportamiento de los estadísticos ante este tipo de alternativas. A excepción del ADF, que puede considerar una serie $I(2)$ cóncava como si fuera estacionaria, el resto de los estadísticos se comportan de forma similar ante los dos tipos de alternativas. Fruto de este

análisis proponemos un procedimiento que, empleando todo el grupo de estadísticos, nos permitirá caracterizar el proceso que guía el comportamiento de la serie que se analiza.

Una vez que hemos analizado el comportamiento de los contrastes para detectar cambios en la tendencia estocástica¹, les aplicamos a las series del índice de producción industrial de Alemania, Canada, España, Estados Unidos, Francia, Italia, Japón y Reino Unido y, al producto interior bruto de Alemania, Canada, Estados Unidos, Italia, Japón y Renio Unido. En general, se pone de manifiesto que siempre que se detecta un cambio en la tendencia estocástica de la serie, se produce un rechazo de la hipótesis nula de raíz unitaria en favor de estacionariedad por parte del ADF y, al contrario.

Siguiendo la línea anterior, en el capítulo tercero de la tesis, “**Un Contraste ADF Secuencial para la Detección de Cambios en el Orden de Integración**”, se aborda el estudio de un segundo tipo de inestabilidad paramétrica. Dicha inestabilidad estaría generada por los distintos órdenes de integración que pueden presentar las series económicas suficientemente amplias. Pensemos, por ejemplo, en el comportamiento de los diferenciales de las tasas de inflación (o cualquier otra macromagnitud relevante: tipos de interés, índices de producción, etc) de los países miembros de la Unión Europea antes y después del establecimiento de los criterios de convergencia. Inicialmente, las políticas económicas de los diferentes países perseguían la consecución de objetivos individuales. Eso hizo que variables económicas evolucionasen por sendas diferentes, dependiendo de cada país. Tras el establecimiento de los criterios de convergencia, los objetivos de política macroeconómica pasaron a tomar una dimensión comunitaria y, para su consecución, hubo que reorientar las políticas individuales. Como consecuencia, se produjo un mayor paralelismo en la evolución a lo largo del tiempo de las anteriores variables económicas. Por tanto, es de esperar que el diferencial de alguna de estas variables de un determinado país respecto a otro, experimente un cambio de comportamiento antes y después de la fecha en la que se establecieron tales criterios, manifestándose en un orden de integración diferente.

¹ No empleamos tendencias temporales deterministas en la especificación de los contrastes pues, su interpretación económica no es sencilla. Además pueden tener asociadas consecuencias poco agradables debido a la reversibilidad del tiempo. En consecuencia, centramos nuestro análisis en el contexto de inestabilidad de la tendencia estocástica

Para llevar a cabo el análisis, proponemos tres tipos de contrastes secuenciales. En el primero de ellos, se contrasta simultáneamente la existencia de raíz unitaria en la primera y segunda mitad del proceso. Los otros dos, son versiones restringidas del anterior pues surgen al imponer la existencia de raíz unitaria en la primera parte de la muestra en un caso y, en la segunda parte en el otro. Como en el capítulo anterior, nos centramos en el supremo y la media de la secuencia de estadísticos generados. Una vez tabuladas sus distribuciones empíricas bajo la hipótesis nula de paseo aleatorio sin tendencia estocástica, analizamos su potencia bajo distintos escenarios de estacionariedad, parcial o total, comparándola siempre con la del ADF. En primer lugar, consideramos alternativas caracterizadas por series temporales guiadas durante un período de tiempo por un proceso estocástico integrado de orden uno, con y sin tendencia estocástica, y la otra parte por un proceso estacionario. En el segundo lugar, analizamos la potencia de los contrastes bajo alternativas totalmente estacionarias que pueden aparecer en tres grupos: 1) tanto el coeficiente de correlación como la media de la serie son invariantes en todo el período temporal, 2) sólo es invariante la media pero no el coeficiente de correlación y, por último, 3) cambia la media de las series pero no el coeficiente de correlación.

En el cuarto capítulo de la tesis, “**Análisis Comparativo de 3 Estadísticos para la Contrastación de Inestabilidad Paramétrica en Relaciones de Cointegración**”, nos centramos en comparar el comportamiento de los contrastes de Hansen (1992), Hansen y Johansen (1993) y Gregory y Hansen (1996), los cuales, como antes señalamos, tienen en común el desconocimiento del punto de corte en la hipótesis nula.

En las simulaciones, utilizamos el proceso generador de datos habitual en esta literatura (véase Banerjee et al. (1996), Engle y Granger (1987), Phillips y Hansen (1990) y Gonzalo (1994), por ejemplo). Siguiendo el ejemplo de Hansen (1992), tabulamos, por primera vez, la distribución asintótica de la media de la secuencia de los estadísticos generada a partir del contraste de Gregory y Hansen (1996). Para el contraste de Hansen y Johansen (1993), hemos hecho lo mismo tanto para la media como para el supremo, pues en el trabajo inicial sólo se deriva teóricamente la distribución asintótica para el caso en el que punto de corte es conocido. Una vez que tenemos tabuladas todas las distribuciones asintóticas para todos los estadísticos, analizamos su robustez respecto a variaciones en los parámetros del proceso generador de datos.

En la siguiente parte del trabajo se estudian las posibles distorsiones del tamaño nominal de los contrastes, debidas al tamaño muestral, y su potencia bajo cuatro alternativas relevantes: 1) ausencia cointegración y estabilidad paramétrica, 2) existencia de cointegración con estabilidad paramétrica, 3) existencia de cointegración e inestabilidad paramétrica: 3a) con sólo un punto de corte y, 3b) con dos puntos de corte. El análisis nos permitirá evaluar la potencia de los contrastes a la hora de distinguir entre modelos cointegrados y no cointegrados. También podremos evaluar el sesgo y precisión del estimador del punto de corte (uno o más). Éste nos permitirá determinar muestras más estables. Por último, dado que hemos usados varios tamaños muestrales, también analizamos su comportamiento en muestras finitas. Anticipamos que de los tres contrastes analizados, es el propuesto por Gregory y Hansen (1996) el que mejor comportamiento presenta.

Por último, se cierra la tesis con el capítulo quinto **“Inestabilidad de la Demanda de Dinero y Comportamiento del Modelo Monetario para la Peseta”**. Durante el período de tipos de cambio flexible, analizamos empíricamente la validez del enfoque monetario para explicar, a largo plazo, el comportamiento del tipo de cambio bilateral de España y otro grupo de países. Consideramos que el poco soporte empírico que ha tenido este enfoque puede ser debido a la inestabilidad de uno de sus componentes principales: la demanda de dinero.

Se ha calculado la relación teórica de largo plazo para el tipo de cambio bilateral nominal, la oferta relativa de dinero y la renta real relativa de bienes a partir de la versión del modelo monetario de precios rígidos propuesta por Dornbusch (1996). Según el método de solución propuesto por Blanchard y Khan (1980), especificamos dicha relación de largo plazo y, utilizamos el procedimiento de Engle y Granger (1987) y Phillips y Hansen (1990) para estimar la relación de cointegración, la cual no se detecta en el total de la muestra. Para analizar en qué medida lo anterior está determinado por la inestabilidad de la demanda de dinero, especificamos una relación de largo plazo de la demanda de dinero diferente a la utilizada habitualmente en la literatura y, con el contraste de Gregory y Hansen (1996) analizado en el capítulo anterior, seleccionamos los períodos muestrales en los que parece más estable, submuestras en las que reestimamos la relación de largo plazo del tipo de cambio. Los resultados parecen ser concluyentes, en el sentido de que

aparecen relaciones de cointegración con coeficientes significativos y los signos adecuados en la mayoría de las relaciones bilaterales. La inestabilidad paramétrica tiende a disminuir, lo cual refrenda la verificación de la hipótesis planteada.

I.4.- REFERENCIAS

- Balke, N. y T. Fomby, 1991, "Shifting Trends, Segmented Trends and Infrequent Permanent Shocks", *Journal of Monetary Economics* **28**, 61-85.
- Banerjee, A., R. Lumsdaine y J. Stock, 1992, "Recursive and Sequential Tests of the Unit-Root and Trend-Break Hypothesis: Theory and International Evidence", *Journal of Business and Economic Statistics* **10**, 271-287.
- Banerjee, A., J.J. Dolado y J. Galbraith, 1990, "Recursive and Sequential Tests for Unit Root and Structural Breaks in Long Annual GNP Series", Servicio de Estudios del Banco de España, Documento de Trabajo 9010.
- Banerjee, A., J.J. Dolado, D.F. Hendry y G.W. Smith, 1996, "Exploring Equilibrium Relationships in Econometrics Through Static Models: Some Monte Carlo Evidence", *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* **48**, 253-277.
- Blanchard, O.J. y Ch. Khan, 1980, "The Solution of Linear Difference Models under Rational Expectations", *Econometrica* **48**, 1305-1311.
- Campos, J., C., N.R. Ericsson y D.F. Hendry, 1993, "Cointegration Test in The presence of Structural Breaks", Board of Governors of the Federal Reserve System, Number 440.
- Chen, C. y G. Tiao, 1990, "Random Level-Shift Time Series Models, ARIMA Approximations, and Level-Shift Detection", *Journal of Business and Economic Statistics* **8**, 83-97.
- Christiano, L.J., 1992, "Searching for a Break in GNP", *Journal of Business and Economic Statistics* **10**, 237-250.
- Chu, C.S.J. y H. White, 1992, "A Direct Test for Changing Trend", *Journal of Business and Economic Statistics* **8**, 289-299.
- 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**, 427-431.
- Dornbusch, R., 1976, "Expectations and Exchange Rate Dynamics", *Journal of Political Economy* **84**, 1161-1176.
- Engle, R.F. y C.W.J. Granger, 1987, "Cointegration and Error Correction: Representation, Estimation and Testing", *Econometrica* **55**, 251-256.
- Frances, P.H. y N. Haldrup, 1994, "The Effects of Additive Outliers on Tests for Unit Roots and Cointegration", *Journal of Business and Economic Statistics* **12**, 471-478.

- Gonzalo, J., 1994, "Five Alternative Methods of Estimating Long-Run Equilibrium Relationships", *Journal of Econometrics* **60**, 203-233.
- Gregory, A.W., J.M. Nason y D.G. Watt, 1996, "Testing for Structural Breaks in Cointegrated Relationships", *Journal of Econometrics* **71**, 321-341.
- Gregory, A.W. y B.E. Hansen, 1996, "Residual-Based Tests for Cointegration in Models with Regime Shifts", *Journal of Econometrics* **70**, 99-126.
- Hansen, B.E., 1992, "Tests for Parameter Instability in Regressions with I(1) Processes", *Journal of Business & Economic Statistics* **10**, 321-335.
- Hansen, H. y S. Johansen, 1993, "Recursive Estimation in Cointegrated VAR-Models", Institute of Mathematical Statistics, University of Copenhagen.
- Hendry, D.F. y N.R. Ericsson, 1991, "An Econometric Analysis of UK Money Demand", *American Economic Review* **81**, 8-38.
- Johansen, S., 1988, "Statistical Analysis of Cointegrating Vectors", *Journal of Economic Dynamics & Control* **12**, 231-254.
- Johansen, S., 1991, "Estimation and Hypothesis Testing of Cointegrating Vectors in Gaussian Vector Autorregresive Models", *Econometrica* **60**, 1551-1580.
- Johansen, S. y K. Juselius, 1990, "Maximun Likelihood Estimation and Inference on Cointegration with Applications to the Demand for Money", *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* **52**, 169-211.
- Montañés, A., 1996a, "Contraste de Raíz Unitaria y Ruptura Estructural: Un Estudio de Monte Carlo para los Estadísticos Rolling, Recursivo y Secuencial", *Revista Española de Economía* **13**, 39-74.
- Montañés, A., 1996b, "Efecto de una Ruptura Estructural sobre los Contrastes de Dickey-Fuller", *Revista Española de Economía* **13**, 221-237.
- Nelson, C. R. y C.I. Plosser, 1982, "Trends and Ramdom Walks in Macroeconomic Time Series: Some Evidence and Implications", *Journal of Monetary Economics* **10**, 139-162.
- Perron, P., 1989, "The Great Crash, the Oil Price Shock, and the Unit Root Hypothesis", *Econometrica* **57**, 1361-1401.
- Perron, P., 1990, "Testing for Unit Root in a Time Series with a Changing Mean", *Journal of Business and Economics Statistics* **8**, 153-162.
- Perron, P. y T.J. Vogelsang, 1992, "Nonstationarity and Level Shifts with an Application to Purchasing Power Parity", *Journal of Business and Economics Statistics* **10**, 301-320.

-
- Phillips, P.C.B. y B.E. Hansen, 1990, "Statistical Inference in Instrumental Variables Regression with I(1) Processes", *Review of Economic Studies* **57**, 99-125.
- Rappoport, P. y L. Reichlin, 1989, "Segmented Trends and Non-Stationary Time Series", *The Economic Journal* **99**, 168-177.
- 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**, 99-125.

Capítulo II

Un contraste ADF secuencial para la detección de cambios en la tendencia estocástica

II.1.- INTRODUCCIÓN

La investigación sobre la naturaleza estacionaria o no estacionaria de series temporales económicas iniciado por Nelson y Plosser (1982), ha conducido en épocas recientes al desarrollo de procedimientos de contraste capaces de enfrentarse a las situaciones más típicas de inestabilidad paramétrica, tales como valores atípicos y cambios estructurales. La abundante literatura reciente se ha centrado principalmente en los efectos que tienen los cambios estructurales sobre el comportamiento de los contrastes de estacionariedad. El resultado común en muchos de los trabajos (Rappoport y Reichilin (1989), Hendry y Neale (1990), Perron (1989, 1990), Chen y Tiao (1990), Perron y Vogelsang (1992) entre otros), es que la presencia de cambios estructurales tiende a producir una sobre aceptación de la hipótesis nula en los contrastes de raíces unitarias estándar, tales como el contraste de Dickey-Fuller aumentado (ADF)¹. Consecuentemente, numerosos investigadores han dirigido sus esfuerzos hacia el diseño de procedimientos de análisis con potencia frente a alternativas estacionarias inestables.

La literatura inicial se centró en analizar el efecto sobre los contrastes de raíces unitarias de un simple cambio estructural en la tendencia [Rappoport y Reichilin (1989), Perron (1989), Hendry y Neal (1990) y Chu y White (1992)] determinista y/o estocástica [Perron (1990) y Chen y Tiao (1990)] del proceso de la serie temporal, en una fecha conocida. Como se indicó, el resultado básico conseguido en esta literatura es que, en presencia de tendencias segmentadas, el comportamiento del contraste de raíz unitaria está sesgado hacia la hipótesis nula de no estacionariedad. En relación a este tema, varios procedimientos fueron propuestos para tener en cuenta el cambio en la tendencia. Sin embargo, la controversia sobre los diferentes resultados económicos conseguidos dependiendo de la elección exógena del punto de corte [Cristiano (1992), Zivot y Andrews

¹ Sin embargo, hay excepciones a la conclusión general. Por ejemplo, Montañés (1996b) muestra que en series económicas temporales con un cambio estructural en la tendencia determinista, el comportamiento asintótico del contraste ADF no está sistemáticamente sesgado en favor de la hipótesis nula. También, la literatura sobre contrastes de raíces unitarias en presencia de valores atípicos acepta un resultado similar. Por ejemplo, Frances y Haldrup (1994) muestran que la presencia de "additive outlier" o "temporary change outlier" tiende a producir estacionariedad espúrea.

(1992)], condujo a los investigadores a desarrollar procedimientos que incorporasen endógenamente la elección del punto de corte, evitando así los fallos de la literatura anterior.

Para analizar el tema del contraste de raíces unitarias en series temporales con cambio estructural en una fecha desconocida, los investigadores han desarrollado varios procedimientos recursivos, secuenciales y “*rolling regressions*”. Sin embargo, estudios comparativos [Banerjee, Lumsdaine y Stock (1992) y Montañés (1996a)] indican que los procedimientos secuenciales tienen generalmente más potencia en contrastes sobre estacionariedad pues usan toda la información muestral. Consecuentemente, en este artículo nos centraremos en contrastes secuenciales. El procedimiento secuencial básico usado en la literatura [Banerjee, Lumsdaine y Stock (1992), Zivot y Andrews (1992), Perron y Vogelsang (1992) y Montañés (1996)] está basado en el contraste de raíz unitaria ADF, y selecciona el supremo (mínimo) de la secuencia de estadísticos-t del ADF para todos los posibles puntos de corte en la muestra². Además, algunos autores toman la posición muestral asociada a este estadístico como la mejor elección para la localización del punto de corte. En general, los análisis empíricos que usan estos procedimientos secuenciales tienden a revertir los primeros resultados señalados por Perron (1989, 1990), no encontrando evidencia significativa en contra de la hipótesis de raíz unitaria en muchas de las series temporales económicas consideradas.

Los resultados de las simulaciones llevadas a cabo por Banerjee, Lumsdaine y Stock (1992) y Montañés (1996a), indican que los estadísticos secuenciales de raíces unitarias tienen buena potencia frente a alternativas estacionarias estables e inestables. La potencia de los contrastes, en muestras finitas, depende del grado de correlación serial y de la magnitud del salto en las tendencias deterministas y/o estocásticas. La potencia incrementa con el tamaño muestral y la magnitud del salto, y decrece con el grado de

² En general, sólo un subconjunto de todos los posibles puntos de corte son considerados, ignorando los que están localizados en los extremos de la muestra. Es práctica común en la literatura aplicar un porcentaje de eliminación simétrico del 15%, aunque algunos autores están a favor de porcentajes más grandes, especialmente para tamaños muestrales pequeños. Este porcentaje de “*trimming*” se convierte en un parámetro ruidoso en las distribuciones asintóticas de los estadísticos, aunque Montañés (1996a) ha mostrado que para el caso considerado en el capítulo (cambios en la tendencia estocástica) la potencia del contraste es bastante robusta a un amplio rango de valores de “*trimming*”.

correlación serial, sin embargo, este comportamiento no es siempre monótono. Además, la potencia de los contrastes también se ve afectado por otros parámetros ruidosos tales como la posición relativa del punto de corte y por el tamaño de la ventana muestral en la que se va situar el posible punto de corte dado por el parámetro de "trimming". Una revisión de la literatura reciente se presenta en Noriega-Muro (1993).

Los contrastes de estacionariedad no agotan las posibilidades ofrecidas por los procedimientos de contraste secuencial. Además, para contrastar raíces unitarias, los procedimientos que incorporan una constante y/o una tendencia temporal en la regresión de la raíz unitaria permiten el contraste directo de la estabilidad de la tendencia, una opción que debería ser usada conjuntamente con el contraste de raíz unitaria para complementar sus resultados. Por ejemplo, Banerjee, Lumsdaine y Stock (1992) consideran dos contrastes secuenciales para un cambio de tendencia, obtenidos como la versión restringida y no restringida de un contraste de estabilidad paramétrica para el término constante (o tendencia temporal) en la regresión ADF de raíz unitaria. Estos dos contrastes son útiles para determinar la estabilidad de la tendencia bajo las hipótesis alternativas de estacionariedad y no estacionariedad. Sin embargo, ninguno de los artículos mencionados estudia posibles distorsiones en el tamaño de los contrastes de raíces unitarias bajo alternativas no estacionarias con tendencias inestables. Esto es, no tenemos todavía criterios definitivos para determinar si un rechazo de la hipótesis nula de raíz unitaria es debido a que verdaderamente existe estacionariedad o por el contrario se debe a un cambio en la tendencia.

Este trabajo intenta ampliar nuestro conocimiento sobre el comportamiento de contrastes secuenciales para raíces unitarias en varias direcciones. Primera, siguiendo una práctica común en otros tipos de contrastes secuenciales [Hansen (1992)], además del supremo de la secuencia de estadístico, aquí también se considera su media. Se cree generalmente que el supremo tiene más potencia para detectar puntos de corte individuales, mientras que el estadístico de la media tiene más potencia frente a cambios graduales. Además, el estadístico secuencial de la media es más robusto que el supremo en presencia de valores atípicos. La segunda dirección engloba un análisis muy extenso de las propiedades del tamaño y potencia de los estadísticos secuenciales bajo todas las alternativas relevantes: procesos estacionarios y no estacionarios con tendencias estables

e inestables. Un resultado interesante recogido en este trabajo es que el contraste de raíces unitarias estándar ADF puede erróneamente rechazar la hipótesis nula de una raíz unitaria en favor de estacionariedad bajo ciertas alternativas $I(2)$ e $I(1)$ inestables. Dadas estas aparentes contradicciones en la interpretación de los resultados del contraste, terminamos el análisis proponiendo un procedimiento de contraste general para discriminar entre todas las alternativas relevantes de estacionariedad y no estacionariedad.

El capítulo se organiza como sigue. En la sección II.2 presentamos el procedimiento básico de contraste, mientras que en la sección II.3 desarrollamos todos los ejercicios de simulación. Comenzamos nuestras simulaciones tabulando las distribuciones para muestras finitas de los seis estadísticos considerados. Con los valores críticos estimados procedemos a analizar las posibles distorsiones de tamaño bajo varias alternativas de no estacionariedad. En particular, examinamos el comportamiento del contraste bajo alternativas $I(1)$ estables e inestables, y para procesos $I(2)$. Nuestro análisis concluye con un estudio de las propiedades de la potencia del contraste en entornos estacionarios estables e inestables. En la sección II.4 se resumen los resultados de las simulaciones y se propone una metodología general para el contraste de raíces unitarias con cambio en la tendencia. Finalmente, en la sección II.5 llevamos a cabo una aplicación empírica de estos contrastes secuenciales al Índice de Producción Industrial de Alemania, Canadá, Francia, España, Estados Unidos, Italia, Japón y Reino Unido y a su Producto Interior Bruto excepto para Francia y España. En el apéndice II.1 se exponen las tablas con los resultados de las simulaciones, de las aplicaciones empíricas y, los gráficos de las variables.

El presente trabajo no explora todas las dimensiones de los contrastes de raíces unitarias bajo cambios estructurales. Hay dos direcciones en las cuales esta literatura está expandiéndose actualmente. En primer lugar, existe un importante esfuerzo orientado hacia el desarrollo de una metodología general para los contrastes de raíces unitarias en presencia de varios puntos de corte (véase, por ejemplo, Lumsdaine y Papell (1997), Bai y Perron (1998) y, numeroso material aun no publicado). Además, otra línea de investigación aun no explotada ampliamente en la literatura es la posibilidad de contrastar la estacionariedad parcial. Existen numerosas ejemplos económicos en los cuales una variable no estacionaria llega a ser estacionaria en un momento del tiempo, posiblemente debido a posibles

coordinaciones de políticas o el intento de alcanzar convergencia. Bajo estacionariedad parcial, se espera que los contrastes de raíces unitarias estándar estén sesgados hacia no rechazar la hipótesis nula, consecuentemente, será útil desarrollar herramientas en este tipo de escenarios. Esta otra alternativa sitúa la inestabilidad en el comportamiento del coeficiente de correlación y no en el parámetro de la tendencia. El siguiente capítulo de la tesis, está centrado en el análisis de cuestiones de este tipo.

II.2.- UN CONTRASTE ADF SECUENCIAL PARA UN CAMBIO EN LA TENDENCIA ESTOCÁSTICA

Para contrastar la hipótesis nula de existencia de una raíz unitaria en una serie temporal Y_t , el contraste ADF estándar calcula el estadístico “t” asociado al parámetro δ en la regresión:

$$\Delta Y_t = \mu + \beta t + \delta Y_{t-1} + \sum_{i=1}^q \gamma_i \Delta Y_{t-i} + \epsilon_t \quad (II.1)$$

donde ΔY_t es la primera diferencia del proceso, μ es una constante que captura la posible presencia de una tendencia estocástica y β es el parámetro que recoge la tendencia temporal dada por t . El parámetro q representa el número de retardos (a ser determinado) y ϵ_t es un proceso de error i.i.d. con media cero. El estadístico calculado se compara con los valores de la cola inferior de su distribución empírica tabulada bajo la hipótesis nula ($\mu = \beta = \delta = 0$), por eso un rechazo de la hipótesis nula favorece la alternativa estacionaria. En lo que sigue, consideraremos la versión más común del contraste anterior que no incluye tendencia lineal determinista ($\beta = 0$), aunque los resultados pueden extenderse fácilmente a este caso³.

La versión secuencial del contraste ADF usualmente considerado en la literatura

³ En muchos modelos económicos las tendencias estocásticas son más frecuentemente empleadas, ya que se pueden interpretar como tasas de crecimiento. Por el contrario, las tendencias temporales deterministas son un instrumento estadístico con difícil interpretación económica y, en algunas ocasiones, con consecuencias desagradables debido a la reversibilidad del tiempo.

[Banerjee, Lumsdaine y Stock (1992), Zivot y Andrews (1992), Perron y Vogelsang (1992) y Mantañés (1996)] considera el siguiente conjunto de regresiones,

$$\Delta Y_t = \mu + \mu' D_{\tau t} + \delta Y_{t-1} + \sum_{i=1}^q \gamma_i \Delta Y_{t-i} + \epsilon_t \quad (\text{II.2})$$

donde

$$D_{\tau t} = \begin{cases} 0 & t < [\tau T] \\ 1 & t \geq [\tau T] \end{cases}, \quad \tau \in (0,1) \quad (\text{II.3})$$

es una variable “dummy” que selecciona las últimas $(1-\tau)\%$ observaciones del final de la muestra, y $[\]$ indica la parte entera. Para cada posible punto de corte en la muestra, indexado por τ , se calculan dos estadísticos a partir de la regresión (II.2): t_δ y $|t_\mu|$. t_δ es el pseudo estadístico t estándar para el contraste de la hipótesis nula de raíz unitaria $\delta = 0$, mientras que $|t_\mu|$ es el valor absoluto del estadístico t para la hipótesis nula $\mu' = 0$; es decir, se trata de un contraste para la estabilidad de la tendencia estocástica introducido inicialmente por Banerjee, Lumsdaine y Stock (1992). Además, estos autores consideran un segundo contraste para un cambio en la tendencia, $|t_{(\mu')}|$, que no es más que el valor absoluto del estadístico t para la hipótesis nula $\mu' = 0$ en la regresión restringida,

$$\Delta Y_t = \mu + \mu' D_{\tau t} + \sum_{i=1}^q \gamma_i \Delta Y_{t-i} + \epsilon_t \quad (\text{II.4})$$

equivalente al estadístico $|t_\mu|$ calculado en la regresión (II.2) bajo la restricción de raíz unitaria $\delta = 0$.

En general, la búsqueda de posibles puntos de ruptura está restringida a un subconjunto que excluye aquéllos que están situados en los extremos de la muestra, pues se incrementa la varianza de los estimadores de los parámetros debido a multicolinealidad aproximada. Siguiendo una pauta común, restringimos nuestra búsqueda al subconjunto $\tau \in (.15, .85)$ que implica un corte simétrico de la muestra del 15%. No obstante, Mantañés

(1996a) ha demostrado que para un cambio en la tendencia estocástica, como el considerado en este trabajo, la potencia del contraste es bastante robusta a un amplio rango de valores del parámetro de “trimming”. Además, siguiendo las recomendaciones de Said y Dickey (1994), consideramos un número de retardos fijo, siendo éste igual a la raíz cúbica del tamaño muestral, es decir $q = T^{1/3}$. Esta elección del número de retardos hace que el contraste de raíz unitaria sea más conservador que en el caso en el que $q = 0$ o en el procedimiento de selección recomendado por Perron y Vogelsang (1992)⁴.

El conjunto de regresiones proporciona una secuencia de valores $|t_{\mu}|(\tau)$, $t_{\delta}(\tau)$ y $|t_{(\mu)}|(\tau)$, de las cuales calculamos dos estadísticos resumen: el supremo y la media. Los seis estadísticos están etiquetados de la forma siguiente: $\text{Sup } |t_{\mu}|$, $\text{Mean } |t_{\mu}|$, $\text{Inf } t_{\delta}$, $\text{Mean } t_{\delta}$, $\text{Sup } |t_{(\mu)}|$ y $\text{Mean } |t_{(\mu)}|$. El estadístico secuencial de raíz unitaria $\text{Inf } t_{\delta}$ es el más comúnmente considerado en esta literatura y su comportamiento es bien conocido [véase, por ejemplo Banerjee, Lumsdaine y Stock (1992), Zivot y Andrews (1992), Perron y Vogelsang (1992) y Montañés (1996a)]. Por otro lado, los estadísticos secuenciales restringido y no restringidos del cambio en la tendencia, $\text{Sup } |t_{\mu}|$ y $\text{Sup } |t_{(\mu)}|$, fueron propuestos inicialmente por Banerjee, Lumsdaine y Stock (1992) y aplicados empíricamente por estos autores y por Banerjee, Dolado y Galbraigt (1990). Finalmente, el estadístico secuencial Mean, sigue la sugerencia formulada por Hansen (1992) en el contexto del análisis de regresión. Por tanto, la primera contribución de este artículo es considerar la media de la secuencia además del supremo.

Los estadísticos secuenciales están diseñados para tener potencia frente a alternativas con cambio en la tendencia estocástica en una fecha desconocida. El estadístico basado en el supremo de la secuencia tiende a tener potencia contra la hipótesis nula en presencia de un único cambio en la tendencia, mientras que el estadístico basado en la media, más estable, debería tener potencia contra la hipótesis nula en presencia de un cambio suave en la tendencia, incluso si ese cambio es naturaleza no estacionaria⁵. Para

⁴ Perron y Vogelsang (1992) recomiendan un procedimiento que conlleva la estimación de la regresión de raíz unitaria para varios posibles retardos, pues así se incrementa la potencia del contraste. Sin embargo, esta opción habría incrementado sustancialmente los 27 días de uso continuado, de “Pentium Pro” a 180Mz, necesitados para realizar las simulaciones que se presentan en este capítulo.

⁵ Es bastante probable que el estadístico del supremo se vea afectado por la presencia de valores atípicos.

evaluar las potenciales ventajas que estos contrastes ofrecen, su comportamiento respecto al tamaño y potencia se comparan con el del contraste ADF estándar frente a varias alternativas de estacionariedad y no estacionariedad.

Nuestro estudio revela dos posibles anomalías en el comportamiento del contraste del contraste ADF. La primera es que bajo ciertas alternativas $I(1)$ e $I(2)$, puede aparecer correlación espúrea entre la primera diferencia y el nivel de la serie que origina un falso rechazo de la hipótesis nula en favor de estacionariedad. La segunda manifiesta que existen ciertos escenarios de no estacionariedad en los cuales el contraste ADF no tiene potencia para discriminar entre procesos $I(1)$ inestables y procesos $I(2)$ estables. Por el contrario, este tipo de problemas es mucho menos frecuente con los contrastes secuenciales de raíces unitarias. Por tanto, el trabajo concluye proponiendo un procedimiento general basado en los contrastes secuenciales para discriminar entre procesos $I(2)$, $I(1)$, $I(1)$ con cambio en la tendencia y procesos $I(0)$.

Los estadísticos secuenciales son útiles para contrastar un posible punto de corte en una fecha desconocida, pues consideran el punto de corte más probable dentro de la muestra. Una cuestión interesante a analizar es cuan informativos son los diferentes estadísticos basados en el supremo la secuencia acerca de la localización del punto de corte. Para explorar tal aspecto, siguiendo las indicaciones de Zivot y Andrews (1992), este trabajo también examina el comportamiento de la observación asociada al supremo como un posible estimador del punto de corte. Las observaciones asociadas con los supremos están etiquetadas como $N_{\text{sup}} |t_{\mu}|$, $N_{\text{inf}} t_{\delta}$ y $N_{\text{sup}} |t_{\mu}|$. En las simulaciones evaluamos el comportamiento de cada estimador de la siguiente forma. Cada vez que un supremo rechaza su correspondiente hipótesis nula, la observación asociada con ese estadístico se almacena. Al finalizar las iteraciones tenemos todo un vector de posiciones muestrales del que calculamos su media y su desviación estándar. Así podemos evaluar la precisión y el sesgo de cada uno de los estimadores del punto de corte.

II.3.- RESULTADOS DE LAS SIMULACIONES

En esta sección llevamos a cabo una serie de simulaciones dirigidas a analizar el comportamiento en muestras finitas de los diferentes contrastes secuenciales propuestos anteriormente, comparándolos con el contraste estándar ADF⁶. El análisis comienza estimando las distribuciones empíricas bajo la hipótesis nula de paseo aleatorio sin tendencia estocástica. Las distribuciones empíricas, algunas de las cuales están tabuladas aquí por primera vez, se han calculado para cuatro diferentes tamaños muestrales. Dados los valores críticos estimados, examinamos la posible distorsión en el tamaño inducida por una *tendencia estocástica no nula*. Como en el contraste ADF estándar, el contraste secuencial es muy conservador en presencia de una tendencia estocástica estable no nula, sin embargo, esto no es un problema relevante para contrastar estacionariedad. A continuación, examinamos el comportamiento de los contrastes de cambio en la tendencia y de raíz unitaria bajo alternativas I(1) inestables con un sólo punto de corte en la mitad de la muestra. El resultado obtenido manifiesta que el comportamiento de los estadísticos depende crucialmente de la concavidad o convexidad que presenta la senda de la serie. Como consecuencia, dadas las similitudes observadas entre series temporales I(1) inestables y series I(2) estables, estudiamos si este comportamiento extraño también se da en series temporales I(2). Finalmente, estimamos la potencia de los diferentes estadísticos frente alternativas estacionarias. Consideramos primero alternativas estacionarias estables para buscar así posibles ventajas de potencia respecto del contraste estándar ADF y, finalmente chequeamos su comportamiento cuando se introduce un cambio en la media del proceso.

II.3.1. CÁLCULO DE LAS DISTRIBUCIONES EMPÍRICAS

Las distribuciones empíricas de los seis estadísticos secuenciales están calculadas bajo la hipótesis nula de paseo aleatorio sin tendencia estocástica ($\mu = \beta = \delta = \gamma = 0$) con innovaciones i.i.d. $N(0,1)$. Hemos considerado cuatro tamaños muestrales, $T=500, 250, 100$ y 50 observaciones y el número de replicaciones utilizado ha sido inversamente

⁶ Todos los programas han sido escritos con GAUSS y están disponibles para cualquier solicitud.

proporcional al tamaño muestral⁷, es decir 10000, 20000, 50000 y 50000 respectivamente. En todos los casos, se descartan las primeras 20 para evitar patrones recurrentes en el generador del número aleatorio inicial. El número de retardos de la regresión de la raíz unitaria (II.2) se ha establecido igual a la raíz cúbica del tamaño muestral, $q = T^{1/3}$, y el porcentaje de “trimming” seleccionado ha sido del 15%.

La Tabla II.1 presenta los percentiles relevantes de las distribuciones empíricas para cada estadístico y tamaño muestral. Para evaluar el tamaño y potencia de los contrastes, en las simulaciones hemos tomado los valores críticos correspondientes al 90% y 95%. Además, con el propósito de realizar comparaciones con contrastes estándar hemos recalculado la distribución del contraste ADF estándar con el mismo número de retardos que los anteriores contrastes secuenciales. Comentamos brevemente estos resultados.

Como es bien conocido en este tipo de contextos no estacionarios, las distribuciones no son estándar, presentando siempre los estadísticos del supremo valores críticos mayores que los de la media. Las distribuciones empíricas del $\text{Sup } |t_{\mu}|$ y de la $\text{Mean } |t_{\mu}|$ parecen ser robustas ante cambios en el tamaño muestral puesto que los percentiles correspondientes apenas sufren modificaciones. Sin embargo, las distribuciones empíricas de los estadísticos restringidos de cambio en la tendencia, $\text{Sup } |t_{(\mu)}|$ y $\text{Mean } |t_{(\mu)}|$, parecen ser menos robustos frente a variaciones en el número de observaciones, aunque exhiben una varianza menor que sus homólogos no restringidos debido a que la restricción impuesta es cierta bajo la nula. Finalmente, las distribuciones empíricas de los estadísticos secuenciales de raíz unitaria, $\text{Inf } t_{\delta}$ y $\text{Mean } t_{\delta}$, son también robustas frente a variaciones en el tamaño muestral, aunque exhiben un mayor grado de asimetría y varianza que las del contraste ADF. Por ejemplo, los valores críticos del 5% y 10% para el estadístico $\text{Mean } t_{\delta}$ son siempre ligeramente superiores a los correspondientes para el ADF.

Los valores de las distribuciones de la Tabla II.1 no son directamente comparables con los calculados por Banerjee, Lumsdaine y Stock (1992), Zivot y Andrews (1992) o

⁷ Dado el coste computacional de los procedimientos secuenciales que utilizamos, admitimos que el criterio elegido para la selección del número de iteraciones presenta cierta arbitrariedad. Aun así, hemos constatado que, en el caso de producirse alguna variación cuando alteramos el número de replicaciones, ocurre en el tercer decimal y es de escasa magnitud. Esto nos permite asegurar que el número de iteraciones empleado muestra resultados de análisis de potencia de los contrastes con suficiente fiabilidad.

Perron y Vogelsang (1992), debido a las diferencias en las especificaciones en sus procedimientos de contraste. En particular, hay algunos aspectos en nuestras simulaciones, como la ausencia de tendencias deterministas, la elección del tamaño muestral, la selección del parámetro de “trimming” y del número de retardos de la primera diferencia en la regresión del ADF que hacen que los percentiles que aquí presentamos sean diferentes a los que muestra la literatura previa. No obstante, los valores de los percentiles tabulados en la Tabla II.1, son similares a los calculados por otros autores para estadísticos similares.

II.3.2. DISTORSIONES EN EL TAMAÑO NOMINAL BAJO TENDENCIAS ESTOCÁSTICAS NO NULAS

Las distribuciones empíricas han sido calculadas bajo la hipótesis nula de una raíz unitaria sin tendencia estocástica. Consecuentemente, la primera tarea consiste en examinar las posibles distorsiones en el tamaño de los contrastes inducidas por una tendencia estocástica no nula. Así, el proceso generador de datos (PGD) en nuestras simulaciones es un paseo aleatorio con valores para la tendencia de $\mu = .5, 1$ y 2 . Dado que las innovaciones tienen varianza unitaria, estos valores de la tendencia son consistentes con los más comúnmente observados en las variables económicas con tendencia⁸.

La Tabla II.2 presenta el porcentaje de rechazo de la hipótesis nula para los diferentes estadísticos y tamaños muestrales, usando los valores críticos del 90% y del 95% de la Tabla II.1. Estos porcentajes (tantos por uno que aparecen en las tablas multiplicados por 100) están calculados usando la mitad del número de iteraciones empleadas en el cálculo de las distribuciones empíricas, esto es 5000, 10000, 25000 y 25000 para los tamaños muestrales de 500, 250, 100 y 50 observaciones respectivamente⁹. Los resultados indican que sólo los estadísticos restringidos de cambio en la tendencia, $\text{Sup } |t_{(\mu)}|$ y la $\text{Mean } |t_{(\mu)}|$, mantienen el tamaño correcto, dado que la restricción de raíz unitaria impuesta es exactamente cierta. Sin embargo, el resto de los estadísticos $\text{Inf } t_{\delta}$, $\text{Mean } t_{\delta}$, $\text{Sup } |t_{\mu}|$ y $\text{Mean } |t_{\mu}|$ sufren una distorsión importante en el tamaño. Todos ellos llegan a ser muy

⁸ Nos referimos a los valores de la tendencia estandarizados en series temporales económicas.

⁹ Este número de replicaciones se mantendrá constante en el resto de los ejercicios de simulación.

conservadores, pues apenas rechazan su correspondiente hipótesis nula. La distorsión en el tamaño incrementa con la magnitud de la tendencia estocástica y decrece con el tamaño muestral.

La tendencia estocástica μ es un parámetro de ruido en la distribución asintótica del estadístico ADF, por tanto también contamina las distribuciones en muestras finitas de los estadísticos secuenciales basados en los contrastes de raíz unitaria. Sin embargo, este comportamiento no debería causar una especial preocupación pues ambos tipos de contrastes, el de raíz unitaria y el de cambio en la tendencia, no rechazan sus correspondientes hipótesis nulas cuando no se incumplen. Esto es, la elección de los valores críticos de la nula de raíz unitaria y sin tendencia estocástica minimiza el error de tipo I, un rechazo de la nula cuando es cierta. A continuación exploramos el comportamiento de los estadísticos cuando una o ambas hipótesis nulas se incumplen.

II.3.3. POTENCIA FRENTE A ALTERNATIVAS I(1) INESTABLES

Nuestra primer paso consiste en analizar el comportamiento de los estadísticos cuando sólo se viola la estabilidad en la tendencia estocástica; esto es, estudiamos el comportamiento de los contrastes bajo la alternativa de raíz unitaria con un punto de corte en la tendencia. Para ello, necesitamos considerar un PGD que contenga tendencia estocástica no nula. Por otra parte es probable que los contrastes secuenciales de raíces unitarias estarán sujetos a distorsiones de tamaño evidenciadas en la sección previa. Perseguimos dos objetivos en esta sección. El primero de ellos consiste en evaluar la potencia de los contrastes de estabilidad en la tendencia cuando ésta presenta un punto de corte, así como la precisión de los estimadores del punto de corte a la hora de identificarlo. Nótese que bajo esta hipótesis alternativa no hay violación de la nula respecto a la raíz unitaria; por tanto, nuestro segundo objetivo aborda el análisis de las distorsiones del tamaño nominal de los contrastes de raíz unitaria cuando la tendencia estocástica presenta un punto de corte. Estamos especialmente interesados en la magnitud del error de tipo I y la posibilidad de rechazar la hipótesis nula cuando el verdadero problema es la inestabilidad de la tendencia.

El PGD usado en estas simulaciones es un paseo aleatorio con un sólo punto de corte en la tendencia situado en mitad de la muestra ($\tau = .5$),

$$\begin{aligned} Y_t &= \mu_1 + Y_{t-1} + \epsilon_t & t=1,2,\dots,T/2 \\ Y_t &= \mu_2 + Y_{t-1} + \epsilon_t & t=T/2+1,\dots,T \end{aligned} \quad (\text{II.5})$$

con perturbaciones i.i.d. $N(0,1)$. Como en la sección anterior, elegimos los valores paramétricos económicamente sensatos, con cambios en la tendencia de magnitud moderada. Tenemos en mente variables económicas tales como nivel de precios o el producto interior bruto real, cuya senda de comportamiento parece haber exhibido un cambio durante los años 70 o los 80. La Tabla II.3 presenta los resultados de las simulaciones para diferentes tamaños muestrales y cuatro conjuntos de valores de (μ_1, μ_2) : $(0, 1)$, $(0, 2)$, $(1, 0)$ y $(2, 0)$. Los primeros dos capturan un incremento en la tendencia mientras que los dos últimos capturan un decremento. La razón para considerar los dos tipos de rupturas en la tendencia está relacionada con el aspecto que presentan las sendas de las series económicas. Series con una tendencia creciente (en valor absoluto) son convexas, con apariencia explosiva, mientras que series con tendencia decreciente son cóncavas, con apariencia de convergencia. Además, la Tabla II.3 también presenta la media y la desviación típica para las diferentes estimaciones del punto de corte τ .

El resultado más notable en la Tabla II.3 es la relevancia de la naturaleza del cambio en la tendencia en el comportamiento de los estadísticos. Para series que experimentan una tendencia creciente en términos absolutos (convexa), los estadísticos de raíz unitaria, ADF, $\text{Inf } t_\delta$ y $\text{Mean } t_\delta$, fracasan al rechazar la hipótesis nula para todos los tamaños muestrales y para todos los saltos en las tendencias. Sin embargo, para las series temporales que experimentan un decrecimiento en la tendencia en términos absolutos (cóncavas), los contrastes de raíz unitaria rechazan la hipótesis nula en un porcentaje proporcionalmente mucho más alto que el nivel de significación. Por ejemplo, consideremos el contraste de raíz unitaria al 90% de nivel de confianza en series temporales con 250 observaciones y un cambio en la tendencia. Para series convexas ($\mu_1 = 0, \mu_2 = 1$) ninguno de los tres estadísticos de raíz unitaria rechaza nunca la hipótesis nula;

sin embargo, para series cóncavas ($\mu_1 = 1, \mu_2 = 0$) el porcentaje de rechazos de la hipótesis nula es del 97.57% para el contraste ADF, del 71.13% para el estadístico $\text{Inf } t_\delta$ y sólo el 23.23% para el estadístico $\text{Mean } t_\delta$.

Para series cóncavas, el contraste ADF tiene las tasas de rechazo más elevadas (casi el 100% para tamaños muestrales grandes) de los tres estadísticos, mientras que el secuencial $\text{Mean } t_\delta$ es el que las tiene más bajas. Por tanto, el estadístico $\text{Mean } t_\delta$ es el más robusto de los tres frente a alternativas de raíz unitaria inestables. La probabilidad de rechazo aumenta con el tamaño muestral y disminuye con la magnitud del salto en la tendencia. Este último resultado parece contradictorio pues esperaríamos un incremento en el número de rechazos a medida que aumenta el grado de concavidad. Sin embargo, como se indicó en la sección previa, un incremento en la magnitud del cambio en la tendencia aumenta la distorsión en el tamaño nominal causada por el parámetro ruidoso μ , por tanto actúa como contrafuerza. Consecuentemente, la relación entre la concavidad y las distorsiones en el tamaño no es monótonica. En el caso de series convexas ambos efectos sobre el tamaño nominal de los contrastes operan en la misma dirección.

El primer mensaje importante que surge de estas simulaciones es la precaución que se debe tener al analizar los resultados de los contrastes de raíces unitarias. Se puede llegar a interpretar mecánicamente el resultado del contraste de raíz unitaria como favorable a la estacionariedad, cuando de hecho el problema no es la ausencia de una raíz unitaria sino la inestabilidad en la tendencia. No obstante, una primera inspección visual de las series será suficiente para darse cuenta de la fuente del problema.

Para explicar este intrigante resultado, hay que entender la fuente de la correlación negativa espúrea entre la primera diferencia y el nivel de las series que conduce al rechazo de la hipótesis nula en favor de estacionariedad. Considérese una proceso cóncavo $I(1)$ con una tendencia decreciente. En media, la serie temporal será creciente a lo largo del tiempo, mientras que la primera diferencia será estacionaria alrededor de una media decreciente (escalón descendente). Habrá, por tanto, una correlación negativa que conduce a un estadístico t negativo y significativo sobre δ , comúnmente interpretado como un signo de estacionariedad. Nótese que con procesos $I(1)$ convexos la correlación será positiva, y así el valor positivo del estadístico t no conducirá a rechazar la hipótesis nula en contra de tal

alternativa.

Volviendo al primer objetivo de esta sección, la Tabla II.3 indica que los estadísticos de ruptura en la tendencia estocástica $\text{Sup } |t_{\mu}|$, la $\text{Mean } |t_{\mu}|$, $\text{Sup } |t_{(\mu)}|$ y $\text{Mean } |t_{(\mu)}|$, presentan una potencia excelente, con tasas muy altas de rechazo en el caso restringido. Para contrastar cambios en la tendencia, la concavidad o convexidad de las series temporales no es tan determinante como en el caso del contraste de raíz unitaria. El comportamiento del estadístico no restringido está algo afectado por el signo en el salto, con tasas de rechazo más altas para las series convexas. Sin embargo, este no es el caso para los estadísticos restringidos pues la hipótesis impuesta de raíz unitaria es exactamente cierta. Por ejemplo, si observamos el contraste de cambio en la tendencia al 90% de nivel de confianza en series temporales de 250 observaciones y un salto unitario en la tendencia, los estadísticos restringidos de cambio en la tendencia, $\text{Sup } |t_{(\mu)}|$ y $\text{Mean } |t_{(\mu)}|$, rechazan la hipótesis nula de estabilidad en la tendencia el 100% de las veces tanto para series cóncavas como convexas. Por otra parte, los estadísticos no restringidos de cambio en la tendencia, $\text{Sup } |t_{\mu}|$ y $\text{Mean } |t_{\mu}|$, presentan porcentajes de rechazos más reducidos; 90.37% y 68.98% en el caso convexo ($\mu_1 = 0, \mu_2 = 1$) y, 71.18% y 50.23% respectivamente para series cóncavas ($\mu_1 = 1, \mu_2 = 0$). En general, la potencia de los estadísticos de cambio en la tendencia aumenta con el tamaño muestral y con la magnitud del salto en la tendencia.

Finalmente, observamos el comportamiento de los estimadores del punto de corte, $N_{\text{sup}} |t_{\mu}|$, $N_{\text{inf}} t_{\delta}$ y $N_{\text{sup}} |t_{(\mu)}|$, obtenidos como la posición de la muestra asociada al correspondiente estadístico del supremo. La Tabla II.3 ofrece dos conclusiones básicas. La primera es que el estimador asociado con el estadístico de raíz unitaria, $N_{\text{inf}} t_{\delta}$, tiene un mal comportamiento en el caso convexo cuando las tasas de rechazo son más bajas¹⁰. Por el contrario, los dos estimadores asociados con los estadísticos de ruptura en la tendencia, $N_{\text{sup}} |t_{\mu}|$ y $N_{\text{sup}} |t_{(\mu)}|$, parecen ser insesgados y precisos. El punto estimado está siempre muy próximo al verdadero valor, $\tau = .5$, mientras que la precisión está directamente determinada por las tasas de rechazo de la hipótesis nula de estabilidad en la tendencia asociadas a los estadísticos del supremo. Consecuentemente, la precisión es más grande para el estimador restringido y, aumenta con el tamaño muestral y con la magnitud del

¹⁰ No presentamos las estimaciones del punto de corte debido a que no se rechaza la hipótesis nula de raíz unitaria.

salto en la tendencia. Sin embargo, basándonos en la experiencia de los estadísticos secuenciales, anticipamos que para cambios alejados del punto medio habrá un mayor sesgo y una menor precisión.

II.3.4. POTENCIA FRENTE A ALTERNATIVAS I(2)

El resultado de la Tabla II.3 revela cómo es de sensible el comportamiento de los contrastes de raíces unitarias en presencia de cambios en la tendencia. El aspecto más interesante de todos los resultados es la posibilidad de rechazar la hipótesis nula frente a estacionariedad en el caso de series I(1) inestables con aspecto cóncavo. Sin embargo, en muestras pequeñas el aspecto de procesos I(1) inestables es observacionalmente indistinguible de algunos procesos I(2). Consecuentemente, en esta sección exploramos si problemas similares surgen en la aplicación de los contrastes de raíces unitarias a series temporales I(2). Para considerar tal posibilidad, evaluamos su potencia separadamente frente a alternativas I(2) cóncavas y convexas.

La Tabla II.4 presenta los resultados de la simulación usando como PGD un proceso AR(2) con dos raíces unitarias y sin tendencia:

$$Y_t = 2Y_{t-1} - Y_{t-2} + \epsilon_t \quad (\text{II.6})$$

La información está recogida en dos tablas, una para series convexas y otra para series cóncavas. Para separar las series I(2) cóncavas de convexas, usamos un criterio de selección muy simple. Dado que las series I(2) son asintóticamente explosivas, una serie I(2) será considerada cóncava si satisface el siguiente criterio,

$$|2Y_{t/2}| > |Y_1 + Y_T| \quad (\text{II.7})$$

y convexa en otro caso. Asumiendo que la explosividad de una serie I(2) implica que todos los valores en muestras finitas son o positivos o negativos¹¹, la condición de concavidad

¹¹ La uniformidad de el signo está garantizada porque el PGD comienza con el valor cero y se omiten las 100 primeras observaciones.

requiere que la observación que ocupa el punto medio, $Y_{T/2}$, esté sobre la media (pendiente) de la primera y la última observación en la muestra, en valor absoluto. Obviamente, una serie $I(2)$ puede ser localmente cóncava o convexa en la misma muestra, sin embargo, estamos interesados sólo en el aspecto global de la serie temporal.

Como en el caso de series $I(1)$ con un cambio en la tendencia, los resultados de la Tabla II.4 indican que, para series cóncavas, los contrastes de raíces unitarias ADF y $\text{Inf } t_\delta$ rechazan la nula en favor de estacionariedad a tasas por encima de su nivel de significación, mientras que para series convexas los porcentajes de rechazo de la hipótesis nula son mucho más pequeños que su nivel de significación. Por ejemplo, consideremos el contraste de raíz unitaria al 90% de nivel de confianza en series temporales $I(2)$ con 250 observaciones. Para series convexas los tres estadísticos de raíz unitaria rechazan la hipótesis nula entre el 1.41% ($\text{Mean } t_\delta$) y 3.90% ($\text{Inf } t_\delta$) de las veces; sin embargo, para series cóncavas estos porcentajes varían entre el 7.56% ($\text{Mean } t_\delta$) y 23.08% (ADF). Por otra parte, estos resultados parecen ser muy robustos a cambios en el tamaño muestral. Nótese que en este experimento no podemos controlar el grado de curvatura de las series, por tanto no deberíamos esperar los mismos niveles de rechazo que aparecen en la Tabla II.3 en donde teníamos control sobre la curvatura de los series por medio de la elección de μ_1 y de μ_2 .

En conclusión, los investigadores deberían estar avisados de que los contrastes típicos de raíces unitarias conducen erróneamente a rechazar la hipótesis nula de existencia de raíz unitaria en favor de estacionariedad cuando las series son $I(1)$ inestables o $I(2)$ con aspecto cóncavo. Entre los tres estadísticos de raíz unitaria considerados, el secuencial $\text{Mean } t_\delta$ parece ser el más robusto en ambos casos con muchos menos rechazos que los otros dos.

Finalmente, la Tabla II.4 adicionalmente refleja las similitudes en el comportamiento de las series $I(2)$ e $I(1)$ inestables, pues en ambas se tiende a rechazar la hipótesis nula de tendencia estable. En particular, los estadísticos restringidos para un cambio en la tendencia, $\text{Sup } |t_{(\mu)}|$ y $\text{Mean } |t_{(\mu)}|$, rechazan la nula de estabilidad para series $I(2)$ cóncavas y convexas aproximadamente a las mismas tasas. Por ejemplo, en el contraste de cambio en la tendencia al 90% de nivel de confianza en series temporales $I(2)$

con 250 observaciones, los estadísticos de cambio en la tendencia restringidos, $\text{Sup } |t_{(\mu)}|$ y $\text{Mean } |t_{(\mu)}|$, rechazan la hipótesis nula de estabilidad en la tendencia el 58.48% y 45.86% de las veces respectivamente para series cóncavas y, el 57.35% y 33.02 % para series convexas. Por otra parte, los estadísticos no restringidos de cambio en la tendencia, $\text{Sup } |t_{\mu}|$ y $\text{Mean } |t_{\mu}|$, presentan un porcentaje de rechazos mucho más pequeño: 12.41% y 32.37 en el caso cóncavo, y 16.94% y 6.66% para el convexo. Los porcentajes de rechazo son muy significativos y aumentan con el tamaño muestral.

II.3.5. POTENCIA FRENTE A ALTERNATIVAS ESTACIONARIAS ESTABLES

En las secciones previas hemos estudiado el comportamiento de los diferentes estadísticos bajo la nula de raíz unitaria con tendencia estocástica estable e inestable, y ahora pasaremos a examinar su comportamiento bajo la alternativa de estacionariedad. En la presente sección consideramos un proceso estable estacionario donde sólo se incumple la nula de raíz unitaria, mientras que en la próxima sección consideramos el caso inestable en donde se incumplen las dos hipótesis nulas. Hay un doble objetivo en estas simulaciones: primero, evaluar las posibles ganancias de potencia en el contraste secuencial de estacionariedad y segundo, explorar las distorsiones del tamaño nominal de los contrastes de cambio en la tendencia bajo la alternativa de estacionariedad. Dado que las distribuciones empíricas fueron generadas bajo una hipótesis nula combinada, estamos especialmente interesados en la posibilidad del rechazo de la hipótesis nula de estabilidad en la tendencia cuando sólo se incumple la hipótesis de raíz unitaria.

Para examinar la potencia de los diferentes estadísticos bajo la alternativa de estacionariedad, llevamos a cabo las simulación con un PGD que caracteriza un proceso $\text{AR}(1)$ con un coeficiente de correlación ρ , $|\rho| < 1$. La Tabla II.5 presenta los porcentajes de rechazo de la hipótesis nula para los diferentes contrastes, al 90% y 95% de nivel de confianza, para varios tamaños muestrales y valores del coeficiente de correlación. En particular, consideramos un amplio espectro de grados de persistencia con $\rho = .95, .90, .80$ y $.50$, donde es más interesante distinguir entre estacionariedad y no estacionariedad.

Los resultados en la Tabla II.5 indican que los estadísticos de raíz unitaria ADF y

Mean t_δ exhiben una potencia similar bastante buena con rechazos frecuentes de la hipótesis nula, aunque el estadístico secuencial de la media parece ser ligera y uniformemente más potente que el ADF. La diferencia de potencia entre los dos es muy pequeña cuando los porcentajes se aproximan a los extremos 0% o 100%, y es más grande cuando esos porcentajes están alrededor del 50%. Esta última circunstancia es más probable en muestras pequeñas. El otro estadístico secuencial, Inf t_δ , tiene un comportamiento mucho más pobre, con una potencia significativamente más baja, especialmente en pequeñas muestras y en alternativas próximas a la no estacionariedad. Por ejemplo, para series temporales estacionarias estables de 250 observaciones y un coeficiente de correlación de .95, la hipótesis de raíz unitaria es rechazada, al 90% de nivel de confianza, el 61.27% por el estadístico Mean t_δ , el 57.30% por el contraste ADF y sólo el 22.97% por el estadístico Inf t_δ . La potencia de los tres estadísticos crece con el tamaño muestral y disminuye con el grado de correlación serial ρ .

Los estadísticos restringidos y no restringidos de cambio en la tendencia Sup $|t_{\mu}|$, Mean $|t_{\mu}|$, Inf t_δ , Mean t_δ , Sup $|t_{(\mu)}|$ y Mean $|t_{(\mu)}|$, para los cuales no se incumple la hipótesis nula bajo la alternativa considerada en el presente experimento, exhiben importantes distorsiones en el tamaño nominal. Los cuatro estadísticos son conservadores, con porcentajes de rechazo por debajo del nivel de significación, aunque en el caso restringido la distorsión en el tamaño está exacerbada debido al hecho de que la restricción impuesta de raíz unitaria es falsa. Por ejemplo, la Tabla II.5 muestra que para muestras de 250 observaciones con un coeficiente de correlación de .95 y al 90% de nivel de confianza, la hipótesis nula de estabilidad en la tendencia es rechazada el 2.80 y el 6.35% de las veces por los estadísticos no restringidos de cambio en la tendencia, Sup $|t_{\mu}|$ Mean $|t_{\mu}|$, mientras que las tasas de rechazo caen a sólo el 0.26% y 0.19% para los estadísticos restringidos de cambio en la tendencia, Sup $|t_{(\mu)}|$ y Mean $|t_{(\mu)}|$. Como en el caso de $I(1)$ con tendencia no nula, las distorsiones de tamaño son muy poco relevantes ya que la hipótesis nula casi nunca es rechazada cuando es cierta (se minimizan los errores de tipo I). En ambos casos, restringido y no restringido, las distorsión del tamaño se incrementa con el tamaño muestral y decrece con el grado de correlación serial ρ .

En resumen, los estadísticos secuenciales no mejoran significativamente el comportamiento de potencia del contraste estándar ADF cuando el verdadero modelo es

estacionario. Además los estadísticos de cambio estructural en la tendencia son conservadores y no añaden ningún signo espúreo de tendencia inestable. Por otra parte, su uso para el propósito de contrastar estabilidad es inocuo¹².

II.3.6. POTENCIA FRENTE A ALTERNATIVAS ESTACIONARIAS INESTABLES

En nuestro último experimento analizamos el comportamiento de los estadísticos bajo alternativas estacionarias inestables. Como señalamos en la introducción, ha habido un amplio consenso en la literatura acerca del comportamiento de los contrastes de raíces unitarias bajo alternativas estacionarias inestables. En particular, está bien documentado que la potencia del contraste ADF decrece significativamente cuando hay un salto en el nivel de una serie estacionaria. La intuición es clara; la media muestral está entre dos niveles, por tanto las desviaciones respecto a la media serán consistentemente positivas o negativas y la estimación del coeficiente de correlación de primer orden estará próximo a la unidad. Los estadísticos secuenciales propuestos en este trabajo están especialmente diseñados para tener potencia frente a alternativas estacionarias inestables. Nuestro objetivo se centra en evaluar la potencia individual de ambos tipos de contrastes cuando las dos hipótesis nulas se incumplen y compararlo con el caso en el que sólo una de ellas es falsa.

En este ejercicio de simulación el PGD sigue un AR(1) con coeficiente de correlación ρ , $0 < \rho < 1$, y con una tendencia estocástica (nivel) μ que cambia en el punto medio de la muestra ($\tau = .5$),

$$\begin{aligned} Y_t &= \mu_1 + \rho Y_{t-1} + \epsilon_t & t=1,2,\dots,T/2 \\ Y_t &= \mu_2 + \rho Y_{t-1} + \epsilon_t & t=T/2+1,\dots,T \end{aligned} \quad (\text{II.8})$$

Dado este PGD, las series tendrán una media incondicional y una varianza dadas por las expresiones $\mu/(1-\rho)$ y $1/(1-\rho^2)$ en cada subperíodo. Por otra parte, para un cambio $\mu_1 - \mu_2$, el salto en el nivel de la serie incrementa con ρ .

¹² Sin embargo, nuestra experiencia en aplicaciones empíricas nos conduce a creer que quizá debido al promedio, el estadístico secuencial Mean t_b es más robusto que el contraste ADF frente a valores atípicos.

La Tabla II.6 presenta los resultados de la simulación para los diferentes tamaños muestrales considerados y, para dos conjuntos de valores de la media $(\mu_1, \mu_2) = (0, .5)$ y $(0, 1)$. Esta parametrización captura un salto moderado en el nivel de la serie temporal y evita los casos extremos donde el salto puede ser insignificante o se puede detectar a simple vista. Por ejemplo, para series temporales con coeficiente de correlación de primer orden de .8, el salto en la media de las series está entre 1.5 y 3 veces su desviación típica incondicional.

Una comparación con el caso de estacionariedad estable de la Tabla II.5 muestra unos resultados contrarios para los contrastes de raíces unitarias. Mientras que los estadísticos ADF y Mean t_δ sufren una importante pérdida de potencia en presencia de un cambio en el nivel de las series, el estadístico Inf t_δ experimenta igualmente un incremento significativo en la potencia. Por ejemplo, para tamaños muestrales de 250 observaciones y un coeficiente de correlación de .9, un salto de .5 en el nivel de las series hace caer la potencia del contraste ADF del 92.73% al 18.08%, mientras que el estadístico Mean t_δ decrece de del 93.16% al 53.24%, al 90% de nivel de confianza. Por el contrario, la potencia del estadístico del supremo, Inf t_δ , incrementa del 48.48% al 60.25%. En media, el estadístico Inf t_δ muestra mejor potencia que el estadístico Mean t_δ cuanto más grandes son el tamaño muestral, el valor de ρ y el tamaño del salto $\mu_1 - \mu_2$. En definitiva, el estadístico Mean t_δ es uniformemente y significativamente más potente que el estadístico ADF.

Los resultados de la simulación para los estadísticos de cambio en la tendencia también cambian cuando un salto en el nivel está presente en series temporales estacionarias. Comparado al caso estable en la Tabla II.5 donde los estadísticos no restringidos, Sup $|t_{\mu}|$ y Mean $|t_{\mu}|$, eran típicamente conservadores, en el caso que nos ocupa, ambos muestran una potencia significativa. Para grandes valores del salto, $\mu_1 - \mu_2$, el estadístico del supremo tiene más potencia que el estadístico de la media, mientras que para pequeños valores del salto esto sólo es cierto cuando ρ es grande. En este último caso la diferencia en la potencia es particularmente significativa en grandes muestras. Por ejemplo, para tamaños muestrales de 250 observaciones y un coeficiente de correlación de .9, un salto unitario en el nivel de las series incrementa la potencia del estadístico Sup $|t_{\mu}|$ del 1.73% al 82.32%, mientras que para el estadístico Mean $|t_{\mu}|$ incrementa sólo del

4.28% al 16.23%, al 90% de nivel de confianza. Como los estadísticos restringidos de cambio en la tendencia, $\text{Sup } |t_{(\mu)}|$ y $\text{Mean } |t_{(\mu)}|$, continúan siendo extremadamente conservadores, especialmente en grandes períodos muestrales. Esto es causado, otra vez, por el hecho de que la restricción de raíz unitaria impuesta es falsa.

La Tabla II.6 también contiene los resultados relativos al comportamiento de los estimadores del punto de corte, $\text{Nsup } |t_{\mu}|$, $\text{Ninf } t_{\delta}$ y $\text{Nsup } |t_{(\mu)}|$, obtenidos como la posición asociada con el correspondiente estadístico del supremo. Sólo los dos primeros estimadores ofrecen resultados significativos ya que el estadístico restringido $\text{Sup } |t_{(\mu)}|$ no tiene potencia bajo la alternativa considerada. Muestran aproximadamente igual sesgo y precisión. La precisión del $\text{Nsup } |t_{\mu}|$ es mejor para pequeños saltos mientras que para $\text{Ninf } t_{\delta}$ ocurre lo contrario. En ambos casos la precisión incrementa con el tamaño muestral. Los dos estimadores muestran un sesgo similar que decrece con el tamaño muestral y con el tamaño del salto. El estimador $\text{Nsup } |t_{\mu}|$ tiende a ser ligeramente mejor que el estadístico $\text{Ninf } t_{\delta}$, especialmente en pequeños tamaños muestrales con gran salto y alto grado de correlación serial.

En resumen, como ya ha sido señalado previamente en la literatura, estos resultados de simulación confirman la falta de potencia del contraste ADF bajo alternativas estacionarias inestables. Esta pérdida de potencia está también presente en el comportamiento del estadístico secuencial $\text{Mean } t_{\delta}$. Sin embargo, el estadístico secuencial $\text{Inf } t_{\delta}$ está especialmente aconsejado para ese tipo de alternativas, exhibiendo buena potencia incluso bajo tamaños de salto moderado. El estadístico no restringido de cambio en la tendencia $\text{Sup } |t_{\mu}|$ es también bastante potente para detectar el cambio y debería usarse conjuntamente con el estadístico secuencial de raíz unitaria $\text{Inf } t_{\delta}$ para confirmar la presencia de estacionariedad de naturaleza inestable. Finalmente, el estimador del punto de corte asociado con el estadístico secuencial de cambio en la tendencia, $\text{Nsup } |t_{\mu}|$, muestra en media una buena precisión y sesgo pequeño.

II.4.- UN PROCEDIMIENTO GENERAL PARA CONTRASTAR RAÍCES UNITARIAS

Las simulaciones desarrolladas en el presente capítulo muestran una variedad de resultados aparentemente conflictivos. Por ejemplo, en las secciones II.3.3 y II.3.4 se mostró que los contrastes de raíz unitaria pueden rechazar la hipótesis nula en favor de estacionariedad cuando el modelo verdadero es no estacionario. Por otro lado, la sección II.3.6 mostró lo opuesto, un fracaso a la hora de rechazar la nula cuando el modelo verdadero es estacionario. Este comportamiento afecta tanto al contraste de raíz unitaria estándar como al secuencial, aunque en diferente grado. Los resultados para los estadísticos de cambio en la tendencia son más robustos, con un rechazo de la nula sólo en casos de inestabilidad paramétrica. La excepción surge bajo alternativas I(2) donde la nula de estabilidad puede ser rechazada erróneamente. Las secciones II.3.4 y II.3.5 ilustran un problema añadido como es la dificultad para distinguir entre alternativas inestables I(1) y alternativas estables I(2). En general, una inspección visual de los gráficos de las series temporales puede proveer una buena guía respecto a qué alternativa, estacionaria o no estacionaria, es más probable. Sin embargo, distinguir visualmente entre las alternativas I(1) o I(2) es más difícil.

En principio, los estadísticos secuenciales introducidos en este trabajo son útiles para discriminar entre las alternativas relevantes. Primero, porque tienden a ser más robustos que el contraste estándar ADF bajo alternativas cóncavas I(2), donde rechazan la nula muy pocas veces. Segundo, porque su comportamiento, y especialmente el del estadístico $\text{Inf } t_{\delta}$, es marcadamente diferente bajo alternativas inestables I(1) y alternativas estables I(2). Sin embargo, estos hechos distintivos no son totalmente satisfactorios y uno querría tener disponible un procedimiento más transparente para discriminar entre las cinco alternativas relevantes, procesos I(2), procesos estables I(1), procesos inestables I(1), procesos estables I(0) y procesos inestables I(0), que sea independiente de la curvatura de las series temporales

Para resolver las ambigüedades que estos contrastes manifiestan a la hora de identificar el correcto orden de integración, proponemos un procedimiento que incluye la aplicación de los seis estadísticos secuenciales a las series temporales tanto en niveles

como en primeras diferencias. No obstante, antes de describir el procedimiento conviene revisar brevemente el comportamiento de los diferentes estadísticos en cada uno de los posibles casos:

1) Si una serie es estacionaria, los estadísticos secuenciales lo indicarán tanto en niveles como en primeras diferencias, y no habrá signos de inestabilidad paramétrica.

2) Si además, las series estacionarias presentan un cambio en la media, los estadísticos no restringidos de cambio en la media, y especialmente el $\text{Sup } |t_{\mu}|$, tendrán buena potencia para detectarlo.

3) Si una serie temporal es un proceso $I(1)$ puro, la primera diferencia será estacionaria. Además, los estadísticos de cambio en la tendencia no indicarán signos de inestabilidad en la tendencia.

4) Si un proceso $I(1)$ contiene un cambio en la tendencia, los estadísticos secuenciales pueden o no rechazar la nula en niveles, dependiendo de la forma particular de la serie. Sin embargo, rechazarán la nula (especialmente el estadístico $\text{Inf } t_{\delta}$) cuando sea aplicado a la primera diferencia, como se indicó en la sección II.3.6. Además, el estadístico restringido de cambio en la tendencia $\text{Supt } |t_{(\mu)}|$ rechazará la nula de estabilidad en niveles, mientras que el estadístico no restringido de cambio en la tendencia $\text{Sup } |t_{\mu}|$ hará lo mismo en primeras diferencias.

5) Finalmente, si un proceso es $I(2)$, los estadísticos secuenciales de raíces unitarias pueden o no rechazar la nula en niveles. Sin embargo, no la rechazarán en primeras diferencias. Por otra parte, como en el caso de un proceso $I(1)$ inestable, los estadísticos no restringidos de cambio en la tendencia tenderán a rechazar la nula en niveles. Sin embargo, en primeras diferencias ambos conjuntos de estadísticos de cambio en la tendencia no mostrarán ningún signo de inestabilidad.

A continuación, explicamos la metodología de contraste propuesta:

A) Si la primera diferencia muestra signos de estacionariedad, las series son

$I(1)$ o $I(0)$ pero nunca son $I(2)$. El contrario también es cierto: si la raíz unitaria no puede ser rechazada en primeras diferencias el proceso debe ser $I(2)$ ¹³.

B) Condicional a que no sea $I(2)$, una falta de rechazo de la nula en niveles indica que el proceso no es $I(0)$. Si es un proceso $I(1)$ estable, los estadísticos de cambio en la tendencia no rechazarán la nula mientras que si es inestable, si lo harán. En este último caso, si estamos frente a un proceso $I(1)$ convexo, los estadísticos restringidos de cambio en la tendencia son los que exhiben mayor potencia. Por otra parte, la primera diferencia de un proceso inestable se comportará como el nivel de un proceso $I(0)$ inestable.

C) Todavía, un rechazo de la hipótesis de raíz unitaria en niveles no indica estacionariedad, aunque un proceso $I(1)$ inestable puede conducir a tal resultado. Si el proceso es $I(1)$ con un cambio en la tendencia, el estadístico restringido de cambio en la tendencia $\text{Sup } |t_{(\mu)}|$ rechazará casi con certidumbre su nula en niveles. Esto nunca sucederá bajo cualquiera de las dos alternativas $I(0)$. Para procesos estables $I(0)$, los estadísticos que rechazarán la nula de raíz unitaria serán el estadístico $\text{Mean } t_{\delta}$ y el ADF, mientras que frente a procesos inestables $I(0)$, el estadístico que muestra significativamente más potencia es el $\text{Inf } t_{\delta}$. Además, un proceso estable $I(0)$ no mostrará signos de inestabilidad en la tendencia, mientras que en caso de ser $I(0)$ inestablesólo el estadístico restringido de cambio en la tendencia rechazará la nula.

La habilidad de la metodología propuesta para discriminar entre alternativas depende crucialmente de todas las circunstancias que inducen a un buen comportamiento de la potencia de estos contrastes. Por otra parte, en muestras pequeñas y para pequeños cambios, habrá siempre una dificultad intrínseca para obtener resultados concluyentes.

¹³ En este estudio no tenemos en cuenta procesos $I(2)$ inestables. En tal caso, las primeras diferencias son procesos inestables $I(1)$ y para series con una forma cóncava tendríamos un rechazo de la nula. Para haber considerado tal posibilidad, tendríamos que haber considerado el análisis de las segundas diferencias.

II.5.- APLICACIÓN EMPÍRICA

En esta sección mostramos los resultados de la aplicación del procedimiento de contraste secuencial descrito anteriormente al Índice de Producción Industrial (IPI) de los 8 principales países de la OCDE (Alemania, Canadá, España, Francia, Italia, Japón, Reino Unido y Estados Unidos) y a su Producto Interior Bruto (PIB), excepto para el caso de España y Francia debido a la carencia de datos suficientes. La elección de las variables objeto de estudio obedece a dos objetivos. El primero se debe a que los gráficos de las series temporales del IPI y del PIB muestran claros signos de cambios en la tendencia para muchos de los países, presentándose así la oportunidad de contrastar el comportamiento de los estadísticos secuenciales con datos reales. El segundo de los objetivos reside en que para muchos de los países se observa un cambio en la tendencia en torno al año 1973, fecha en la cual se centra el debate sobre *"the great productivity slowdown"*. Desde que Perron (1989) manifestó haber encontrado evidencia de cambio en la tendencia para el PIB de Estados Unidos alrededor de esa fecha, numerosos autores han llegado a conclusiones a favor y en contra de tal resultado. En particular, Banerjee, Dolado y Galbraith (1990) y Banerjee, Lumsdaine y Stock (1992), empleando algunas de las técnicas descritas en este trabajo, encontraron evidencia de cambio en la tendencia del PIB de algún país europeo (Alemania, Francia e Italia) pero no en el de Estados Unidos. El hecho de que el IPI refleje el comportamiento de uno de los componentes principales del PIB hace de esta aplicación empírica una contribución a tal debate.

Los datos están corregidos de variación estacional¹⁴. Tienen frecuencia mensual (1985 = 100) para los Índices de Producción Industrial y cuatrimestral (1990 = 100) para

¹⁴ Este tipo de series ya han sido empleadas en la literatura. Ejemplos de ello son los trabajos de Banerjee, Lumsdaine y Stock (1992), Perron (1997) entre otros. Sin embargo, los filtros utilizados generalmente para corregir las series temporales de variaciones estacionales pueden provocar distorsiones en las propiedades subyacentes de los datos. Si esto sucede, el ADF tiende a rechazar la hipótesis nula de no estacionariedad menos frecuentemente de lo que debiera [Maravall (1993), Davison y MacKinnon (1993)]. Es posible detectar si este problema está presente analizando la estructura de autocorrelación de los residuos de la regresión de raíz unitaria, dado que en ese caso, dichos residuos no serán ruido blanco. Por este motivo, para asegurarnos de que en nuestra aplicación empírica no tenemos este tipo de problemas, analizamos las funciones de autocorrelación simple y parcial de los residuos, y calculamos el estadístico de Ljung-Box (para las alternativas de autocorrelación de orden 1 a 24). Los resultados, que no se presentan por motivos de espacio aunque están disponibles para cualquier lector interesado, parecen indicar que los residuos de todas las regresiones de raíz unitaria son ruido blanco.

el Producto Interior Bruto. Han sido obtenidos de las Estadísticas Financieras Internacionales del FMI y, de los Principales Indicadores Económicos de la OCDE. Los períodos temporales varían según el país dependiendo de la disponibilidad de datos. Por ejemplo, respecto a la primera de las variables (IPI), para Alemania, Francia, Italia, Reino Unido y Estados Unidos usamos una muestra de 491 observaciones que cubre el período de 1957:1-1997:10, para Canadá el período muestral es 1957:1-1997:9 (490 observaciones), para Japón los datos expanden el período 1959:1-1997:10 (467 observaciones), para España abarcan 1961:1-1997:10 (443 observaciones). Los datos correspondientes a Francia han sido corregidos de los dos principales valores atípicos de Marzo de 1966 y Mayo de 1968. Los gráficos de las series temporales para los ocho países se presentan en las Figuras II.1 y II.2.

En relación a la segunda de las variables utilizadas, las series del PIB para Canadá, Estados Unidos, Japón y Reino Unido comprenden el período desde 1957:1 a 1997:3 con un total de 163 observaciones, mientras que para Italia y Alemania disponemos de 153 observaciones correspondientes al período 1960:1 a 1997:3. Los gráficos de esta variable para todos los países aparecen en las figuras II.3 y II.4.

Las Tablas II.7 y II.8 presentan los resultados de la aplicación de los contrastes de raíces unitarias (ADF , $Inf t_{\delta}$ y $Mean t_{\delta}$) y de cambio en la tendencia ($Sup |t_{\mu}|$, $Mean |t_{\mu}|$, $Sup |t_{(\mu)}|$ y $Mean |t_{(\mu)}|$) a los niveles y las primeras diferencias de las series del IPI y del PIB de los países considerados.

Al 5% de nivel de significación, la hipótesis nula de raíz unitaria es rechazada en primeras diferencias para las ocho series del IPI, pero no en niveles. El aparente rechazo de la hipótesis nula por parte de contraste ADF en los niveles de las series de Alemania, España, Francia, Italia y Japón, refleja la tendencia hacia el rechazo “espúreo” en presencia de series con aspecto cóncavo, que este estadístico manifestaba en los resultados de las simulaciones. Este hecho no es corroborado por los estadísticos secuenciales más robustos. Consecuentemente, no podemos rechazar que las ocho series del IPI son $I(1)$. Lo mismo se puede afirmar en el caso del PIB. También aquí, en los niveles de cinco de las seis series no se puede rechazar la hipótesis nula de raíz unitaria por parte de los estadísticos secuenciales. El ADF tampoco rechaza la hipótesis nula de raíz unitaria en todos ellos

excepto para Italia. Este resultado, como en el caso anterior, puede ser interpretado como un rechazo “espúreo” debido al aspecto cóncavo de la serie. En el caso de Japón, en niveles, rechazan la hipótesis nula como el ADF, los estadísticos secuenciales y los estadísticos restringidos de cambio en la tendencia. Sin embargo, en primeras diferencias, sólo los estadísticos secuenciales de contraste de raíz unitaria (más potentes) continúan rechazando la hipótesis nula, lo cual, tal y como se puso de manifiesto en la simulaciones, nos permite afirmar que también la serie correspondiente a Japón es $I(1)$ con cambio en la tendencia estocástica.

El comportamiento de los estadísticos restringidos y no restringidos de cambio en la tendencia en esta aplicación empírica, confirman el hecho de que bajo la existencia de raíz unitaria son los primeros (restringidos) los que tienen más potencia para detectar cualquier punto de corte. Respecto a la primera de las variables analizadas (el IPI), en la Tabla II.7 se aprecia que los estadísticos no restringidos nunca rechazan la hipótesis nula de estabilidad en niveles, en cambio, los dos estadísticos restringidos de cambio en la tendencia pueden hacerlo para cinco de los ocho países, Alemania, España, Francia, Italia y Japón. En general, el estadístico de cambio en la tendencia $\text{Mean } |t_{(\mu)}|$, rechaza la hipótesis nula a un nivel de confianza mayor que el estadístico del supremo $\text{Sup } |t_{(\mu)}|$. Algo similar ocurre en caso del PIB, pues como se puede observar en la Tabla II.8, los estadísticos no restringidos en ninguno de los casos rechazan la hipótesis nula, en cambio, los restringidos lo hacen en todos los países considerados excepto para el Reino Unido. También aquí el estadístico $\text{Mean } |t_{(\mu)}|$ rechaza con un nivel de confianza mayor. En primeras diferencias la potencia relativa de los estadísticos restringidos y no restringidos se revierte (la restricción de raíz unitaria impuesta no es cierta en primeras diferencias) y es significativamente más pequeño, confirmando así los resultados de las simulaciones. En sólo dos casos para las series del IPI (España e Italia) y uno en las series del PIB (Italia), los estadísticos no restringidos de cambio en la tendencia pueden rechazar la hipótesis nula de estabilidad en la media.

En las dos variables analizadas, las estimaciones del punto de corte se corresponden con la observación asociada al rechazo de la hipótesis nula por parte del estadístico del supremo. Para la variable IPI en niveles, sólo es el estadístico restringido $\text{Sup } |t_{(\mu)}|$ (y $\text{Mean } |t_{(\mu)}|$) el que rechaza la hipótesis nula. En los casos en los que esto sucede y, en primeras

diferencias se produce el rechazo de la hipótesis nula por parte de alguno de los estadísticos no restringidos (o por ambos) y por el $\text{Inf } t_{\delta}$, se observa una gran similitud entre las dos estimaciones del punto de corte. Para cinco países en los que la estabilidad en la tendencia fue rechazada, los puntos de corte estimados se corresponden con las siguientes fechas: 1970:6 para Alemania, 1974:1 para España, 1974:8 para Francia, 1973:8 para Italia y 1972:12 para Japón. Como se aprecia, todas las fechas están próximas a 1973. Incluso en el caso de Canadá y el Reino Unido, donde no se encontró evidencia significativa en contra de la nula de estabilidad en la tendencia, el estadístico $\text{Sup } |t_{(\mu)}|$ señala como estimación del punto de corte fechas similares: 1973:3 y 1973:5 respectivamente. La única discrepancia aparece en el caso de Alemania, donde el punto de corte se sitúa en 1970:6. Sin embargo, como se dijo antes, dado que los estadísticos $\text{Inf } t_{\delta}$ y $\text{Sup } |t_{(\mu)}|$, aplicados a las primeras diferencias de la serie de los otros siete países, señalan aproximadamente el mismo punto de corte estimado por el estadístico $\text{Sup } |t_{(\mu)}|$ aplicado a los correspondientes niveles, para el caso de Alemania, dichos estadísticos estiman como punto de corte la observación 1973:1, más razonable que la anterior. Para la variable PIB, en cinco de los seis países analizados se detecta inestabilidad en la tendencia estocástica, tal y como señalan los estadísticos restringidos. El estadístico del $\text{Sup } |t_{(\mu)}|$ lo hace en tres ocasiones, de las cuales dos de ellas (Italia y Japón) lo hace al 5% de nivel de significación y, en la tercera (Alemania) lo hace marginalmente al 10% de nivel de significación. Para Japón e Italia, señala como punto de corte la observación correspondiente a la fecha 1974:3 y 1973:4 respectivamente y, en Alemania, lo sitúa en 1972:4. El estadístico $\text{Mean } |t_{(\mu)}|$, además de los países anteriormente señalados, también refleja un cambio en la tendencia en Estados Unidos y en Canadá. En todos los casos lo hace con el 5% de nivel de significación excepto para Estados Unidos que lo hace al 10%. En estos dos países, tomamos como punto de corte la observación que detecta el estadístico $\text{Inf } t_{\delta}$ aplicado a las primeras diferencias, pues como vimos para el caso del IPI, el punto de corte que este estadístico señalaba al rechazar la hipótesis nula era el mismo que el del $\text{Sup } |t_{(\mu)}|$. Por tanto, para Estados Unidos el cambio en la tendencia se produciría entorno a 1967:4 y para Canadá en 1975:4.

En resumen, los estadísticos secuenciales de raíz unitaria y de cambio en la tendencia estudiados en este capítulo indican que el IPI de los ocho principales países de

la OCDE son $I(1)$, y cinco de ellos, Alemania, España, Francia, Italia y Japón presentan evidencia significativa de cambio en la tendencia alrededor de 1973. Para Canadá y el Reino Unido el punto de corte estimado también está en torno a esa fecha, si bien para estos países los contrastes no puede rechazar la hipótesis nula de estabilidad en la tendencia. Por otro lado, estos resultados son similares con los encontrados por Banerjee, Lumsdaine y Stock (1992) para datos cuatrimestrales del PIB.

De los resultados referentes al PIB extraídos en este capítulo, no encontramos evidencia en contra de la existencia de raíz unitaria en ninguno de los seis países analizados. Además en cinco de ellos, Alemania, Italia, Japón, Canadá y Estados Unidos, el estadístico Mean $|t_{(\mu^*)}|$ detecta signos claros de inestabilidad en la tendencia estocástica. El Sup $|t_{(\mu^*)}|$ remarca este mismo hecho en los tres primeros. En todos los casos la inestabilidad (al igual que en las series del IPI) está situada en la primera mitad de los años 70, excepto para Canadá que se sitúa en la segunda mitad y para Estados Unidos donde se establece a finales de los 60. Este tipo de conclusiones no son por tanto coincidentes con las que señalan los autores antes referenciados, según los cuales no se aprecia inestabilidad en la tendencia para el caso de los Estados Unidos.

Podemos preguntarnos también en qué sentido son comparables los resultados de los estadísticos con la intuición que aportan los gráficos. Observando las Figuras II.1, II.2, II.3 y II.4 vemos que comparten algún hecho en común. Por ejemplo, con una simple inspección visual se aprecia que el comportamiento de las series parece cambiar en la primera mitad de los años 70. Para comprobar si la intuición gráfica se corresponde con el resultado de la estimación del período en el que se produce el cambio en la tendencia, hemos incluido en todos los gráficos de ambas variables una línea vertical con la que señalar tal observación. Además, en los casos donde los estadísticos Mean $|t_{(\mu^*)}|$ y/o Sup $|t_{(\mu^*)}|$ rechazan la nula de estabilidad en la tendencia, se incluyen otras dos representaciones que capturan la evolución de la tendencia de la serie antes y después del cambio. Como se puede apreciar en las figuras II.1 y II.2, las inspecciones visuales se corresponden ampliamente con el resultado que arrojan los contrastes, confirmando así la bondad del procedimiento estadístico propuesto.

II.6.- REFERENCIAS

- Bai, J. y P. Perron, 1998, "Estimating and Testing Linear Models with Multiple Structural Changes", *Econometría* **66**, 47-78.
- Balke, N. y T. Fomby, 1991, "Shifting Trends, Segmented Trends, and Infrequent Permanent Shocks", *Journal of Monetary Economics* **28**, 61-85.
- Banerjee, A., R. Lumsdaine y J. Stock, 1992, "Recursive and Sequential Tests of the Unit-Root and Trend-Break Hypothesis: Theory and International Evidence", *Journal of Business & Economic Statistics* **10**, 271-287.
- Banerjee, A., J. Dolado y J. Galbraith, 1990, "Recursive and Sequential Tests for Unit Roots and Structural Breaks in Long Annual GNP Series", Servicio de Estudios del Banco de España, Documento de Trabajo 9010.
- Chen, C. y G. Tiao, 1990, "Random Level-Shift Time Series Models, ARIMA Approximations, and Level-Shift Detection", *Journal of Business and Economic Statistics* **8**, 83-97.
- Christiano, L.J., 1992, "Searching for a Break in GNP", *Journal of Business & Economic Statistics* **10**, 237-250.
- Chu, C.S.J. y H. White, 1992, "A Direct Test for Changing Trend", *Journal of Business and Economic Statistics* **10**, 289-299.
- Dickey, D.A. y W.A. Fuller, 1979, "Distribution of the Estimators for an Autoregressive Time Series with a Unit Root", *Journal of the American Statistical Association* **74**, 427-431.
- Frances, P.H. y N. Haldrup, 1994, "The Effects of Additive Outliers on Tests for Unit Roots and Cointegration", *Journal of Business & Economic Statistics* **12**, 471-478.
- Fuller, W.A., 1976, Introduction to Statistical Time Series, John Wiley, New York.
- Hansen, B.E., 1992, "Tests for Parameter Instability in Regressions with I(1) Processes", *Journal of Business & Economic Statistics* **10**, 321-335.
- Hendry, D.F. y A. Neale, 1990, "The Impact of Structural Breaks on Unit Root Tests", in Economic Structural Change, P. Hackl and A. Westlung (eds.), IIASA and Springer-Verlag, Berlin.
- Lumsdaine, R.L. y D.H. Papell, 1997, "Multiple Trend Breaks and the Unit-Root Hypothesis", *The Review of Economic and Statistics* **XX**, 212-218.
- Montañes, A., 1996a, "Contraste de Raíz Unitaria y Ruptura Estructural: Un Estudio de Monte Carlo para los Estadísticos Rolling, Recursivo y Secuencial", *Revista Española de Economía* **13**, 39-74.

-
- Montañes, A., 1996b, "Efecto de una Ruptura Estructural sobre los Contrastes de Dickey-Fuller", *Revista Española de Economía* **13**, 221-237.
- Nelson, C.R. y C.I. Plosser, 1982, "Trends and Random Walks in Macroeconomic Time Series: Some Evidence and Implications", *Journal of Monetary Economics* **10**, 139-162.
- Noriega-Muro, A.E., 1993, Nonstationarity and Structural Breaks in Economic Time Series, Avebury.
- Perron, P., 1989, "The Great Crash, the Oil Price Shock, and the Unit Root Hypothesis", *Econometrica* **57**, 1361-1401.
- Perron, P., 1990, "Testing for a Unit Root in a Time Series with a Changing Mean", *Journal of Business & Economic Statistics* **8**, 153-162.
- Perron, P., 1997, "Further Evidence on Breaking Trend Functions in Macroeconomic Variables", *Journal of Econometric* **80**, 355-385.
- Perron, P. y T.J. Vogelsang, 1992, "Non-Stationarity and Level Shifts with an Application to Purchasing Power Parity", *Journal of Business & Economic Statistics* **10**, 301-320.
- Rappoport, P. y L. Reichlin, 1989, "Segmented Trends and Non-Stationary Time Series", *The Economic Journal* **99**, 168-177.
- Said, S.E. y D.A. Dickey, 1984, "Testing for Unit Roots in Autoregressive-Moving Average Models of Unknown Order", *Biometrika* **71**, 599-608.
- Zivot, E. y D. Andrews, 1992, "Further Evidence on the Great Crash, the Oil Price Shock, and the Unit Root Hypothesis", *Journal of Business & Economic Statistics* **10**, 251-270.

APÉNDICE II.1: TABLAS Y GRÁFICOS.

TABLA II.1
DISTRIBUCIONES EMPÍRICAS.
T=500

PERC	Sup t_{μ}	Mean t_{μ}	Inf t_{δ}	Mean t_{δ}	Sup $t_{(\mu)}$	Mean $t_{(\mu)}$	ADF
1%	1.484	0.495	-4.869	-3.650	0.931	0.297	-3.538
2.5%	1.656	0.573	-4.592	-3.300	1.034	0.330	-3.183
5%	1.806	0.655	-4.347	-3.021	1.128	0.363	-2.884
10%	2.033	0.751	-4.082	-2.727	1.253	0.417	-2.582
20%	2.337	0.891	-3.738	-2.391	1.425	0.496	-2.198
50%	2.954	1.217	-3.158	-1.842	1.867	0.725	-1.548
80%	3.579	1.588	-2.576	-1.309	2.431	1.105	-0.829
90%	3.911	1.790	-2.277	-1.028	2.765	1.360	-0.385
95%	4.192	1.989	-2.036	-0.761	3.066	1.607	0.000
97.5%	4.455	2.183	-1.828	-0.524	3.323	1.827	0.373
99%	4.741	2.378	-1.525	-0.153	3.616	2.082	0.740

T = 250

PERC	Sup t_{μ}	Mean t_{μ}	Inf t_{δ}	Mean t_{δ}	Sup $t_{(\mu)}$	Mean $t_{(\mu)}$	ADF
1%	1.488	0.515	-4.819	-3.523	0.948	0.308	-3.428
2.5%	1.618	0.583	-4.574	-3.225	1.040	0.342	-3.096
5%	1.790	0.655	-4.331	-2.979	1.141	0.378	-2.841
10%	2.021	0.756	-4.042	-2.705	1.261	0.428	-2.548
20%	2.319	0.898	-3.725	-2.386	1.437	0.507	-2.197
50%	2.924	1.218	-3.136	-1.820	1.882	0.739	-1.552
80%	3.540	1.581	-2.562	-1.298	2.444	1.108	-0.822
90%	3.886	1.786	-2.268	-1.009	2.772	1.359	-0.376
95%	4.175	1.947	-2.021	-0.752	3.075	1.606	-0.005
97.5%	4.424	2.144	-1.795	-0.492	3.344	1.812	0.320
99%	4.702	2.350	-1.523	-0.176	3.660	2.035	0.705

T = 100

PERC	Sup $ t_{\mu} $	Mean $ t_{\mu} $	Inf t_{δ}	Mean t_{δ}	Sup $ t_{(\mu^*)} $	Mean $ t_{(\mu^*)} $	ADF
1%	1.416	0.524	-4.921	-3.545	0.964	0.339	-3.467
2.5%	1.577	0.594	-4.592	-3.235	1.059	0.372	-3.124
5%	1.747	0.665	-4.329	-2.975	1.157	0.407	-2.858
10%	1.964	0.760	-4.039	-2.686	1.279	0.458	-2.548
20%	2.264	0.898	-3.700	-2.356	1.467	0.536	-2.198
50%	2.882	1.215	-3.088	-1.776	1.928	0.764	-1.541
80%	3.510	1.570	-2.504	-1.225	2.530	1.152	-0.802
90%	3.868	1.779	-2.192	-0.913	2.892	1.415	-0.326
95%	4.159	1.966	-1.920	-0.636	3.199	1.647	0.068
97.5%	4.430	2.144	-1.676	-0.372	3.484	1.855	0.436
99%	4.772	2.367	-1.359	-0.021	3.815	2.083	0.863

T = 50

PERC	Sup $ t_{\mu} $	Mean $ t_{\mu} $	Inf t_{δ}	Mean t_{δ}	Sup $ t_{(\mu^*)} $	Mean $ t_{(\mu^*)} $	ADF
1%	1.329	0.513	-5.033	-3.543	0.959	0.365	-3.532
2.5%	1.496	0.585	-4.660	-3.201	1.065	0.405	-3.186
5%	1.662	0.656	-4.380	-2.923	1.167	0.443	-2.881
10%	1.888	0.754	-4.057	-2.623	1.303	0.495	-2.563
20%	2.188	0.889	-3.681	-2.289	1.500	0.578	-2.180
50%	2.827	1.209	-3.027	-1.698	1.991	0.811	-1.510
80%	3.495	1.557	-2.407	-1.124	2.652	1.210	-0.719
90%	3.881	1.766	-2.070	-0.806	3.035	1.481	-0.228
95%	4.218	1.946	-1.776	-0.494	3.370	1.704	0.193
97.5%	4.509	2.118	-1.501	-0.202	3.671	1.894	0.566
99%	4.871	2.340	-1.136	-0.188	4.044	2.107	1.009

TABLA II.2

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

T=500

	$\rho = 1, \mu = 0.5$		$\rho = 1, \mu = 1$		$\rho = 1, \mu = 2$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.0098	0.0048	0.0082	0.0032	0.0050	0.0024
Sup t_{μ}	0.0108	0.0040	0.0078	0.0018	0.0114	0.0040
Mean t_{μ}	0.0066	0.0022	0.0044	0.0004	0.0064	0.0024
Inf t_{δ}	0.0050	0.0016	0.0024	0.0012	0.0024	0.0012
Mean t_{δ}	0.0002	0.0002	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Sup $t_{(\mu^*)}$	0.0928	0.0460	0.1020	0.0508	0.0944	0.0444
Mean $t_{(\mu^*)}$	0.0988	0.0486	0.1012	0.0510	0.0988	0.0446

T = 250

	$\rho = 1, \mu = 0.5$		$\rho = 1, \mu = 1$		$\rho = 1, \mu = 2$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.0132	0.0069	0.0100	0.0042	0.0086	0.0041
Sup t_{μ}	0.0125	0.0057	0.0139	0.0057	0.0114	0.0054
Mean t_{μ}	0.0063	0.0025	0.0060	0.0020	0.0060	0.0024
Inf t_{δ}	0.0068	0.0029	0.0061	0.0015	0.0035	0.0017
Mean t_{δ}	0.0004	0.0000	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000
Sup $t_{(\mu^*)}$	0.1034	0.0510	0.1003	0.0496	0.1011	0.0509
Mean $t_{(\mu^*)}$	0.1050	0.0515	0.1009	0.0494	0.1075	0.0526

T = 100

	$\rho = 1, \mu = 0.5$		$\rho = 1, \mu = 1$		$\rho = 1, \mu = 2$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.0174	0.0083	0.0138	0.0060	0.0120	0.0043
Sup t_{μ^*}	0.0303	0.0140	0.0246	0.0120	0.0214	0.0092
Mean t_{μ^*}	0.0054	0.0012	0.0056	0.0010	0.0062	0.0012
Inf t_{δ}	0.0158	0.0066	0.0080	0.0038	0.0074	0.0033
Mean t_{δ}	0.0017	0.0007	0.0006	0.0001	0.0004	0.0001
Sup $t_{(\mu^*)}$	0.0988	0.0487	0.0987	0.0502	0.0948	0.0484
Mean $t_{(\mu^*)}$	0.1001	0.0500	0.1010	0.0506	0.0993	0.0497

T = 50

	$\rho = 1, \mu = 0.5$		$\rho = 1, \mu = 1$		$\rho = 1, \mu = 2$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.0286	0.0142	0.0182	0.0086	0.0149	0.0072
Sup t_{μ^*}	0.0502	0.0229	0.0332	0.0133	0.0331	0.0138
Mean t_{μ^*}	0.0081	0.0020	0.0056	0.0010	0.0056	0.0009
Inf t_{δ}	0.0290	0.0140	0.0141	0.0063	0.0114	0.0053
Mean t_{δ}	0.0080	0.0038	0.0021	0.0007	0.0013	0.0004
Sup $t_{(\mu^*)}$	0.0939	0.0464	0.0923	0.0468	0.0924	0.0456
Mean $t_{(\mu^*)}$	0.1005	0.0506	0.0977	0.0497	0.0970	0.0500

TABLA II.3
ANÁLISIS DE POTENCIA.

T=500

	$\rho=1, \mu_1=0, \mu_2=1$		$\rho=1, \mu_1=0, \mu_2=2$		$\rho=1, \mu_1=1, \mu_2=0$		$\rho=1, \mu_1=2, \mu_2=0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.9998	0.9968	0.9970	0.9382
Sup $t_{\mu'}$	0.9990	0.9970	1.0000	1.0000	0.9900	0.9708	1.0000	1.0000
Mean $t_{\mu'}$	0.9528	0.8680	0.9970	0.9580	0.8980	0.7482	0.9626	0.7838
Inf t_δ	0.0002	0.0000	0.0000	0.0000	0.9520	0.8614	0.7226	0.4150
Mean t_δ	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.4842	0.2666	0.2514	0.0686
Sup $t_{(\mu')}$	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
Mean $t_{(\mu')}$	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000

T = 250

	$\rho=1, \mu_1=0, \mu_2=1$		$\rho=1, \mu_1=0, \mu_2=2$		$\rho=1, \mu_1=1, \mu_2=0$		$\rho=1, \mu_1=2, \mu_2=0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.9757	0.8955	0.9503	0.7430
Sup $t_{\mu'}$	0.9037	0.8177	1.0000	0.9999	0.7118	0.5643	0.9999	0.9989
Mean $t_{\mu'}$	0.6898	0.5256	0.8961	0.6871	0.5023	0.3329	0.6295	0.3583
Inf t_δ	0.0004	0.0002	0.0002	0.0000	0.7113	0.4965	0.4897	0.2327
Mean t_δ	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2333	0.1202	0.1485	0.0462
Sup $t_{(\mu')}$	1.0000	0.9999	1.0000	1.0000	1.0000	0.9999	1.0000	1.0000
Mean $t_{(\mu')}$	1.0000	0.9992	1.0000	0.9999	1.0000	0.9999	1.0000	0.9999

T = 100

	$\rho=1, \mu_1=0, \mu_2=1$		$\rho=1, \mu_1=0, \mu_2=2$		$\rho=1, \mu_1=1, \mu_2=0$		$\rho=1, \mu_1=2, \mu_2=0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.5772	0.3542	0.5264	0.2442
Sup t_{μ^*}	0.4883	0.3367	0.9591	0.8999	0.1938	0.1082	0.7708	0.6271
Mean t_{μ^*}	0.3175	0.1623	0.3110	0.0903	0.0889	0.0266	0.0649	0.0104
Inf t_δ	0.0015	0.0008	0.0002	0.0001	0.2755	0.1500	0.1944	0.0811
Mean t_δ	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0943	0.0401	0.0690	0.0216
Sup $t_{(\mu^*)}$	0.9619	0.8956	1.0000	0.9996	0.9603	0.8968	0.9999	0.9993
Mean $t_{(\mu^*)}$	0.9364	0.8290	0.9713	0.8274	0.9365	0.8284	0.9712	0.8285

T = 50

	$\rho=1, \mu_1=0, \mu_2=1$		$\rho=1, \mu_1=0, \mu_2=2$		$\rho=1, \mu_1=1, \mu_2=0$		$\rho=1, \mu_1=2, \mu_2=0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.3995	0.1767	0.3337	0.1420
Sup t_{μ^*}	0.2929	0.1684	0.7050	0.5364	0.0977	0.0466	0.3748	0.2331
Mean t_{μ^*}	0.2547	0.1333	0.2087	0.0606	0.0275	0.0061	0.0190	0.0030
Inf t_δ	0.0056	0.0019	0.0008	0.0004	0.1658	0.0833	0.1458	0.0645
Mean t_δ	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0748	0.0342	0.0680	0.0256
Sup $t_{(\mu^*)}$	0.6988	0.5121	0.9772	0.9228	0.6913	0.5077	0.9759	0.9193
Mean $t_{(\mu^*)}$	0.6892	0.4800	0.7886	0.4738	0.6802	0.4759	0.7870	0.4736

ESTIMACIÓN DEL PUNTO DE CORTE.

T=500

	$\rho=1, \mu_1=0, \mu_2=1$		$\rho=1, \mu_1=0, \mu_2=2$		$\rho=1, \mu_1=1, \mu_2=0$		$\rho=1, \mu_1=2, \mu_2=0$	
	90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
Nsup t_{μ}	0.5024 (0.0138)	0.5024 (0.0135)	0.5021 (0.0027)	0.5021 (0.0027)	0.5019 (0.0229)	0.5022 (0.0027)	0.5021 (0.0027)	0.5021 (0.0027)
Ninf t_δ	----	----	----	----	0.2049 (0.0804)	0.2039 (0.0767)	0.1926 (0.0285)	0.1929 (0.0285)
Nsup $t_{(\mu^*)}$	0.5023 (0.0110)	0.5023 (0.0110)	0.5020 (0.0026)	0.5020 (0.0026)	0.5021 (0.0110)	0.5021 (0.0110)	0.5020 (0.0027)	0.5020 (0.0027)

T=250

	$\rho=1, \mu_1=0, \mu_2=1$		$\rho=1, \mu_1=0, \mu_2=2$		$\rho=1, \mu_1=1, \mu_2=0$		$\rho=1, \mu_1=2, \mu_2=0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90%	95 %
Nsup t_{μ}	0.5054 (0.0057)	0.5057 (0.0057)	0.5040 (0.0057)	0.5040 (0.0057)	0.4970 (0.0599)	0.4994 (0.0518)	0.5044 (0.0075)	0.5044 (0.0057)
Ninf t_δ	----	----	----	----	0.2390 (0.1084)	0.2215 (0.1002)	0.2020 (0.0398)	0.2017 (0.0388)
Nsup $t_{(\mu^*)}$	0.5044 (0.0234)	0.5044 (0.0233)	0.5039 (0.0055)	0.5039 (0.0055)	0.5040 (0.0234)	0.5040 (0.0234)	0.5041 (0.0072)	0.5041 (0.0072)

T=100

	$\rho=1, \mu_1=0, \mu_2=1$		$\rho=1, \mu_1=0, \mu_2=2$		$\rho=1, \mu_1=1, \mu_2=0$		$\rho=1, \mu_1=2, \mu_2=0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
Nsup t_{μ}	0.5176 (0.0518)	0.5184 (0.0473)	0.5108 (0.0155)	0.5111 (0.0142)	0.4791 (0.1159)	0.4888 (0.1034)	0.5105 (0.0298)	0.5119 (0.0209)
Ninf t_{δ}	---- (----)	---- (----)	---- (----)	---- (----)	0.2533 (0.1289)	0.2488 (0.1193)	0.2221 (0.0693)	0.2245 (0.0688)
Nsup $t_{(w)}$	0.5128 (0.0613)	0.5132 (0.0587)	0.5102 (0.0149)	0.5103 (0.0148)	0.5123 (0.0599)	0.5129 (0.0578)	0.5103 (0.0151)	0.5103 (0.0150)

T=50

	$\rho=1, \mu_1=0, \mu_2=1$		$\rho=1, \mu_1=0, \mu_2=2$		$\rho=1, \mu_1=1, \mu_2=0$		$\rho=1, \mu_1=2, \mu_2=0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
Nsup t_{μ}	0.5426 (0.0819)	0.5447 (0.0747)	0.5242 (0.0285)	0.5249 (0.0237)	0.44648 (0.1552)	0.4740 (0.1489)	0.5175 (0.0611)	0.5213 (0.0481)
Ninf t_{δ}	---- (----)	---- (----)	---- (----)	---- (----)	0.2937 (0.1547)	0.2926 (0.1481)	0.2565 (0.1081)	0.2602 (0.1119)
Nsup $t_{(w)}$	0.5280 (0.0916)	0.5308 (0.0843)	0.5218 (0.0311)	0.5225 (0.0282)	0.5283 (0.0924)	0.5283 (0.0847)	0.5215 (0.0312)	0.5224 (0.0284)

TABLA II.4

SERIES I(2) CÓNCAVAS

	T = 50		T = 100		T = 250		T = 500	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.2108	0.1246	0.2203	0.1331	0.2308	0.1418	0.2238	0.1266
Sup t_{μ}	0.1209	0.0583	0.1253	0.0642	0.1241	0.0609	0.1114	0.0532
Mean t_{μ}	0.0383	0.0139	0.0397	0.0140	0.0337	0.0164	0.0322	0.118
Inf t_{δ}	0.1410	0.0763	0.1522	0.0821	0.1645	0.0917	0.1564	0.0842
Mean t_{δ}	0.1015	0.0573	0.0835	0.0464	0.0756	0.0442	0.0732	0.0334
Sup $t_{(\mu)}$	0.4174	0.2650	0.5061	0.3524	0.5848	0.4314	0.5894	0.4378
Mean $t_{(\mu)}$	0.3111	0.1639	0.3817	0.2161	0.4586	0.2814	0.4760	0.3024

SERIES I(2) CONVEXAS

	T = 50		T = 100		T = 250		T = 500	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.0262	0.0139	0.0303	0.0158	0.0322	0.0190	0.0324	0.0178
Sup t_{μ}	0.1342	0.0651	0.1584	0.0826	0.1694	0.0833	0.1732	0.0876
Mean t_{μ}	0.0449	0.0161	0.0524	0.0211	0.0666	0.0287	0.0648	0.0256
Inf t_{δ}	0.0312	0.0164	0.0351	0.0198	0.0390	0.0193	0.0368	0.0194
Mean t_{δ}	0.0100	0.0058	0.0118	0.0054	0.0141	0.0067	0.0148	0.0068
Sup $t_{(\mu)}$	0.3756	0.2356	0.4803	0.3195	0.5735	0.4074	0.6018	0.4366
Mean $t_{(\mu)}$	0.2357	0.1124	0.2842	0.1294	0.3302	0.1425	0.3380	0.1440

T = 100

	$\rho = .95, \mu = 0$		$\rho = .90, \mu = 0$		$\rho = .80, \mu = 0$		$\rho = .50, \mu = 0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.2128	0.1108	0.3958	0.2323	0.7099	0.5184	0.9685	0.9038
Sup t_{μ}	0.0671	0.0330	0.0414	0.0189	0.0246	0.0102	0.0127	0.0043
Mean t_{μ}	0.0882	0.0411	0.0653	0.0294	0.0495	0.0135	0.0371	0.0180
Inf t_{δ}	0.1336	0.0672	0.1798	0.0946	0.3097	0.1848	0.6326	0.4592
Mean t_{δ}	0.2387	0.1289	0.4370	0.2628	0.7391	0.5578	0.9702	0.9128
Sup $t_{(\mu')}$	0.0357	0.0140	0.0105	0.0035	0.0017	0.0005	0.0000	0.0000
Mean $t_{(\mu')}$	0.0322	0.0124	0.0074	0.0023	0.0007	0.0001	0.0000	0.0000

T = 50

	$\rho = .95, \mu = 0$		$\rho = .90, \mu = 0$		$\rho = .80, \mu = 0$		$\rho = .50, \mu = 0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.1318	0.0672	0.1813	0.0940	0.3252	0.1838	0.6400	0.4455
Sup t_{μ}	0.0848	0.0402	0.0699	0.0338	0.0419	0.0188	0.0230	0.0096
Mean t_{μ}	0.1089	0.0560	0.0958	0.0479	0.0736	0.0350	0.0485	0.0240
Inf t_{δ}	0.1141	0.0570	0.1232	0.0628	0.1634	0.0834	0.2755	0.1555
Mean t_{δ}	0.1568	0.0822	0.2291	0.1225	0.3984	0.2366	0.7081	0.5211
Sup $t_{(\mu')}$	0.0648	0.0308	0.0380	0.0161	0.0132	0.0046	0.0015	0.0005
Mean $t_{(\mu')}$	0.0697	0.0342	0.0370	0.0154	0.0104	0.0035	0.0008	0.0002

T=100

	$\rho=.95, \mu_1=0, \mu_2=.5$		$\rho=.90, \mu_1=0, \mu_2=.5$		$\rho=.80, \mu_1=0, \mu_2=.5$		$\rho=.50, \mu_1=0, \mu_2=.5$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.0162	0.0072	0.0632	0.0289	0.2418	0.1265	0.7406	0.5484
Sup t_{μ}	0.2089	0.1125	0.1773	0.0956	0.1477	0.0752	0.1332	0.0694
Mean t_{μ}	0.1596	0.0673	0.1631	0.0647	0.2233	0.1058	0.2958	0.1771
Inf t_{δ}	0.1301	0.0664	0.2115	0.1166	0.3530	0.2116	0.6760	0.4981
Mean t_{δ}	0.0277	0.0124	0.1282	0.0594	0.4436	0.2570	0.9055	0.7696
Sup $t_{(\mu)}$	0.0614	0.0274	0.0119	0.0043	0.0018	0.0006	0.0001	0.0000
Mean $t_{(\mu)}$	0.0606	0.0253	0.0086	0.0024	0.0010	0.0002	0.0000	0.0000

	$\rho=.95, \mu_1=0, \mu_2=1$		$\rho=.90, \mu_1=0, \mu_2=1$		$\rho=.80, \mu_1=0, \mu_2=1$		$\rho=.50, \mu_1=0, \mu_2=1$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.0000	0.0000	0.0002	0.0001	0.0076	0.0019	0.1671	0.0611
Sup t_{μ}	0.4588	0.3062	0.4414	0.2784	0.4370	0.2821	0.4923	0.3293
Mean t_{μ}	0.1558	0.0514	0.1004	0.0264	0.1900	0.0662	0.4845	0.2755
Inf t_{δ}	0.1828	0.0996	0.3122	0.1866	0.4638	0.3034	0.7359	0.5704
Mean t_{δ}	0.0001	0.0000	0.0040	0.0008	0.0756	0.0226	0.5846	0.3473
Sup $t_{(\mu)}$	0.1323	0.0630	0.0171	0.0053	0.0022	0.0007	0.0000	0.0000
Mean $t_{(\mu)}$	0.1006	0.0411	0.0095	0.0025	0.0006	0.0001	0.0000	0.0000

T=50

	$\rho=.95, \mu_1=0, \mu_2=.5$		$\rho=.90, \mu_1=0, \mu_2=.5$		$\rho=.80, \mu_1=0, \mu_2=.5$		$\rho=.50, \mu_1=0, \mu_2=.5$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.0272	0.0134	0.0528	0.0246	0.1182	0.0589	0.3607	0.2161
Sup t_{μ}	0.1672	0.0831	0.1500	0.0740	0.1164	0.0552	0.0818	0.0372
Mean t_{μ}	0.1800	0.0936	0.1596	0.0765	0.1423	0.0641	0.1548	0.0775
Inf t_{δ}	0.0841	0.0414	0.1286	0.0651	0.1760	0.0935	0.3068	0.1782
Mean t_{δ}	0.0374	0.0191	0.0850	0.0394	0.2015	0.1021	0.5537	0.3256
Sup $t_{(\mu)}$	0.1160	0.0586	0.0480	0.0216	0.0138	0.0049	0.0018	0.0004
Mean $t_{(\mu)}$	0.1219	0.0651	0.0497	0.0211	0.0110	0.0036	0.0006	0.0000

	$\rho=.95, \mu_1=0, \mu_2=1$		$\rho=.90, \mu_1=0, \mu_2=1$		$\rho=.80, \mu_1=0, \mu_2=1$		$\rho=.50, \mu_1=0, \mu_2=1$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.0005	0.0002	0.0002	0.0004	0.0080	0.028	0.0649	0.0260
Sup t_{μ}	0.2895	0.1600	0.2853	0.1567	0.2579	0.1389	0.2265	0.1186
Mean t_{μ}	0.1977	0.0867	0.1603	0.0646	0.1490	0.0550	0.2250	0.0980
Inf t_{δ}	0.0603	0.0306	0.1333	0.0686	0.2186	0.1172	0.3505	0.2038
Mean t_{δ}	0.0010	0.0005	0.0059	0.0017	0.0355	0.0122	0.2426	0.1114
Sup $t_{(\mu)}$	0.2417	0.1359	0.0746	0.0342	0.0171	0.0068	0.0015	0.0006
Mean $t_{(\mu)}$	0.2316	0.1224	0.0695	0.0311	0.0131	0.0052	0.0005	0.0001

T=50

	$\rho=.95, \mu_1=0, \mu_2=.5$		$\rho=.90, \mu_1=0, \mu_2=.5$		$\rho=.80, \mu_1=0, \mu_2=.5$		$\rho=.50, \mu_1=0, \mu_2=.5$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
Nsup $ t_{\mu} $	0.5565 (0.1332)	0.5563 (0.1278)	0.5472 (0.1333)	0.5495 (0.1384)	0.5422 (0.1394)	0.5473 (0.1303)	0.5282 (0.1418)	0.5318 (0.1360)
Ninf t_{δ}	0.5569 (0.1314)	0.5538 (0.1275)	0.5468 (0.1353)	0.5469 (0.1331)	0.5352 (0.1499)	0.5355 (0.1479)	0.5235 (0.1651)	0.5252 (0.1640)
Nsup $ t_{(\mu')} $	0.4734 (0.1841)	0.4741 (0.1805)	0.4663 (0.2160)	0.4600 (0.2125)	----	----	----	----

	$\rho=.95, \mu_1=0, \mu_2=1$		$\rho=.90, \mu_1=0, \mu_2=1$		$\rho=.80, \mu_1=0, \mu_2=1$		$\rho=.50, \mu_1=0, \mu_2=1$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
Nsup $ t_{\mu} $	0.5262 (0.0786)	0.5256 (0.0709)	0.5260 (0.0762)	0.5262 (0.0706)	0.5264 (0.0709)	0.5265 (0.0663)	0.5222 (0.0702)	0.5234 (0.0637)
Ninf t_{δ}	0.5468 (0.0590)	0.5442 (0.0557)	0.5416 (0.0605)	0.5404 (0.0568)	0.5365 (0.0669)	0.5370 (0.0639)	0.5256 (0.0795)	0.5283 (0.0754)
Nsup $ t_{(\mu')} $	0.4267 (0.1511)	0.4662 (0.1109)	0.4267 (0.1511)	0.4281 (0.1411)	----	----	----	----

TABLA II.7
RESULTADOS DE LA APLICACIÓN DE LOS CONTRASTES AL ÍNDICE DE PRODUCCIÓN INDUSTRIAL (IPI).

	CANADÁ		E.E. U.U.		JAPÓN		FRANCIA	
	Y_t	ΔY_t	Y_t	ΔY_t	Y_t	ΔY_t	Y_t	ΔY_t
ADF	-1.895	-5.377**	-1.133	-6.568**	-3.378**	-3.965**	-2.275	-5.703**
Inf t_δ	-2.828	-5.835**	-2.129	-6.719**	-3.787	-5.003**	-2.934	-6.408**
Ninf t_δ	82:11	73:11	75:12	69:1	65:9	73:1	67:4	74:6
Mean t_δ	-1.492	-5.370**	-0.994	-6.612**	-2.219	-4.355**	-1.580	-5.924**
Sup t_{μ}	2.096	2.250	1.806	1.428	2.124	3.014	2.076	2.838
Nsup t_{μ}	82:11	73:11	82:9	69:1	65:9	73:1	67:4	74:6
Mean t_{μ}	0.493	1.260	0.516	0.733	0.644	1.753	0.604	1.502
Sup $t_{(w)}$	2.113	0.898	1.264	0.624	3.474**	1.209	2.958*	1.029
Nsup $t_{(w)}$	73:2	63:12	69:2	64:9	72:12	74:12	74:7	74:11
Mean $t_{(w)}$	1.157	0.296	0.623	0.204	2.109**	0.206	1.572*	0.190

	ALEMANIA		REINO UNIDO		ITALIA		ESPAÑA	
	Y_t	ΔY_t	Y_t	ΔY_t	Y_t	ΔY_t	Y_t	ΔY_t
ADF	-3.111**	-6.246**	-1.355	-7.527**	-3.066**	-6.623**	-3.466**	-5.434**
Inf t_δ	-3.906	-6.786**	-2.414	-7.705**	-3.152	-7.338**	-3.967	-7.204**
Ninf t_δ	67:4	73:1	72:1	73:4	64:7	73:7	68:4	73:12
Mean t_δ	-2.591	-6.448**	-1.288	-7.575**	-2.328	-6.951**	-2.305	-5.937**
Sup t_{μ}	2.648	2.564	1.995	1.609	1.593	3.077	3.444	4.579**
Nsup t_{μ}	67:4	73:1	72:1	73:4	64:7	73:7	74:1	73:12
Mean t_{μ}	0.756	1.492	0.623	0.778	0.482	1.963*	0.819	2.191**
Sup $t_{(w)}$	2.915*	0.741	1.446	0.614	3.015*	0.575	4.864**	1.163
Nsup $t_{(w)}$	70:6	74:11	73:5	71:12	73:8	69:9	74:1	67:1
Mean $t_{(w)}$	1.746**	0.202	0.654	0.167	2.009**	0.149	2.399**	0.363

(*) Significativo al 90% de nivel de confianza.

(**) Significativo al 95% de nivel de confianza.

TABLA II.8
RESULTADOS DE LA APLICACIÓN DE LOS CONTRASTES AL PRODUCTO INTERIOR BRUTO (PIB).

	CANADÁ		E.E. U.U.		JAPÓN	
	Y_t	ΔY_t	Y_t	ΔY_t	Y_t	ΔY_t
ADF	-2.002	-4.299**	-1.950	-4.511**	-4.482**	-2.005
Inf t_δ	-2.308	-5.004**	-3.078	-4.979**	-5.871**	-4.936**
Ninf t_δ	82:3	75:4	82:3	67:4	65:3	74:2
Mean t_δ	-1.138	-4.611**	-1.371	-4.663**	-3.592**	-3.451**
Sup t_{μ}	1.412	2.461	2.364	2.071	3.820	4.626**
Nsup t_{μ}	77:1	75:4	82:3	65:3	65:3	74:2
Mean t_{μ}	0.631	1.554	0.729	1.093	1.563	2.805**
Sup $t_{(u)}$	2.462	1.134	2.434	0.835	4.741**	1.290
Nsup $t_{(u)}$	77:1	90:3	65:4	74:4	74:3	68:2
Mean $t_{(u)}$	1.593*	0.248	1.366*	0.248	2.877**	0.542

	ALEMANIA		REINO UNIDO		ITALIA	
	Y_t	ΔY_t	Y_t	ΔY_t	Y_t	ΔY_t
ADF	-2.331	-4.077**	-1.450	-4.114**	-3.372**	-5.098**
Inf t_δ	-3.003	-4.881**	-2.737	-4.474**	-3.278	-6.409**
Ninf t_δ	86:4	72:3	82:2	72:3	71:2	70:3
Mean t_δ	-1.749	-4.347**	-1.271	-4.182**	-2.319	-5.820**
Sup t_{μ}	1.901	2.576	2.313	1.934	1.523	3.589
Nsup t_{μ}	86:4	72:3	82:2	72:3	71:2	70:3
Mean t_{μ}	0.756	1.386	0.786	0.735	0.449	2.579**
Sup $t_{(u)}$	2.736	0.754	2.138	0.922	3.325**	1.175
Nsup $t_{(u)}$	72:4	74:3	72:4	72:3	73:4	68:1
Mean $t_{(u)}$	1.511*	0.227	0.869	0.258	2.359**	0.203

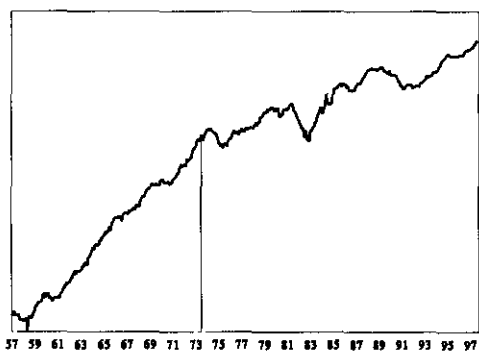
(*) Significativo al 90% de nivel de confianza.

(**) Significativo al 95% de nivel de confianza.

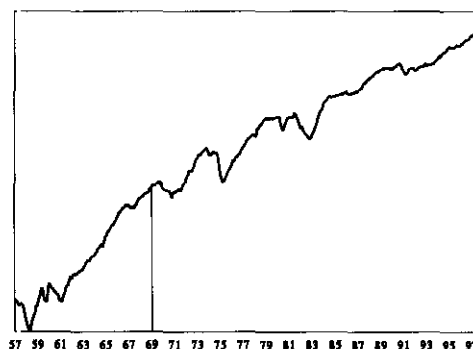
GRÁFICOS DEL ÍNDICE DE PRODUCCIÓN INDUSTRIAL (IPI).

FIGURA II.1

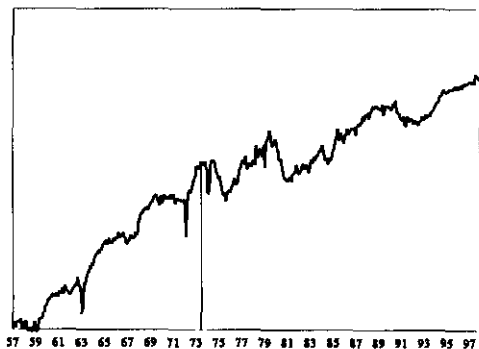
CANADÁ



ESTADOS UNIDOS



REINO UNIDO



JAPÓN

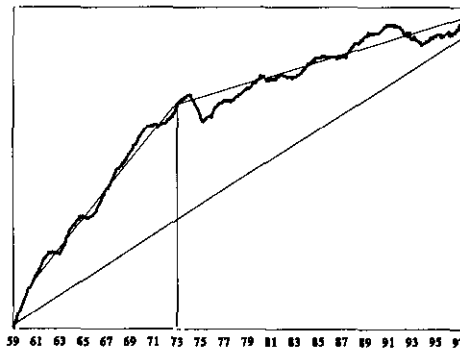
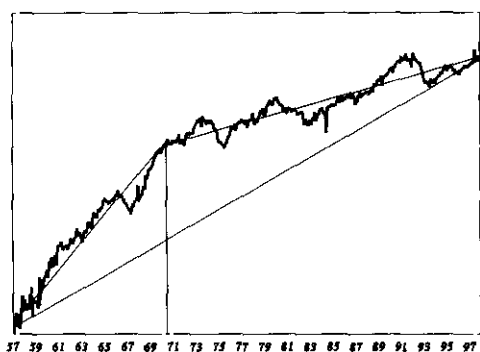
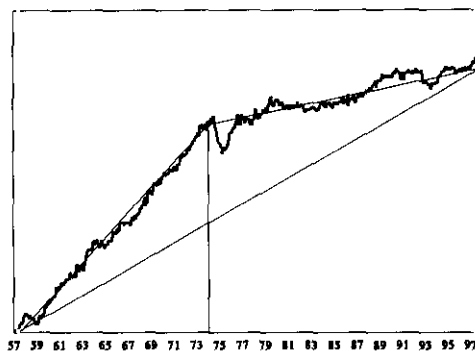


FIGURA II.2

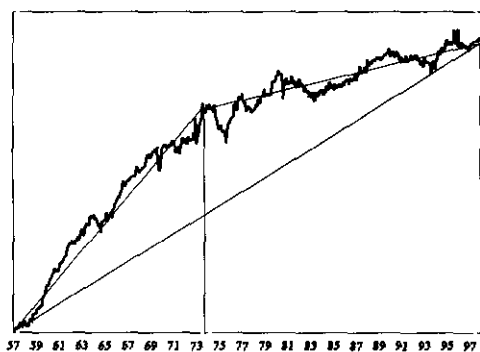
ALEMANIA



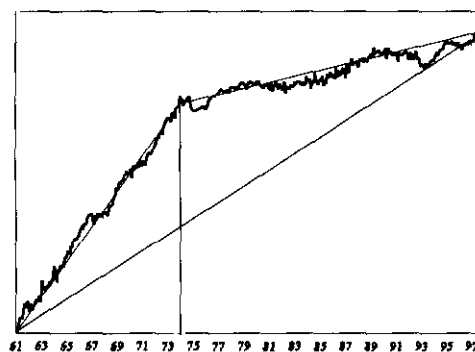
FRANCIA



ITALIA



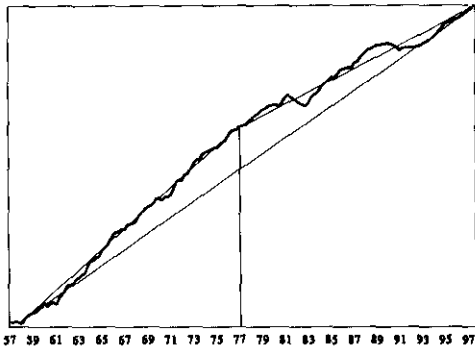
ESPAÑA



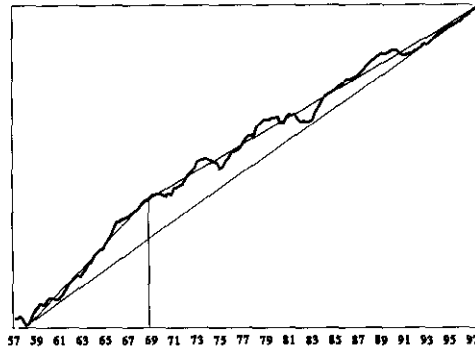
GRÁFICOS DEL PRODUCTO INTERIOR BRUTO (PIB).

FIGURA II.3

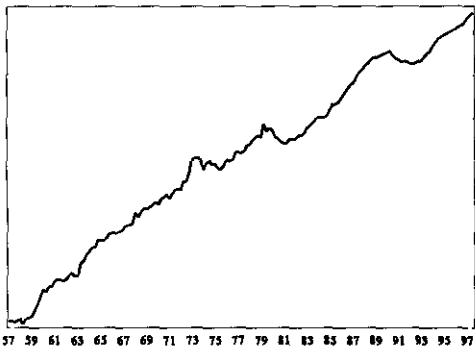
CANADÁ



ESTADOS UNIDOS



REINO UNIDO



JAPÓN

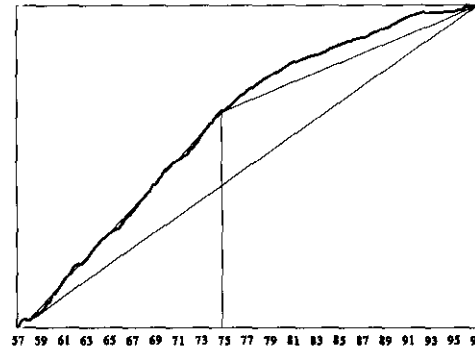
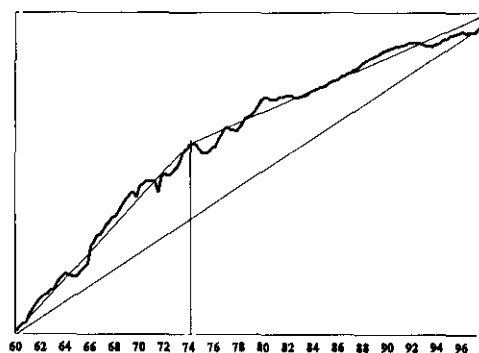
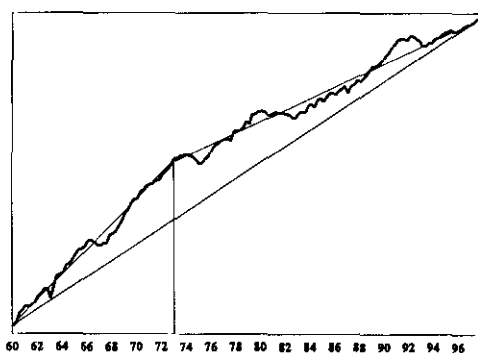


FIGURA II.4

ALEMANIA

ITALIA



Capítulo III

Un contraste ADF secuencial para la detección de cambios en el orden de integración

III.1.- INTRODUCCIÓN

A raíz de los trabajos de Lucas (1988) y Romer (1986), en los que se analizan las propiedades del largo plazo de los modelos dinámicos, la literatura económica tanto a nivel empírico como teórico, especialmente la Teoría del Crecimiento [de la Fuente (1997)] ha puesto especial interés en estudiar el comportamiento relativo de variables económicas entre países. Una de las implicaciones de dicho 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 posibilita una evolución similar de los niveles y/o los diferenciales de renta (*“per cápita”*), de índices de producción industrial, de tipos de interés y de tasas de inflación.

El proceso de integración y globalización al que se ve sometida la economía a nivel 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. La serie temporal que recoge el diferencial de una misma variable económica entre distintos países, probablemente experimente comportamientos claramente diferenciados dependiendo del grado de materialización del proceso de convergencia. Así, el proceso estocástico que guía dicha serie temporal tendrá distintos órdenes de integración. Períodos de tiempo en los que sea no estacionario, podrían estar poniendo de manifiesto el comportamiento dispar entre los países analizados. Por el contrario, cuando el proceso sea estacionario, se puede interpretar que dichos países han convergido a una senda de comportamiento común.

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 producen la transición de uno a otro, abren vías de investigación bastante interesantes [véase McCabe y Tremayne (1996), Granger y Swanson (1997) y Maeso (1997)].

Los trabajos de Leybourne, McCabe y Tremayne (1996) y Maeso (1997) proponen contrastes para detectar distintos órdenes de integración en el proceso que caracteriza el comportamiento de series económicas. Ambos consideran en su hipótesis nula un paseo

aleatorio con coeficiente invariante. La alternativa, por el contrario, es diferente, pues para el primero de ellos dicho coeficiente es aleatorio y, en el segundo suponen que es constante, pero con distinto nivel a partir de una determinada fecha conocida a priori. En el trabajo de Maeso (1997) se utiliza una metodología similar a la que aquí presentamos, si bien este autor se basa en procedimientos “*rolling*” y recursivo para caracterizar las distribuciones y la potencia de los contrastes, además se centra en el análisis de tendencias deterministas.

En este capítulo, vamos a aplicar una metodología similar a la desarrollada en el capítulo anterior con el objetivo de analizar un posible cambio en el orden de integración en el proceso que guía el comportamiento de una serie económica. Para ello, diseñaremos contrastes secuenciales que permitan detectar un posible cambio en el coeficiente de correlación del proceso. De manera análoga al capítulo anterior, en la sección III.2 describimos los contrastes con los que vamos a realizar las simulaciones. En la sección III.3, describimos los resultados obtenidos en dichas simulaciones. La sección III.4, resume las conclusiones generales. En el apéndice final se presentan las tablas con los resultados de las simulaciones.

III.2.- UN CONTRASTE ADF SECUENCIAL DE INTEGRACIÓN PARCIAL

Como sabemos, para 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 :

$$\Delta Y_t = \mu + \beta t + \delta Y_{t-1} + \sum_{i=1}^q \gamma_i \Delta Y_{t-i} + \epsilon_t \quad (\text{III.1})$$

donde ΔY_t representa la primera diferencia del proceso, “ μ ” es un parámetro constante que permite capturar la posible tendencia estocástica, el regresor “ t ” recoge la tendencia lineal determinista del proceso, “ q ” representa el número de retardos de la primera diferencia del proceso 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 ($\mu = \beta = \delta = 0$). En el resto del trabajo, consideraremos la versión más común del anterior contraste la cual no incluye tendencia lineal determinista ($\beta = 0$)¹. No obstante, los resultados que aquí se obtienen se pueden extender fácilmente al caso en el que se incluye este componente determinista.

De acuerdo con la regresión anterior (III.1), la existencia de raíz unitaria o no en un proceso estocástico, implica la aceptación o rechazo respectivamente de la hipótesis nula $H_0: \delta = 0$. En cualquiera de los dos escenarios anteriores, estacionariedad o no, 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 variaciones del parámetro “ δ ” en torno a ninguna fecha. Para considerar la posibilidad en la que tal parámetro no sea constante a lo largo de toda la muestra y, por tanto, el orden de integración del proceso estocástico cambie según la submuestra que se considere, podemos plantear el análisis considerando el siguiente conjunto de regresiones:

¹ En la mayoría de los casos, las tendencias deterministas carecen de interpretación económica clara y en ocasiones genera desagradables consecuencias debido a reversibilidad temporal.

$$\Delta Y_t = \mu + \gamma_1 D_{\tau} Y_{t-1} + \gamma_2 [1 - D_{\tau}] Y_{t-1} + \sum \delta_i \Delta Y_{t-i} + u_t \quad (\text{III.2})$$

$$\Delta Y_t = \mu + \alpha_1 D_{\tau} Y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \delta_i \Delta Y_{t-i} + u_t \quad (\text{III.3})$$

$$\Delta Y_t = \mu + \alpha_2 [1 - D_{\tau}] Y_{t-1} + \sum \delta_i \Delta Y_{t-i} + u_t \quad (\text{III.4})$$

con:

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

La expresión (III.5) define a una variable ficticia que permite seleccionar la ventana dentro de cual se va a ir recorriendo el posible punto de corte. Dicha ventana estará comprendida entre las $\tau\%$ observaciones iniciales y las $(1-\tau)\%$ observaciones del final de la muestra. La expresión $[\tau T]$ indica la parte entera de τT .

De igual manera a como se procede con el contraste ADF indicado en la expresión (III.1), en el resto de las regresiones [(III.2), (III.3) y (III.4)] se lleva a cabo un contraste similar pero con matices diferentes. En la (III.2), se consideran simultáneamente las dos partes complementarias en las que la variable ficticia divide a la muestra completa. 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 simultáneamente la existencia de raíz unitaria frente a estacionariedad en las dos partes de la muestra, por lo que, por ejemplo, una de ellas puede ser integrada de orden uno y la otra integrada de orden cero. Para las otras dos regresiones, se impone la existencia de raíz unitaria en una parte de la muestra [en la primera según la regresión (III.3) o, en la segunda de acuerdo con la regresión (III.4)] admitiéndose la posibilidad de que la variable sea estacionaria en la submuestra no restringida.

Para cada posible punto de corte en la muestra, indicado por τ según la variable de la expresión (III.5), se calculan los siguientes estadísticos t_{γ_1} , t_{γ_2} , t_{α_1} , t_{α_2} . De éstos, los dos primeros, es decir t_{γ_1} y t_{γ_2} , representan el estadístico t asociados a las hipótesis nulas $\gamma_1 = 0$ y $\gamma_2 = 0$ en la expresión (III.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 $\alpha_1 = 0$ en la regresión (III.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 $\alpha_2 = 0$ en la cuarta regresión, o lo que es lo mismo, existencia de una raíz unitaria en la segunda parte de la muestra.

El intervalo de aplicación de los contrastes más usado en la literatura empírica, para la búsqueda de los posibles puntos de corte se encuentra en el subconjunto (.15, .85). No se tienen en cuenta por tanto los posibles puntos de corte situados en los extremos de la muestra. La selección de retardos incluidos en las regresiones, medidos por el parámetro “q”, se fija como la raíz cúbica del tamaño muestral, es decir $q = T^{1/3}$ tal y como recomiendan Said y Dickey (1984). Sin embargo, tal elección hace que los contrastes se vuelvan más conservadores que cuando se elige la opción de $q = 0$ o bien, el criterio recomendado por Perron y Vogelsang (1992), según el cual se consideran tantos retardos de la primera diferencia como parámetros significativos “ δ_i ” haya en la regresión especificada para el contraste.

Dado que el enfoque bajo el que vamos a aplicar los contrastes es el secuencia, para cada una de las series simuladas obtendremos las siguientes secuencias de estadísticos: $t_{\gamma_1}(\tau)$, $t_{\gamma_2}(\tau)$, $t_{\alpha_1}(\tau)$, $t_{\alpha_2}(\tau)$. El número de estadísticos, dados por los valores de los t-ratios que contienen 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 se toman son: el supremo y la media correspondiente, tal y como sugiere Hansen (1992). A estos valores se les va a denominar de la siguiente forma: $Supt_{\gamma_1}$, $Meant_{\gamma_1}$, $Supt_{\gamma_2}$, $Meant_{\gamma_2}$, $Supt_{\alpha_1}$, $Meant_{\alpha_1}$, $Supt_{\alpha_2}$ y $Meant_{\alpha_2}$. En general, los estadísticos secuenciales están diseñados para tener potencia frente a alternativas con cambio en la raíz unitaria en un período desconocido. El supremo 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.

Como sabemos, los estadísticos secuenciales consideran el punto de corte más probable dentro de la muestra. Por ello, ofrecen información sobre la posible situación del cambio en el parámetro considerado dentro del intervalo de aplicación que se ha seleccionado. También se analiza la información que proporciona el supremo 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 a la observación en la que se produce el supremo. Dichas observaciones van a venir referenciadas de la siguiente manera: $Nsupt_{\gamma 1}$, $Nsupt_{\gamma 2}$, $Nsupt_{\alpha 1}$ y $Nsupt_{\alpha 2}$, donde los dos primeros recogen las observaciones correspondientes a los supremos de las secuencias de estadísticos calculados a partir de la regresión (III.2) y, los dos últimos lo hacen para las regresiones (III.3) y (III.4) respectivamente.

También se incluye al ADF estándar en el conjunto de las simulaciones realizadas. Esto nos va a permitir comparar si su comportamiento supera o no al que manifiestan el resto de los estadísticos secuenciales en el conjunto de escenarios considerados. 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 tienen tendencia estocástica en la parte no estacionaria y los que no la tienen. 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: aquéllos procesos en los que ni el coeficiente de correlación ni su media cambian a lo largo de toda la muestra; procesos en los que en la primera mitad de la muestra el coeficiente de correlación es diferente 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.

III.3.- RESULTADOS DE LAS SIMULACIONES

Al igual que se hizo en el Capítulo II, los ejercicios de simulación se van a agrupar básicamente 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. Como tales distribuciones han sido calculadas bajo la hipótesis nula de paseo aleatorio sin tendencia estocástica, es decir el PGD en este caso se define a partir de imponer la restricción: “ $\mu = \beta = \delta = \gamma_1 = \dots = \gamma_q = 0$ ” en la expresión (III.1), en el segundo de los ejercicios de simulación se analizan, para los percentiles del 90% y 95%, las posibles distorsiones de tamaño nominal de todos los contrastes (incluido el ADF estándar) cuando la tendencia estocástica es no nula. Por último, en el tercer grupo de simulaciones se concentra el análisis de potencia frente a un conjunto de alternativas agrupadas en dos tipos de escenarios: 1) procesos I(1) en la mitad de la muestra e I(0) en la otra mitad, y 2) procesos totalmente I(0).

Por tanto, el hecho de que en los ejercicios de simulación se van a considerar escenarios en los que las alternativas pueden estar caracterizadas por dos partes con propiedades estadísticas diferentes, obliga a definir el PGD de la siguiente forma,

$$\begin{aligned} Y_t &= \mu_1 + \rho_1 Y_{t-1} + \epsilon_t & t= 1, \dots, T/2 \\ Y_t &= \mu_2 + \rho_2 Y_{t-1} + \epsilon_t & t= T/2 + 1, \dots, T \end{aligned} \quad (\text{III.6})$$

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 . Cuando toman el valor unitario, la submuestra correspondiente será integradas de orden uno, y será integrada de orden cero si toman un valor inferior a la unidad. Consecuencia de lo anterior, basta con considerar el valor de uno de ellos igual a la unidad y el otro inferior 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 tendencia estocástica si por el contrario la submuestra es I(1) ($\rho_i = 1$ con $i = 1$ y/o 2). Según lo anterior, con la manipulación del conjunto de parámetros se van a caracterizar todas las hipótesis alternativas sobre las que vamos a realizar los ejercicios de simulación. Por ejemplo, la hipótesis nula bajo la que se

calculan las distribuciones empíricas estará dada por,

$$\begin{aligned}
 H_0: \quad & \mu_1 = 0, \mu_2 = 0 \\
 & \rho_1 = 1, \rho_2 = 1
 \end{aligned}
 \tag{III.7}$$

Para analizar las posibles distorsiones del tamaño nominal de los contrastes cuando la tendencia estocástica es no nula, basta con dar valores distintos de cero e iguales entre si, 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) sin tendencia estocástica:

$$\begin{aligned}
 \text{a1) } H_1: \quad & \mu_1 = 0, \mu_2 = 0 \quad \text{y} \quad \text{a2) } H_1: \mu_1 = 0, \mu_2 = 0 \\
 & \rho_1 < 1, \rho_2 = 1 \quad \quad \quad \rho_1 = 1, \rho_2 < 1
 \end{aligned}
 \tag{III.8}$$

b) con tendencia estocástica

$$\begin{aligned}
 \text{b1) } H_1: \quad & \mu_1 = 0, \mu_2 \neq 0 \quad \text{y} \quad \text{b2) } H_1: \mu_1 \neq 0, \mu_2 = 0 \\
 & \rho_1 < 1, \rho_2 = 1 \quad \quad \quad \rho_1 = 1, \rho_2 < 1
 \end{aligned}
 \tag{III.9}$$

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

$$\begin{aligned}
 \text{c) } H_1: \quad & \mu_1 = 0, \mu_2 = 0 \quad ; \quad \text{d) } H_1: \mu_1 = 0, \mu_2 = 0 \quad \text{y} \quad \text{e) } H_1: \mu_1 = 0, \mu_2 \neq 0 \\
 & \rho_1 < 1, \rho_2 < 1 \quad \quad \quad \rho_1 < 1, \rho_2 < 1 \quad \quad \quad \rho_1 < 1, \rho_2 < 1 \\
 & \rho_1 = \rho_2 \quad \quad \quad \rho_1 \neq \rho_2 \quad \quad \quad \rho_1 = \rho_2
 \end{aligned}
 \tag{III.10}$$

Considerar toda la gama de hipótesis alternativas que se pueden derivar a medida que vamos alterando los valores paramétricos (satisfaciendo éstos siempre las restricciones requeridas en cada caso), nos permite abordar todos los procesos estocásticos cuyo orden de integración estamos interesados en diferenciar. Por ejemplo, se puede variar el tamaño del salto en la tendencia estocástica 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 variar 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 b2) o, a ambos en d). Con todo ello, se podrá reflejar cuál, o cuáles de los contrastes propuestos para cada situación es más potente en cada caso. De ese modo, su aplicación conjunta ayudará a diferenciar los posibles órdenes de integración (si es que se dan) dentro de un mismo proceso estocástico.

III.3.1. CÁLCULO DE LAS DISTRIBUCIONES EMPÍRICAS

En primer lugar, tabulamos las distribuciones empíricas de los nueve estadísticos para cuatro tamaños muestrales $T = 500, 250, 100$ y 50 observaciones. Las distribuciones empíricas han sido calculadas suponiendo que PGD sigue un proceso paseo aleatorio sin tendencia estocástica, es decir $Y_t = Y_{t-1} + u_t$, con las innovaciones i.i.d $N(0,1)$. En la Tabla III.1 se presentan los percentiles relevantes de las distribuciones de los estadísticos para cada tamaño muestral. Se han realizado 10000 replicaciones para las series con 500 observaciones, 20000 para las series de 250 observaciones y, 50000 para las de 100 y 50 observaciones. El número de retardos para la primera diferencia es igual a la raíz cúbica del tamaño muestral ($q = T^{1/3}$) tal y como recomendaron Said y Dickey (1984).

Como es lógico, la magnitud de los percentiles para estadístico del supremo es siempre mayor que el correspondiente para la media. Todos los estadísticos considerados son bastante robustos ante cambios en el tamaño muestral, si bien presentan evoluciones diferentes. Si nos fijamos en los valores críticos del 5% y 10%, observamos que para los estadísticos obtenidos a partir de la regresión (III.2) ($Supt_{\gamma_1}$, $Meant_{\gamma_1}$, $Supt_{\gamma_2}$ y $Meant_{\gamma_2}$), aumentan a medida que lo hace el tamaño muestral. Por el contrario, para los estadísticos calculados en las regresiones (III.3) y (III.4), es decir $Supt_{\alpha_1}$, $Meant_{\alpha_1}$, $Supt_{\alpha_2}$, $Meant_{\alpha_2}$,

esos mismos percentiles disminuyen ligeramente cuando el tamaño muestral se incrementa. Aunque las variaciones de magnitud no son excesivamente grandes, éstas son mayores en los estadísticos $Supt_{\alpha 1}$, $Meant_{\alpha 1}$, $Supt_{\alpha 2}$ y $Meant_{\alpha 2}$ presentan una varianza ligeramente superior a la del otro grupo. También, apreciamos que los valores de los percentiles correspondientes a los estadísticos que consideran la segunda parte de la muestra, $Supt_{\gamma 2}$, $Meant_{\gamma 2}$, $Supt_{\alpha 2}$ y $Meant_{\alpha 2}$ son ligeramente superiores a los que consideran la primera parte de la muestra, es decir $Supt_{\gamma 1}$, $Meant_{\gamma 1}$, $Supt_{\alpha 1}$ y $Meant_{\alpha 1}$ respectivamente.

III.3.2. DISTORSIONES EN EL TAMAÑO NOMINAL BAJO TENDENCIAS ESTOCÁSTICAS NO NULAS

Como señalamos anteriormente, las distribuciones han sido calculadas bajo la hipótesis nula de existencia de una raíz unitaria sin tendencia estocástica, es decir paseo aleatorio. Nos preguntamos ahora sobre cuáles pueden ser los efectos distorsionantes sobre dichas distribuciones originados por la existencia de una tendencia estocástica no nula. Los resultados de tal análisis aparecen en la Tabla III.2. Al igual que en las tablas restantes, la primera fila refleja la parametrización utilizada en la alternativa para la que queremos calcular la potencia de los contrastes. En la fila segunda aparecen reflejados los percentiles para los que se van a llevar a cabo las simulaciones. 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 10% y del 5% que aparecen en la Tabla III.1, correspondientes a cada estadístico, calculamos el porcentaje de rechazos de la hipótesis nula frente a una hipótesis alternativa que contempla un proceso paseo aleatorio con tendencia estocástica no nula. Los distintos valores empleados en las simulaciones para la tendencia estocástica no nula se corresponden con los asignados al parámetro μ , siendo éstos .5, 1 y 2 respectivamente. El número de replicaciones que hemos realizado para calcular la potencia, ha sido la mitad del usado para tabular las distribuciones empíricas, es decir 5000, 10000, 25000 y 25000 para los tamaños muestrales de 500, 250, 100 y 50 observaciones respectivamente.

En general, ninguno de los estadísticos mantiene el tamaño correcto cuando aparece una tendencia estocástica no nula en el proceso. Todos son muy conservadores y, como se

puede apreciar tal carácter se acentúa a medida que aumenta el tamaño muestral y cuanto más grande es el parámetro que captura la tendencia estocástica. Aun así, son los estadísticos $Meant_{\gamma_1}$, $Meant_{\gamma_2}$, $Meant_{\alpha_1}$ y $Meant_{\alpha_2}$ los que rechazan un porcentaje de veces menor la hipótesis nula. Un comportamiento similar es el que presenta el ADF, aunque éste es un resultado ya conocido en la literatura pues, el parámetro de tendencia estocástica se considera “ruidoso” en su distribución asintótica. La distorsión que hemos detectado no es alarmante, ya que al elegir los valores críticos correspondientes a la hipótesis nula de raíz unitaria y sin tendencia estocástica, lo que se origina es una minimización del error de tipo I, es decir se rechaza menos la hipótesis nula cuando es verdadera.

Presentamos también en la Tabla III.1, la estimación del punto de corte cuando éste no se ha introducido en el PGD. En general, todos lo sitúan alrededor del punto medio, pero con cierto sesgo si pensamos que en estas circunstancias deberían situarlo en la mitad de la muestra. Se aprecia un comportamiento regular de los estimadores $Nsupt_{\gamma_1}$, y $Nsupt_{\alpha_2}$. El primero, siempre presenta un sesgo negativo con y sin tendencia estocástica, excepto para muestras de 50 observaciones. Para el segundo, por el contrario, es positivo cuando el proceso tiene tendencia estocástica y negativo si no la tiene. En el caso de muestras grandes apenas existe sesgo.

III.3.3. ALTERNATIVAS PARCIALMENTE ESTACIONARIAS Y SIN TENDENCIA ESTOCÁSTICA EN LA PARTE NO ESTACIONARIA

El siguiente análisis nos vamos a centrar en estudiar el comportamiento de todos los contrastes frente a alternativas caracterizadas por series con una primera parte estacionaria y media nula y, otra segunda parte no estacionaria y sin tendencia estocástica. Para realizar el análisis utilizamos un PGD que contiene ambas características. Por otro lado, el hecho de que la parte no estacionaria del PGD no presente tendencia estocástica no viola la hipótesis nula. Ésta 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 estacionario a otro

proceso integrado de orden uno.

Las simulaciones se han realizado con un PGD con un sólo punto de corte en la mitad de la muestra. Así delimitamos la parte estacionaria de la no estacionaria. Dicho PGD es el siguiente,

$$\begin{aligned} Y_t &= \mu_1 + \rho_1 Y_{t-1} + \epsilon_t & t= 1, \dots, T/2 \\ Y_t &= \mu_2 + \rho_2 Y_{t-1} + \epsilon_t & t= T/2 + 1, \dots, T \end{aligned} \quad (\text{III.11})$$

con la perturbación aleatoria, ϵ_t ruido blanco en todo momento del tiempo. En la parametrización utilizada, hemos considerado valores del coeficiente de correlación que aproximen las series simuladas a las que se observan en la realidad. Adicionalmente, consideramos el caso en el que se aleja bastante de la raíz unitaria. De esta forma, podremos observar claramente cuál es el comportamiento de los contrastes en este contexto de simulación considerado.

En la Tabla III.3, recogemos los resultados de las simulaciones correspondientes a los diferentes tamaños muestrales y los valores del vector de parámetros $(\rho_1, \rho_2, \mu_1, \mu_2) = (.95, 1, 0, 0), (.8, 1, 0, 0)$ y $(.5, 1, 0, 0)$. También aquí presentamos los resultados referentes a la estimación del punto de corte en la raíz unitaria. Para cada iteración, se selecciona y almacena la observación asociada al supremo del estadístico correspondiente. De esta forma al final del proceso iterativo, obtenemos un vector tenemos todo un vector en el que se han recogido todas las posibles localizaciones del punto de corte. De ese vector calculamos la media y la desviación típica y, dado que sabemos a priori dónde se ha situado el cambio, podemos evaluar el sesgo y la precisión con la que se ha estimado dicho punto de corte.

Del conjunto de estadísticos, los que rechazan la hipótesis nula un porcentaje de veces mayor, son justamente aquellos que contrastan la existencia de raíz unitaria en la primera parte del proceso, es decir $\text{Supt}_{\gamma 1}$, $\text{Meant}_{\gamma 1}$, $\text{Supt}_{\alpha 1}$ y $\text{Meant}_{\alpha 1}$. Aunque los porcentajes de rechazo son bastante similares para los cuatro estadísticos, son ligeramente superiores en los dos primeros. Además, los supremos siempre rechazan H_0 un porcentaje de veces mayor. Para tamaños muestrales de 500 observaciones, los porcentajes rondan el

42% cuando la primera mitad del PGD presenta un coeficiente de correlación próximo a la unidad. A medida que el coeficiente de correlación 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, los supremos (medias) pasan de rechazar el 13% (12%) aproximadamente, cuando ρ_1 toma el valor de .95, a un rechazo del 76% (52%) si su valor desciende a .5. El grupo de estadísticos que contrastan la existencia de una raíz unitaria en la segunda parte de la muestra, $Supt_{\gamma_2}$, $Meant_{\gamma_2}$, $Supt_{\alpha_2}$ y $Meant_{\alpha_2}$ mantienen el mismo orden que el indicado en los anteriores, sin embargo, dado que en esta parte del proceso no se incumple la hipótesis nula, el porcentaje de rechazos es menor y se mantiene cercano a su tamaño nominal cuando el número de observaciones se reduce. Por el contrario, para tamaños muestrales más amplios, todos se muestran muy conservadores, acentuándose ese comportamiento a medida que disminuye el coeficiente de correlación muestral en la parte estacionaria de la serie simulada. Por ejemplo, para tamaños muestrales de 500 observaciones y ρ_1 igual a .5, tenemos porcentajes de rechazo del 0.03% aproximadamente para $Supt_{\gamma_2}$, $Meant_{\gamma_2}$ y $Supt_{\alpha_2}$ y, próximos al 0.004% para $Meant_{\alpha_2}$.

El contraste ADF estándar presenta muy poca potencia frente a series generadas en el escenario que estamos considerando. El porcentaje de rechazo siempre está próximo a su tamaño nominal sin grandes oscilaciones a medida que aumenta el tamaño muestral o disminuye el coeficiente de correlación muestral. La pequeña excepción se presenta con tamaños muestrales grandes y un coeficiente de correlación próximo a la unidad y, aun así, el porcentaje de rechazos de la hipótesis nula apenas supera el 15%. Curiosamente, cuando la parte estacionaria del proceso está caracterizada por el coeficiente de correlación más pequeño, es decir ρ_1 toma el valor de .5, el porcentaje de rechazos de la nula está muy próximo a su tamaño nominal. Estos resultados ponen de manifiesto que, al analizar la estacionariedad de las series parcialmente integradas de orden uno, hay que mirar con precaución los resultados generados por los contrastes de raíces unitarias y, en particular los del ADF que es el más comúnmente utilizado. Podemos estar aceptando que la serie no es estacionaria en su totalidad cuando en realidad no lo es en una parte de la misma.

Respecto a la estimación del punto de corte, como se puede apreciar hay un comportamiento similar en los estimadores $Nsupt_{\gamma_1}$, $Nsupt_{\gamma_2}$ y $Nsupt_{\alpha_1}$. Todos ellos

presentan un sesgo positivo cuya magnitud varía en función de los tamaños muestrales y es desigual para los tres estimadores. Para tamaños muestrales de 50 y 100 observaciones, el estimador que presenta un menor sesgo es $Nsupt_{\gamma_2}$, seguido de $Nsupt_{\gamma_1}$ y por último $Nsupt_{\alpha_1}$. Para tamaños muestrales de 250 y 500 observaciones, el orden de menor a mayor sesgo parece ser $Nsupt_{\gamma_1}$, $Nsupt_{\alpha_1}$ y $Nsupt_{\gamma_2}$. El estimador restante, $Nsupt_{\alpha_2}$ siempre presenta un sesgo negativo para el percentil del 95%. Para el de 90% puede ser positivo. En relación a la precisión con la que se estima el punto de ruptura, destacan $Nsupt_{\gamma_1}$ y $Nsupt_{\gamma_2}$ por presentar la menor varianza cuando la parte estacionaria está próxima a la raíz unitaria. El siguiente estimador con menor varianza en este contexto es el $Nsupt_{\alpha_1}$ y, por último, el más impreciso es $Nsupt_{\alpha_2}$. Cuando el carácter estacionario se acentúa, es decir cuando ρ_1 toma el valor .8 ó .5 siempre presentan menor varianza los que proceden del contraste de raíz unitaria en la primera parte de la muestra, es decir $Nsupt_{\gamma_1}$ y $Nsupt_{\alpha_1}$. Después está $Nsupt_{\gamma_2}$ y finalmente, el que muestra una mayor varianza es $Nsupt_{\alpha_2}$.

Puesto que los contrastes están diseñados específicamente para considerar simultánea o alternativamente distintas submuestras dentro de una misma serie temporal, podemos alterar orden de la estacionariedad del proceso estocástico dentro del escenario que se considera en este apartado. Eso nos permitirá apreciar si existen diferencias de comportamiento entre el grupo de estadísticos considerados, y si los que han sido diseñados para detectar la estacionariedad en una parte en concreto de la serie, varían su potencia respecto a la que mostraron en el conjunto de simulaciones realizadas anteriormente. Por tanto, en el PGD del caso anterior, es decir

$$\begin{aligned} Y_t &= \mu_1 + \rho_1 Y_{t-1} + \epsilon_t & t = 1, \dots, T/2 \\ Y_t &= \mu_2 + \rho_2 Y_{t-1} + \epsilon_t & t = T/2 + 1, \dots, T \end{aligned} \quad (\text{III.12})$$

se alteran los valores paramétricos del vector $(\rho_1, \rho_2, \mu_1, \mu_2)$, de forma que ahora serán respectivamente: $(1, .95, 0, 0)$, $(1, .8, 0, 0)$ y $(1, .5, 0, 0)$. Según estos valores, las series que se simulan serán integradas de orden uno sin tendencia estocástica, en la primera mitad y estacionarias con media nula en la segunda, pues como en el caso inmediatamente anterior, el punto de corte está situado en la mitad de la muestra.

Los resultados, tal y como se esperaba, cambian sustancialmente respecto a los del

caso anterior. Como se aprecia en la Tabla III.4, la potencia del ADF aumenta considerablemente en relación a la mostrada cuando el proceso es estacionario al principio. Para tamaños muestrales de 500 observaciones, rechaza la hipótesis nula alrededor del 33% de los casos para el percentil del 90% y, en torno al 20% para el percentil del 95%. Estos porcentajes disminuyen ligeramente cuando el tamaño muestral es de 250 observaciones. Para el resto de tamaños muestrales considerados, la potencia es menor que en los casos anteriores, pero ahora se aprecia una gran dependencia respecto al coeficiente de correlación, es decir cuanto más pequeño es éste y, por tanto más evidencia hay en contra de la nula, mayor es el número de veces que se rechaza la hipótesis y al contrario (para 100 observaciones y al 90%, rechaza el 16% cuando ρ_2 toma el valor de .95 y el 30% cuando ρ_2 vale .5). Resumiendo, podemos decir que en el caso que nos ocupa la potencia es mayor que en el anterior y, en ambos aumenta con el tamaño muestral y disminuye a medida que se incrementa el coeficiente de correlación ρ .

El resto de los contrastes exhiben un comportamiento contrario al señalado en el caso anterior. Los que contrastan la existencia de una raíz unitaria en la primera parte de la muestra, $Supt_{\gamma_1}$, $Meant_{\gamma_1}$, $Supt_{\alpha_1}$ y $Meant_{\alpha_1}$, rechazan la hipótesis nula un porcentaje ligeramente superior a su tamaño nominal (11%, 15%, 13% y 16% respectivamente) cuando el valor de ρ_2 es .95 y $T = 500$ observaciones. Para el resto de los tamaños muestrales, en general, los porcentajes se aproximan más al tamaño nominal de los contrastes. Si nos fijamos en el percentil del 90%, observamos que siempre el contraste basado en el $Supt_{\gamma_1}$ rechaza la hipótesis nula en todas las situaciones consideradas, un porcentaje menor que el basado en la $Meant_{\gamma_1}$, en cambio, para los otros dos, $Supt_{\alpha_1}$ y $Meant_{\alpha_1}$, eso sólo ocurre cuando el valor de ρ es .95. Ello es debido a que los dos primeros proceden de la regresión que tiene en cuenta las dos partes del proceso simultáneamente, mientras que los dos últimos se obtienen a partir de la regresión que considera únicamente la parte inicial del proceso (la que no incumple la hipótesis nula).

Los estadísticos que contrastan la existencia de una raíz unitaria en la segunda parte de la muestra, es decir $Supt_{\gamma_2}$, $Meant_{\gamma_2}$, $Supt_{\alpha_2}$ y $Meant_{\alpha_2}$, tienen una potencia muy superior a la del caso anterior (estacionariedad al principio de la muestra). Los porcentajes de rechazo aumentan cuanto más grande es el tamaño muestral y a medida que disminuye el parámetro ρ . Como se puede ver en la Tabla III.4, cuando los tamaños muestrales son

pequeños (50 y 100 observaciones) y el valor de ρ_2 es .95, los supremos rechazan la nula un 14% y las medias un 17%. Esos porcentajes pasan a ser del 49% (24%) y 67% (36%) respectivamente cuando consideramos tamaños muestrales de 500 (250) observaciones. En general, se puede apreciar que el comportamiento de este grupo de estadísticos es muy similar al de sus homólogos que contrastan la existencia de una raíz unitaria al principio de la muestra cuando el PGD es estacionario en su primera mitad. La diferencia está en que cuando la estacionariedad se sitúa en la segunda parte de la series, la potencia es superior en todos los casos y son ahora los estadísticos $Meant_{\gamma_2}$ y $Meant_{\alpha_2}$ los que rechazan un número de veces mayor que los estadísticos $Supt_{\gamma_2}$ y $Supt_{\alpha_2}$.

El análisis conjunto de los dos tipos de alternativas consideradas en cada uno de los casos anteriores, permite reafirmar de nuevo el comportamiento tan errático del ADF, el cual puede llevar a aceptar que el proceso es no estacionario en su totalidad y, sin embargo, no ser ese el caso. Este hecho se acentúa en los casos en los que la estacionariedad se sitúa al final del proceso. Por tanto, se han de interpretar con mucha cautela los resultados de este contraste. El resto de los estadísticos, tienen un comportamiento adecuado, en el sentido que detectan correctamente en que parte de la muestra está situada la estacionariedad.

La estimación del punto de corte muestra que todos los estimadores presentan sesgo cuya magnitud aumenta tanto con el tamaño muestral como con el coeficiente de correlación serial. Esto parece ser una consecuencia lógica del hecho de que al aproximarse la parte estacionaria a la no estacionaria y aumentar la información disponible (T mayor), los estimadores tienden a situar el posible punto de corte alrededor del punto medio de la muestra. Cuando alguno de los dos supuestos anteriores (coeficiente de correlación serial alto y tamaño muestral grande) se rompe, entonces el cambio en la serie no es brusco sino gradual, de ahí que, en general, el sesgo que muestran todos los estimadores sea mayor. Apreciamos un comportamiento regular en todos ellos, de forma que para el $Nsupt_{\gamma_1}$, y el $Nsupt_{\alpha_1}$ el sesgo es positivo y para los otros dos, $Nsupt_{\gamma_2}$ y $Nsupt_{\alpha_2}$ es negativo. La precisión con la que se estima dicho punto de corte, también muestra cierta regularidad. Observamos que, en todos los casos que aquí se consideran, el estimador que menor varianza tiene es el $Nsupt_{\gamma_2}$. Después, para tamaños muestrales pequeños (50 y 100 observaciones) le sigue $Nsupt_{\gamma_1}$ y, para muestras más grandes (250 y 500 observaciones)

el siguiente estimador con menor varianza es $Nsupt_{\alpha_2}$. Por último, también podemos apreciar que, si el sesgo es positivo, aumenta con el tamaño muestral para cualquier valor del coeficiente de correlación serial γ , en general, la varianza de estos estadísticos disminuye. Cuando el sesgo es negativo, siempre disminuye con el valor de ρ_2 igual a .8 y .5 y aumenta cuando pasa a tener un valor de .95. Para $Nsupt_{\gamma_2}$ y $Nsupt_{\alpha_2}$ la varianza siempre disminuye al incrementar el tamaño muestral.

III.3.4. ALTERNATIVAS PARCIALMENTE ESTACIONARIAS Y CON TENDENCIA ESTOCÁSTICA EN LA PARTE NO ESTACIONARIA

En la Tabla III.5 presentamos los resultados de las simulaciones correspondientes un escenario distinto al considerado en el apartado anterior. Ahora se consideran series que son estacionarias con media nula, en la primera mitad del período muestral, y en la segunda mitad son integradas de orden uno con tendencia estocástica no nula. Para caracterizar series con ese comportamiento, la parametrización que hemos utilizado en el PGD viene dada por $(\rho_1, \rho_2, \mu_1, \mu_2) = (.8, 1, 0, .5), (.8, 1, 0, 1)$ y $(.8, 1, 0, 2)$. Dado que el parámetro que captura la tendencia estocástica es positivo ($\mu_2 > 0$), estamos estudiando el comportamiento del conjunto de estadísticos ante series cuyas gráficas muestran un aspecto convexo.

Los resultados reflejan el hecho sorprendente de que el ADF no rechaza la hipótesis nula en ninguno de los escenarios planteados, a pesar de que las series son estacionarias en la primera parte de la muestra. Este comportamiento, el cual también se puso de manifiesto en el Capítulo II en el que se consideran series integradas de orden uno, inestables y con aspecto convexo, puede explicarse por la existencia de correlación espúrea positiva entre la primera diferencia de la serie y el nivel de la misma. Esto hace que el valor del t-ratio, asociado al parámetro δ de la regresión del ADF sea positivo y, por ello no conduce al rechazo de la hipótesis nula de existencia de una raíz unitaria. Tampoco rechazan la hipótesis nula ninguno de los estadísticos que contrastan la existencia de una raíz unitaria en la segunda parte de la muestra. Téngase en cuenta que en esta parte de la serie no se incumple la hipótesis nula y, aunque se incluye una tendencia estocástica, ésta es estable. Como vimos en la Tabla III.2, dicha tendencia acentúa el carácter conservador de los

contrastes. Por el contrario, los estadísticos del supremo correspondientes a los contrastes de raíz unitaria en la primera parte de la muestra, $Supt_{\gamma_1}$ y $Supt_{\alpha_1}$, rechazan la hipótesis nula el 100% de las ocasiones para muestras de 500 observaciones. Para el resto de los tamaños muestrales, el segundo de los estadísticos siempre supera en porcentaje de rechazos al primero. Así en muestras de 250 observaciones, los porcentajes están en torno al 95% y 96% respectivamente llegando al 100% a medida que aumenta el parámetro de la tendencia estocástica. Dichos porcentajes se reducen a medida que los tamaños muestrales son más pequeños, y aun así llegan a alcanzar valores del 73% y 82% (28% y 41%) respectivamente para muestra de tamaño 100 (50) y con $\mu_2 = 2$. Presentan, pues un comportamiento excelente para detectar estacionariedad en series con características similares a las mostradas en esta sección. Por el contrario, los estadísticos basados en la media de la secuencia de los supresmos, tanto los referidos a la primera parte de la muestra como a la segunda, no detectan estacionariedad en ninguna parte de la serie.

La estimación del punto de corte en series de estas características mejora ostensiblemente para algunos de los estimadores. Los relacionados con los estadísticos de la primera parte de la muestra, $Nsupt_{\gamma_1}$ y $Nsupt_{\alpha_1}$, proporcionan estimaciones bastante fiables del punto de corte alrededor del punto medio, que es donde está situado a priori, con muy poca varianza siempre menor en el primero. Generalmente, su sesgo es positivo en todos los tamaños muestrales cuando el parámetro de la tendencia es pequeño ($\mu_2 = .5$) y, negativo cuando dicho parámetro aumenta ($\mu_2 = 1$ ó 2). A pesar de esa variación en signo su magnitud disminuye a medida que aumenta el tamaño muestral. El comportamiento de los otros dos estimadores, $Nsupt_{\gamma_2}$ y $Nsupt_{\alpha_2}$, es muy errático y no aportan información relevante acerca de la localización del punto de corte a medida que se incrementa la tendencia estocástica y el tamaño muestral.

Al igual que hicimos en el apartado anterior, también aquí estamos interesados en analizar si es relevante dónde situamos la parte estacionaria de la serie. En este caso, la primera mitad de la serie será no estacionaria con tendencia estocástica no nula y la segunda será estacionaria con media igual a cero. Por tanto, el PGD estará caracterizado por los valores paramétricos $(\rho_1, \rho_2, \mu_1, \mu_2) = (1, .8, .5, 0)$, $(1, .8, 1, 0)$ y $(1, .8, 2, 0)$. De acuerdo con esta parametrización, gráficamente las series generadas en las simulaciones tienen un aspecto cóncavo. De esta forma se podrá observar, al igual que se hizo en el

Capítulo II, en qué medida el aspecto cóncavo o convexo de las series afecta al comportamiento de los estadísticos.

Como se puede observar en la Tabla III.6, se aprecia una diferencia relevante de comportamiento en el ADF. Su potencia aumenta con el tamaño muestral y con el parámetro de la tendencia estocástica. Para el percentil del 90%, y tamaños muestrales de 250 y 500 (50, 100) observaciones y valores del parámetro de la tendencia estocástica de .5, los porcentajes de rechazo que alcanza son del 85% y 99% (28.5% y 46%) respectivamente. Si nos fijamos en valores de la tendencia superiores, por ejemplo $\mu_1 = 2$, estos mismos porcentajes se elevan a 98% y 99.9% (42.7% y 62.6%). No obstante, aunque la potencia que presenta este estadístico es elevada, la información que nos proporciona puede confundir, pues estaríamos rechazando que el proceso es no estacionario globalmente y, sin embargo, sólo lo es parcialmente. Este comportamiento también fue destacado en el Capítulo II al considerar escenarios con series I(1) e incluso I(2) con aspecto cóncavo. En ambos casos, la correlación espúrea negativa entre el nivel de la serie y la primera diferencia ocasionará un estadístico t negativo y significativo asociado al parámetro δ , lo cual puede ser interpretado como un signo de estacionariedad global.

En el resto de los estadísticos, hay un comportamiento bastante dispar. Para los obtenidos a partir de los contrastes que tienen en cuenta la primera parte de la muestra, es decir $Supt_{\gamma_1}$, $Meant_{\gamma_1}$, $Supt_{\alpha_1}$ y $Meant_{\alpha_1}$, la potencia es muy escasa en términos generales en cualquiera de las alternativas consideradas. El otro grupo, es decir $Supt_{\gamma_2}$, $Meant_{\gamma_2}$, $Supt_{\alpha_2}$ y $Meant_{\alpha_2}$, es más potentes. Rechazan el 100% de los casos en muestras de 250 y 500 observaciones y para cualquier valor de la tendencia estocástica. Estos porcentajes se reducen cuando consideramos los otros dos tamaños muestrales (50 y 100 observaciones). Por ejemplo, para 50 observaciones cuando $\mu_1 = .5$ ($\mu_1 = 2$), la potencia para los cuatro estadísticos es de 27%, 27.3%, 40.6% y 48.7% (44%, 44.7%, 64.9% y 77.8%) respectivamente, y pasa a ser del 60.5%, 63%, 74.3% y 82.6% (74.8%, 83.7%, 84% y 96.3%) en series de 100 observaciones. Como podemos apreciar, siempre los dos últimos estadísticos tienen una potencia superior a los dos primeros y, además siempre están por encima del porcentaje de rechazos asociados al ADF.

De la información que proporcionan los estimadores del punto de corte, sólo es relevante la que muestran el $Nsupt_{\gamma_2}$ y $Nsupt_{\alpha_2}$, pues para los otros dos $Nsupt_{\gamma_1}$ y $Nsupt_{\alpha_1}$

el sesgo es excesivamente elevado y positivo. Para los estimadores $N_{supt_{\gamma_2}}$ y $N_{supt_{\alpha_2}}$, el sesgo es negativo y, cuando μ_1 aumenta, su magnitud se hace más pequeña, al que la varianza. Lo mismo ocurre cuando se incrementa el tamaño muestral. Por tanto, podemos afirmar que al producirse un cambio más brusco entre la parte estacionaria y la no estacionaria y, al aumentar el tamaño muestral, se reduce el sesgo (aproximándose a 0) y la varianza con la que se estima el punto de corte de la tendencia estocástica. En general, aunque el comportamiento de los estimadores es bastante aceptable el del $N_{supt_{\gamma_2}}$ es ligeramente superior al del $N_{supt_{\alpha_2}}$.

III.3.5. ALTERNATIVAS ESTACIONARIAS.

En las Tablas III.7 y III.8, recogemos los resultados correspondientes al comportamiento de los estadísticos en un escenario de estacionariedad total. Dentro de este, hemos considerado los siguientes grupos de alternativas:

1) **“Series con media nula y correlación serial (ρ) invariante”**. Para analizar cómo alteran los resultados iniciales valores alternativos de dicho parámetro, hemos usado la siguiente parametrización en el PGD: $(\rho_1, \rho_2, \mu_1, \mu_2) = (.95, .95, 0, 0)$, $(.8, .8, 0, 0)$ y $(.5, .5, 0, 0)$. Los resultados de las simulaciones aparecen en la Tabla III.7.

2) **“Series con media nula y parámetro ρ cambiante”**. También aquí, hemos analizado si la magnitud y posición del cambio afecta al comportamiento de los estadísticos. Para tener en cuenta ese tipo de alternativas, hemos considerado la siguiente parametrización en el PGD: $(\rho_1, \rho_2, \mu_1, \mu_2) = (.7, .9, 0, 0)$ y $(.9, .7, 0, 0)$. Los resultados obtenidos, junto con los del siguiente escenario, aparecen en la Tabla III.8.

3) **“Series estacionarias con distinta media y coeficiente de correlación serial constante”**. El PGD viene caracterizado por los parámetros siguientes: $(\rho_1, \rho_2, \mu_1, \mu_2) = (.8, .8, 0, 1)$ y $(.8, .8, 0, 2)$. De esta forma podemos analizar el efecto de las distorsiones ocasionadas por variaciones en la magnitud de la media sobre el comportamiento de los estadísticos.

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 parámetro ρ . En general, ninguno de los estadísticos considerados destaca por tener una potencia excesivamente baja. Todos tienen buena potencia frente a alternativas estacionarias estables, especialmente los estadísticos $Supt_{\gamma_1}$, $Meant_{\gamma_1}$, $Supt_{\gamma_2}$ y $Meant_{\gamma_2}$. Para valores del parámetro ρ próximos a la unidad, su potencia es ligeramente inferior a la del ADF, sin embargo, para valores intermedios y pequeños, la superan ampliamente. Por ejemplo, para muestras de 500 observaciones, el percentil del 90% y con parámetro $\rho = .8$, la potencia del ADF es del 93% y, la de los estadísticos anteriores es del 99.54%, 99.1%, 98.9% y 99.7% respectivamente. A medida que se reduce el tamaño muestral, la potencia disminuye y aun así sigue siendo superior a la del ADF, excepto para el $Supt_{\gamma_2}$ cuyo porcentaje de rechazos está ligeramente por debajo. Para el resto de estadísticos, aunque su comportamiento es aceptable, la potencia es ligeramente inferior a la del ADF.

En las cuatro primeras columnas de la Tabla III.8 están reflejados los resultados correspondientes al segundo grupo de alternativas que se han considerado. Como se puede ver, el comportamiento del ADF no se ve afectado de forma negativa por distorsiones en el parámetro ρ . Su potencia es ligeramente superior a la del caso anterior, pues rechaza la hipótesis nula el 90% de las veces para muestras de 500 observaciones y, en torno al 70%, 25% y 14% para las de 250, 100 y 50 respectivamente. Para el resto de los estadísticos, apreciamos ligeras modificaciones en cuanto a potencia se refiere respecto al caso anterior. Cuando el valor de ρ es más pequeño en la primera parte de la muestra, independientemente del número de observaciones considerado, son los estadísticos $Supt_{\gamma_1}$ y $Meant_{\gamma_1}$ los que más veces rechazan la nula, seguidos por $Supt_{\alpha_1}$ y $Meant_{\alpha_1}$ y, en cualquiera de los casos, siempre es superior a la potencia del ADF. El otro grupo de estadísticos, $Supt_{\gamma_2}$, $Meant_{\gamma_2}$, $Supt_{\alpha_2}$ y $Meant_{\alpha_2}$, aunque presentan una potencia más alta que en el caso anterior (rechazan alrededor del 65%, 88%, 52% y 52% respectivamente para muestras grandes) ésta es ligeramente inferior a la del ADF. La situación se invierte cuando el valor de ρ es más pequeño en la segunda parte de la muestra, pues aunque el ADF no se ve afectado, ahora son los estadísticos $Supt_{\gamma_2}$, $Meant_{\gamma_2}$, $Supt_{\alpha_2}$ y $Meant_{\alpha_2}$, los que rechazan un mayor número de veces (99% de rechazos aproximadamente) y, siempre superior en los dos primeros. El resto, es decir $Supt_{\gamma_1}$, $Meant_{\gamma_1}$, $Supt_{\alpha_1}$ y $Meant_{\alpha_1}$, en este escenario rechazan la hipótesis nula un menor número de veces, 84%, 86%, 73% y 55% respectivamente para 500 observaciones. Son porcentajes éstos inferiores a los que arroja el ADF y a los presentados por ellos mismos en el escenario anterior.

Los resultados del siguiente ejercicio de simulación que engloba el tercer conjunto de alternativas estacionarias, aparecen en las cuatro últimas columnas de la Tabla III.8. Si nos fijamos en series de tamaño muestral grande, llama la atención la pérdida de potencia que se produce en el ADF, pues pasa de ser del 94% cuando la serie no cambia su media, tal y como vimos en la Tabla III.7, al 30% cuando variamos su media del proceso en 5 unidades. Además disminuye drásticamente, llegando a ser nula cuando incrementamos aun más la media. Esta alteración en la potencia del contraste, es debida a que al cambiar la media del proceso en la segunda parte de la muestra, la media total de la serie ocupa una posición intermedia entre 0 y 5 ó 0 y 10, según el caso analizado. Este hecho hace que prácticamente, la mitad de las observaciones estén por debajo de la media y la otra mitad por encima, lo cual conduce a coeficientes de correlación elevados, que hacen pensar que la serie no es estacionaria cuando realmente si lo es pero con cambio en la media. El resto de los estadísticos presentan un aumento en el porcentaje de rechazos si los comparamos con los que aparecen, para el mismo valor de ρ , en la Tabla III.7. En muestras de 500 observaciones, los porcentajes se sitúan alrededor del 99% para $Supt_{\gamma_1}$, $Meant_{\gamma_1}$, $Supt_{\gamma_2}$ y $Meant_{\gamma_2}$, y en torno al 70% para $Supt_{\alpha_1}$, $Meant_{\alpha_1}$, $Supt_{\alpha_2}$ y $Meant_{\alpha_2}$. En general, dichos porcentajes se incrementan cuando lo hace la media del proceso, pero disminuyen a medida que el tamaño muestral se hace más pequeño. Esta disminución del tamaño muestral afecta de manera desigual al conjunto de los estadísticos. Si nos fijamos en series de 100 observaciones, destacan los estadísticos $Supt_{\gamma_2}$, $Supt_{\alpha_2}$, los cuales mantienen porcentajes de rechazo próximos al 70% cuando la media del proceso en la segunda parte de la muestra es 10. Si por el contrario, la media del proceso en su segunda mitad vale 5, entonces parecen mostrar un mejor comportamiento los dos anteriores más el $Supt_{\gamma_1}$.

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 $Nsupt_{\gamma_1}$ y $Nsupt_{\alpha_1}$ sobreestiman generalmente el punto de corte aumentando el sesgo cuanto más grande es el tamaño muestral. En cambio, ocurre lo contrario con los estimadores $Nsupt_{\gamma_2}$ y $Nsupt_{\alpha_2}$. Dado ese comportamiento, si calculamos la media aritmética del resultado para $Nsupt_{\gamma_1}$ y $Nsupt_{\gamma_2}$, obtenemos una estimación con menos sesgo que el mostrado individualmente. Lo mismo sucede con el $Nsupt_{\alpha_1}$ y $Nsupt_{\alpha_2}$.

Cuando la media del proceso es nula, pero hay cambios en el coeficiente de correlación (grupo segundo), sistemáticamente el $Nsupt_{\gamma_1}$ y $Nsupt_{\alpha_1}$ presentan sesgos elevados y positivos. Los otros dos estimadores $Nsupt_{\gamma_2}$ y $Nsupt_{\alpha_2}$ tienen un sesgo negativo, el cual, como los anteriores, aumenta su magnitud con el tamaño muestral. Al variar la media del proceso, tal y como hacemos en el tercer grupo, la estimación del punto de corte se aproxima bastante a la posición en la que ha sido situado en las simulaciones. El sesgo se reduce prácticamente a cero a medida que aumenta el tamaño muestral y, además la varianza es bastante pequeña. Este comportamiento se ve acentuado cuando el salto en la media es más pronunciado.

III.4.- CONCLUSIONES

En este capítulo proponemos una metodología para detectar raíces unitarias en procesos estocásticos que presentan distintos órdenes de integración. Es decir, se 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. 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 la primera y en la segunda submuestra respectivamente. De hecho, dos de ellos son versiones restringidas del primero cuando se impone la hipótesis de existencia de raíz unitaria en una parte de la muestra en concreto.

Las submuestras se generan al recorrer el punto de corte a lo largo de una ventana donde se supone que, en algún momento del tiempo, el proceso estocástico cambia de orden de integración. En cada una de esas submuestras se contrasta la hipótesis nula de existencia de raíz unitaria frente a estacionariedad de forma similar a como lo hace el contraste ADF estándar. Por tanto, para cada contraste tendremos asociadas una secuencia de pseudo t-ratios de tamaño igual al número de submuestras consideradas. De dichas secuencias de estadísticos se toman dos representativos que son el supremo y la media. Al haber considerado tres tipos de contrastes, de los que el primero de ellos se aplica a dos submuestras consecutivamente y los otros dos a una cada uno, tendremos cuatro secuencias o lo que es lo mismo, ocho estadísticos²: $Supt_{\gamma_1}$, $Meant_{\gamma_1}$, $Supt_{\gamma_2}$, $Meant_{\gamma_2}$, $Supt_{\alpha_1}$, $Meant_{\alpha_1}$, $Supt_{\alpha_2}$ y $Meant_{\alpha_2}$ correspondientes al primer contraste, $Supt_{\alpha_1}$, $Meant_{\alpha_1}$, $Supt_{\alpha_2}$ y $Meant_{\alpha_2}$ correspondientes al segundo y tercero de los contrastes respectivamente.

Asociados al estadístico del supremo, se toma como posible estimador del punto en el cual el proceso cambia de orden de integración, a la observación que caracteriza a la submuestra en la que dicho valor del supremo se ha producido. Dado el número de supremos, tendremos un total de cuatro posibles estimadores del punto de corte, a los que se ha denominado: $Nsupt_{\gamma_1}$, $Nsupt_{\gamma_2}$, $Nsupt_{\alpha_1}$ y $Nsupt_{\alpha_2}$.

² En los ejercicios de simulación llevados a cabo, también se ha considerado el contraste ADF estándar. Esto permitirá comparar su potencia (frente a las distintas alternativas consideradas) con la de los contrastes que aquí se proponen.

El análisis de potencia de los estadísticos propuestos se ha estructurado de la siguiente forma. Inicialmente, y para tamaños muestrales 500, 250, 100 y 50 observaciones, se han tabulado las distribuciones empíricas de los ocho estadísticos, bajo la hipótesis nula de paseo aleatorio sin tendencia estocástica. El siguiente paso ha consistido en analizar las distorsiones en el tamaño nominal de los contrastes, para los percentiles del 90% y 95% cuando el paseo aleatorio presenta una tendencia estocástica estable. Hecho lo anterior, pasamos a analizar la potencia de los ocho estadísticos junto con el ADF estándar en los dos escenarios considerados:

1) Estacionariedad parcial, caracterizado por los siguientes grupos de alternativas:

1.1 Primera parte $I(0)$ y segunda $I(1)$ sin tendencia estocástica.

1.2 Primera parte $I(1)$ sin tendencia estocástica y segunda $I(0)$.

1.3 Primera parte $I(0)$ y segunda $I(1)$ con tendencia estocástica.

1.4 Primera parte $I(1)$ con tendencia estocástica y segunda $I(0)$.

2) Estacionariedad total, recogido en las alternativas caracterizadas por:

2.1 Media y coeficiente de correlación constantes.

2.2 Media constante y coeficiente de correlación no constante.

2.3 Media no constante y coeficiente de correlación constante.

Dentro de cada uno de los grupos de alternativas, se consideran varios valores paramétricos, de esa manera podemos poner de manifiesto como varía la potencia de cada uno de los estadísticos ante cambios en un determinado parámetro. Además, para todas y cada uno de ellas se analiza el sesgo y precisión de los estimadores del punto de corte.

En cuanto a la la tabulación de las distribuciones y al análisis de las distorsiones en el tamaño nominal, se destaca, por un lado la robustez de las distribuciones empíricas ante variaciones en el tamaño muestral y, por otro, el carácter conservador que manifiestan todos los estadísticos (incluido el ADF), el cual se acentúa a medida que aumentan el tamaño muestral y el parámetro que captura la tendencia estocástica.

En relación a los análisis de potencia de todos los estadísticos frente a las

alternativas que pertenecen al escenario 1), se pone de manifiesto, en primer lugar, el mal comportamiento del ADF estándar frente a cualesquiera de las alternativas de este tipo. Su potencia sólo es aceptable, como también se puso de manifiesto en el capítulo anterior, cuando las series presentan un aspecto cóncavo (alternativas 1.4), debido a la correlación espúrea negativa entre la primera diferencia y el nivel de la serie. En los demás grupos de alternativas, aunque las series son parcialmente $I(1)$, siempre las considera $I(1)$ en su totalidad. Respecto al resto de los estadísticos cabe destacar lo siguiente. Si la no estacionariedad está situada en la segunda (primera) mitad de la muestra y no hay tendencia estocástica, es decir series del grupo 1.1 (1.2) los estadísticos del $Supt_{\gamma_1}$ y $Meant_{\gamma_1}$ ($Supt_{\gamma_2}$, $Meant_{\gamma_2}$) son los más potentes, seguidos del $Supt_{\alpha_1}$ y $Meant_{\alpha_1}$ ($Supt_{\alpha_2}$ y $Meant_{\alpha_2}$). Cuando se introduce la tendencia estocástica, en las series del grupo 1.3 (de aspecto convexo), serán los supremos $Supt_{\gamma_1}$ y $Supt_{\alpha_1}$ los que las detecten. Por el contrario, cuando se trata de series 1.4 (de aspecto cóncavo), van a rechazar la hipótesis nula el $Supt_{\gamma_2}$, $Meant_{\gamma_2}$, $Supt_{\alpha_2}$, $Meant_{\alpha_2}$ y ADF. Los estadísticos $Supt_{\gamma_1}$ y $Supt_{\alpha_1}$ manifiestan cierta potencia, siempre inferior al grupo anterior y menos robusto frente a cambios en el nivel de la tendencia estocástica. Por tanto, de lo anterior se deduce que:

- a) Si las series son parcialmente estacionarias y sin tendencia estocástica, lo detectarán los estadísticos diseñados para este tipo de alternativas: $Supt_{\gamma_1}$, $Meant_{\gamma_1}$, $Supt_{\gamma_2}$ y $Meant_{\gamma_2}$ dependiendo de dónde se sitúe la estacionariedad.
- b) Si presentan tendencia estocástica y tienen aspecto convexo, lo detectarán el $Supt_{\gamma_1}$ y el $Supt_{\alpha_1}$ y, si tienen aspecto cóncavo lo harán el $Supt_{\gamma_2}$, $Meant_{\gamma_2}$, $Supt_{\alpha_2}$, $Meant_{\alpha_2}$ y el ADF

Cuando se trata de series pertenecientes al escenario 2), también se pone de manifiesto la dificultad del ADF para distinguir entre alternativas $I(1)$ e $I(0)$ con un cambio en la media. De hecho considera iguales a ambos tipos de series. Frente a alternativas del grupo 2.1, en general destaca el buen comportamiento de todos los estadísticos. De entre ellos, son las medias las más potentes (y dentro de éstas la $Meant_{\gamma_2}$, superada sólo por el ADF cuando la alternativa más se aproxima a la raíz unitaria). Si se consideran cambios en el coeficiente de correlación serial (series del grupo 2.2), también se aprecia buena potencia en el total de los estadísticos (incluido el ADF). Sin embargo, si se cambia de posición al menor coeficiente de correlación, son los estadísticos diseñados para el

contrastes de estacionariedad en esa parte en concreto los que mejor se comportan. Es decir, si el menor coeficiente de correlación se sitúa en la primera mitad de la muestra, serán los estadísticos $Supt_{\gamma_1}$, $Meant_{\gamma_1}$, $Supt_{\alpha_1}$ y $Meant_{\alpha_1}$ los más potentes y, si se sitúa en la segunda mitad, lo serán el $Supt_{\gamma_2}$, $Meant_{\gamma_2}$, $Supt_{\alpha_2}$ y $Meant_{\alpha_2}$. En series del grupo 2.3, todos los estadísticos [a excepción del ADF que las considera $I(1)$] presentan muy buena potencia. Si el cambio no es muy elevado, los más potentes son el $Supt_{\gamma_1}$, $Supt_{\gamma_2}$, $Meant_{\gamma_2}$ y $Meant_{\gamma_1}$ respectivamente.

Respecto a la localización del punto de corte, los estimadores no muestran resultados concluyentes. Téngase en cuenta que la transición de un orden de integración a otro, aunque en el trabajo se supone a partir de una observación en concreto, en la realidad es un cambio gradual, de ahí la dificultad que presentan los estimadores a la hora de situarlo en una observación en particular. Cuando aparecen tendencias estocásticas, el sesgo y varianza son pequeños. Admitimos la posibilidad de que la introducción de tendencias deterministas ayude a situarlo en fechas próximas a donde se produce, sin embargo, dado que se aumenta el número de regresores puede que la potencia de los contrastes se vea disminuida. No obstante, ambos aspectos quedan emplazados para un trabajo de investigación posterior.

III.5.- REFERENCIAS

- Dickey, D. A. y W. A. Fuller, 1979, "Distribution of the Estimators for an Autorregressive Time Series with a Unit Root", *Journal of American Statistical Association* **74**, 427-431.
- de la Fuente, A., 1977, "The Empirics of Growth and Convergence: a Selective review", *Journal of Economic Dynamics and Control* **21**, 23-73.
- Granger, C.W.J y N. R. Swanson, 1997, "An Introduction to Stochastic Unit-Root Process", *Journal of Econometrics* **80**, 35-62.
- Hansen, B.E., 1992, "Tests for Parameter Instability in Regressions with I(1) Processes", *Journal of Business & Economic Statistics* **10**, 321-335.
- Leybourne, S. J., B. P. M. McCabe y A. R. Tremayne, 1996, "Can Economic Time Series be Differenced to Stationarity?", *Journal of Business and Economics Statistics* **14**, 435-446.
- Lucas, R., 1988, "On the Mechanics of Economics Development", *Journal of Monetary Economics* **22**, 3-42.
- Maeso, F., 1987, "Testing Unit Root in Processes with Changing Coefficient: an Application to the Real Exchange Rate", *mimeo, U.A.B.*
- Perron, P. y T.J. Vogelsang, 1992, "Nonstationarity and Level Shifts with an Application to Purchasing Power Parity", *Journal of Business and Economics Statistics* **10**, 301-320.
- Romer, P., 1986, "Increasing Returns and Long-run Growth", *Journal of Political Economy* **94**, 1002-1037.
- Zivot, E. y D.W.K. Andrews, 1992, "Further Evidence on the Great Crash, the Oil Price Shock, and the Unit Root Hypotesis", *Review of Economic Studies* **57**, 99-125.

APÉNDICE III.1: TABLAS.

**TABLA III.1
DISTRIBUCIONES EMPÍRICAS**

T=500

PERC	Supt_{γ1}	Meant_{γ1}	Supt_{γ2}	Meant_{γ2}	Supt_{α1}	Meant_{α1}	Supt_{α2}	Meant_{α2}
1%	-4.196	-3.060	-4.670	2.991	-4.132	-2.954	-4.627	-2.874
2.5%	-3.899	-2.807	-4.379	-2.767	-3.849	-2.695	-4.355	-2.662
5%	-3.632	-2.581	-4.178	-2.560	-3.858	-2.477	-4.130	-2.469
10%	-3.368	-2.341	-3.896	-2.355	-3.324	-2.252	-3.886	-2.267
20%	-3.052	-2.057	-3.588	-2.095	-3.021	-1.980	-3.589	-2.030
50%	-2.511	-1.533	-2.994	-1.615	-2.496	-1.474	-3.012	-1.570

T=250

PERC	Supt_{γ1}	Meant_{γ1}	Supt_{γ2}	Meant_{γ2}	Supt_{α1}	Meant_{α1}	Supt_{α2}	Meant_{α2}
1%	-4.183	-3.105	-4.627	-2.969	-4.093	-2.938	-4.592	-2.791
2.5%	-3.889	-2.813	-4.332	-2.764	3.795	-2.683	-4.304	-2.600
5%	-3.643	-2.606	-4.100	-2.566	-3.562	-2.478	-4.056	-2.437
10%	-3.371	-2.352	-3.834	-2.351	-3.301	-2.233	-3.797	-2.238
20%	-3.066	-2.063	-3.523	-2.094	-3.005	-1.959	-3.506	-1.999
50%	-2.492	-1.532	-2.951	-1.621	-2.456	-1.457	-2.948	-1.557

T=100

PERC	Supt _{γ_1}	Meant _{γ_1}	Supt _{γ_2}	Meant _{γ_2}	Supt _{α_1}	Meant _{α_1}	Supt _{α_2}	Meant _{α_2}
1%	-4.303	-3.202	-4.661	-3.052	-4.092	-2.912	-4.527	-2.750
2.5%	-3.967	-2.893	-4.345	-2.803	-3.780	-2.645	-4.214	-2.543
5%	-3.705	-2.655	-4.092	-2.596	-3.522	-2.402	-3.967	-2.373
10%	-3.414	-2.389	-3.815	-2.376	-3.239	-2.168	-3.703	-2.177
20%	-3.064	-2.080	-3.485	-2.116	-2.913	-1.892	-3.392	-1.953
50%	-2.489	-1.548	-2.896	-1.646	-2.371	-1.399	-2.824	-1.518

T=50

PERC	Supt _{γ_1}	Meant _{γ_1}	Supt _{γ_2}	Meant _{γ_2}	Supt _{α_1}	Meant _{α_1}	Supt _{α_2}	Meant _{α_2}
1%	-4.443	-3.233	-4.759	-3.065	-4.118	-2.881	-4.522	-2.647
2.5%	-4.063	-2.913	-4.408	-2.797	-3.766	-2.575	-4.185	-2.453
5%	-3.761	-2.644	-4.120	-2.587	-3.482	-2.346	-3.906	-2.277
10%	-3.439	-2.370	-3.803	-2.362	-3.175	-2.089	-3.599	-2.085
20%	-3.072	-2.063	-3.441	-2.095	-2.838	-1.798	-3.258	-1.858
50%	-2.458	-1.518	-2.810	-1.607	-2.266	-1.308	-2.659	-1.419

TABLA III.2

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

T=500

	$\rho_1=\rho_2=1, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=\rho_2=1, \mu_1=\mu_2=.5$		$\rho_1=\rho_2=1, \mu_1=\mu_2=1$		$\rho_1=\rho_2=1, \mu_1=\mu_2=2$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.0940	0.0458	0.0116	0.0058	0.0066	0.0032	0.0076	0.0028
Supt_{γ_1}	0.0894	0.0426	0.0184	0.0078	0.0158	0.0080	0.0156	0.0068
Meant_{γ_1}	0.0926	0.0428	0.0030	0.0010	0.0020	0.0008	0.0008	0.0004
Supt_{γ_2}	0.0890	0.0454	0.0106	0.0042	0.0052	0.0026	0.0042	0.0020
Meant_{γ_2}	0.0902	0.0442	0.0012	0.0000	0.0004	0.0000	0.0006	0.0004
Supt_{α_1}	0.0918	0.0438	0.0208	0.0092	0.0180	0.0084	0.0176	0.0082
Meant_{α_1}	0.0910	0.0456	0.0034	0.0012	0.0016	0.0004	0.0012	0.0004
Supt_{α_2}	0.0954	0.0482	0.0114	0.0044	0.0064	0.0024	0.0040	0.0018
Meant_{α_2}	0.0932	0.0422	0.0018	0.0004	0.0000	0.0000	0.0012	0.0000

T=250

	$\rho_1=\rho_2=1, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=\rho_2=1, \mu_1=\mu_2=.5$		$\rho_1=\rho_2=1, \mu_1=\mu_2=1$		$\rho_1=\rho_2=1, \mu_1=\mu_2=2$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.1044	0.0552	0.0103	0.0038	0.0075	0.0036	0.0090	0.0037
Supt_{γ_1}	0.1032	0.0506	0.0246	0.0113	0.0215	0.0100	0.0196	0.0092
Meant_{γ_1}	0.0999	0.0517	0.0041	0.0016	0.0018	0.0002	0.0018	0.0005
Supt_{γ_2}	0.0973	0.0480	0.0172	0.0076	0.0097	0.0051	0.0064	0.0031
Meant_{γ_2}	0.0947	0.0481	0.0020	0.0004	0.0011	0.0003	0.0012	0.0005
Supt_{α_1}	0.1006	0.0525	0.0284	0.0131	0.0232	0.0117	0.0225	0.0108
Meant_{α_1}	0.1005	0.0508	0.0042	0.0014	0.0015	0.0005	0.0015	0.0006
Supt_{α_2}	0.1013	0.0505	0.0171	0.0080	0.0096	0.0045	0.0063	0.0023
Meant_{α_2}	0.0968	0.0470	0.0028	0.0007	0.0009	0.0002	0.0009	0.0003

T=100

	$\rho_1=\rho_2=1, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=\rho_2=1, \mu_1=\mu_2=.5$		$\rho_1=\rho_2=1, \mu_1=\mu_2=1$		$\rho_1=\rho_2=1, \mu_1=\mu_2=2$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.0992	0.0493	0.0177	0.0089	0.0143	0.0066	0.0116	0.0052
Supt_{γ_1}	0.0954	0.0469	0.0289	0.0144	0.0259	0.0120	0.0226	0.0106
Meant_{γ_1}	0.0978	0.0480	0.0093	0.0037	0.0034	0.0010	0.0018	0.0007
Supt_{γ_2}	0.0946	0.0498	0.0343	0.0168	0.0181	0.0081	0.0135	0.0063
Meant_{γ_2}	0.0958	0.0472	0.0052	0.0011	0.0011	0.0001	0.0010	0.0001
Supt_{α_1}	0.0997	0.0473	0.0454	0.0226	0.0358	0.0177	0.0326	0.0155
Meant_{α_1}	0.0984	0.0518	0.0132	0.0063	0.0052	0.0014	0.0034	0.0008
Supt_{α_2}	0.0959	0.0505	0.0432	0.0219	0.0210	0.0094	0.0151	0.0076
Meant_{α_2}	0.0987	0.0474	0.0101	0.0031	0.0027	0.0003	0.0011	0.0004

T=50

	$\rho_1=\rho_2=1, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=\rho_2=1, \mu_1=\mu_2=.5$		$\rho_1=\rho_2=1, \mu_1=\mu_2=1$		$\rho_1=\rho_2=1, \mu_1=\mu_2=2$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.0954	0.0488	0.0303	0.0160	0.0183	0.0093	0.0149	0.0080
Supt_{γ_1}	0.1022	0.0518	0.0379	0.0176	0.0301	0.0152	0.0295	0.0157
Meant_{γ_1}	0.1044	0.0559	0.0196	0.0087	0.0076	0.0032	0.0034	0.0013
Supt_{γ_2}	0.1012	0.0503	0.0432	0.0209	0.0260	0.0121	0.0212	0.0101
Meant_{γ_2}	0.1018	0.0533	0.0128	0.0042	0.0015	0.0002	0.0011	0.0003
Supt_{α_1}	0.1012	0.0488	0.0664	0.0363	0.0516	0.0262	0.0493	0.0267
Meant_{α_1}	0.1013	0.0491	0.0331	0.0157	0.0125	0.0056	0.0066	0.0022
Supt_{α_2}	0.0999	0.0465	0.0699	0.0353	0.0374	0.0190	0.0291	0.0133
Meant_{α_2}	0.1011	0.0522	0.0307	0.0138	0.0063	0.0014	0.0024	0.0007

ESTIMACIÓN DEL PUNTO DE CORTE.

		$\rho_1=1, \rho_2=1, \mu_1=0, \mu_2=0$							
		T=500		T=250		T=100		T=50	
		90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
Nsupt_{γ_1}		0.4656 (0.2256)	0.4645 (0.2231)	0.5013 (0.2253)	0.5053 (0.2223)	0.5486 (0.2089)	0.5530 (0.2074)	0.5937 (0.1888)	0.5966 (0.1815)
Nsupt_{γ_2}		0.5656 (0.2041)	0.5632 (0.1980)	0.5498 (0.1983)	0.5436 (0.1938)	0.5219 (0.1920)	0.5210 (0.1919)	0.5250 (0.1778)	0.5204 (0.1787)
Nsupt_{α_1}		0.5182 (0.2790)	0.5140 (0.2738)	0.5572 (0.2738)	0.5597 (0.2779)	0.6145 (0.2750)	0.6195 (0.2708)	0.6813 (0.2499)	0.6958 (0.2441)
Nsupt_{α_2}		0.5015 (0.2553)	0.5054 (0.2419)	0.4943 (0.2394)	0.4882 (0.2385)	0.4559 (0.2366)	0.4458 (0.2371)	0.4313 (0.2219)	0.4208 (0.2140)

		$\rho_1=1, \rho_2=1, \mu_1=0.5, \mu_2=0.5$							
		T=500		T=250		T=100		T=50	
		90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
Nsupt_{γ_1}		0.4314 (0.2231)	0.4504 (0.2527)	0.4087 (0.2056)	0.4165 (0.2030)	0.4487 (0.1918)	0.4407 (0.1882)	0.5477 (0.1850)	0.5542 (0.1844)
Nsupt_{γ_2}		0.6254 (0.1835)	0.5840 (0.2091)	0.6318 (0.1999)	0.6232 (0.1820)	0.6037 (0.1852)	0.5921 (0.1867)	0.5592 (0.1768)	0.5540 (0.1784)
Nsupt_{α_1}		0.4888 (0.2774)	0.5100 (0.2928)	0.4490 (0.2462)	0.4565 (0.2410)	0.5005 (0.2473)	0.4914 (0.2398)	0.5967 (0.2364)	0.6080 (0.2349)
Nsupt_{α_2}		0.6030 (0.2406)	0.5087 (0.2769)	0.6121 (0.2266)	0.6638 (0.1977)	0.5742 (0.2210)	0.5630 (0.2243)	0.5080 (0.2221)	0.4951 (0.2199)

	$\rho_1=1, \rho_2=1, \mu_1=1, \mu_2=1$							
	T=500		T=250		T=100		T=50	
	90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
Nsupt_{γ_1}	0.4554 (0.2125)	0.4583 (0.2110)	0.4417 (0.2104)	0.4259 (0.2066)	0.4682 (0.1994)	0.4626 (0.2045)	0.5281 (0.1914)	0.5425 (0.1863)
Nsupt_{γ_2}	0.6625 (0.1382)	0.6762 (0.1045)	0.6102 (0.2016)	0.6254 (0.1888)	0.6206 (0.1928)	0.6004 (0.1933)	0.5950 (0.1814)	0.5979 (0.1789)
Nsupt_{α_1}	0.5041 (0.2491)	0.5010 (0.2524)	0.4685 (0.2398)	0.4545 (0.2343)	0.5313 (0.2470)	0.5172 (0.2451)	0.5787 (0.2363)	0.5943 (0.2335)
Nsupt_{α_2}	0.5759 (0.2520)	0.5702 (0.2479)	0.5888 (0.2259)	0.5963 (0.2103)	0.5794 (0.2343)	0.5746 (0.2292)	0.5453 (0.2285)	0.5506 (0.2292)

	$\rho_1=1, \rho_2=1, \mu_1=2, \mu_2=2$							
	T=500		T=250		T=100		T=50	
	90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
Nsupt_{γ_1}	0.4206 (0.2164)	0.4628 (0.2155)	0.4578 (0.1947)	0.4480 (0.1857)	0.4641 (0.1960)	0.4620 (0.1968)	0.5229 (0.1843)	0.5168 (0.1780)
Nsupt_{γ_2}	0.5910 (0.2286)	0.6270 (0.1922)	0.5967 (0.1891)	0.5752 (0.1858)	0.5954 (0.1793)	0.6006 (0.1634)	0.5838 (0.1855)	0.5810 (0.1834)
Nsupt_{α_1}	0.4917 (0.2712)	0.5185 (0.2670)	0.5078 (0.2406)	0.4968 (0.2388)	0.5222 (0.2439)	0.5068 (0.2467)	0.5816 (0.2382)	0.5922 (0.2327)
Nsupt_{α_2}	0.6134 (0.2104)	0.6418 (0.1982)	0.5500 (0.2337)	0.5663 (0.2386)	0.5563 (0.2194)	0.5603 (0.2174)	0.5207 (0.2296)	0.5328 (0.2185)

TABLA III.3
ANÁLISIS DE POTENCIA.

T=500

	$\rho_1=.95, \rho_2=1, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=.8, \rho_2=1, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=.5, \rho_2=1, \mu_1=\mu_2=0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.1592	0.1002	0.1248	0.0768	0.0950	0.0558
Supt_{γ_1}	0.4322	0.2794	0.9992	0.9938	1.0000	1.0000
Meant_{γ_1}	0.4256	0.2740	0.9246	0.8496	0.9986	0.9970
Supt_{γ_2}	0.0760	0.0344	0.0538	0.0258	0.0364	0.0164
Meant_{γ_2}	0.0896	0.0526	0.0570	0.0334	0.0314	0.0170
Supt_{α_1}	0.4052	0.2544	0.9982	0.9912	1.0000	1.0000
Meant_{α_1}	0.3594	0.2224	0.8228	0.7190	0.9896	0.9736
Supt_{α_2}	0.0662	0.0326	0.0488	0.0254	0.0324	0.0202
Meant_{α_2}	0.0746	0.0428	0.0230	0.0118	0.0040	0.0012

T=250

	$\rho_1=.95, \rho_2=1, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=.8, \rho_2=1, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=.5, \rho_2=1, \mu_1=\mu_2=0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.1260	0.0701	0.1391	0.0895	0.0999	0.0612
Supt_{γ_1}	0.2171	0.1226	0.8334	0.6964	0.9996	0.9991
Meant_{γ_1}	0.2196	0.1187	0.6829	0.5178	0.9514	0.8973
Supt_{γ_2}	0.0816	0.0376	0.0601	0.0294	0.0429	0.0207
Meant_{γ_2}	0.0919	0.0503	0.0753	0.0403	0.0433	0.0227
Supt_{α_1}	0.1959	0.1108	0.7935	0.6461	0.9997	0.9984
Meant_{α_1}	0.1836	0.0954	0.5586	0.3834	0.8762	0.7873
Supt_{α_2}	0.0718	0.0324	0.0478	0.0223	0.0341	0.0164
Meant_{α_2}	0.0764	0.0400	0.0328	0.0160	0.0065	0.0026

T=100

	$\rho_1=.95, \rho_2=1, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=.8, \rho_2=1, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=.5, \rho_2=1, \mu_1=\mu_2=0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.1001	0.0520	0.1145	0.0636	0.0954	0.0548
Supt_{γ_1}	0.1316	0.0664	0.3241	0.1968	0.7855	0.6457
Meant_{γ_1}	0.1283	0.0630	0.2912	0.1646	0.5833	0.4244
Supt_{γ_2}	0.0891	0.0468	0.0691	0.0338	0.0492	0.0234
Meant_{γ_2}	0.0990	0.0520	0.0846	0.0466	0.0575	0.0306
Supt_{α_1}	0.1205	0.0597	0.2808	0.1665	0.7458	0.5958
Meant_{α_1}	0.1143	0.0552	0.2263	0.1210	0.4770	0.3320
Supt_{α_2}	0.0790	0.0394	0.0474	0.0228	0.0268	0.0129
Meant_{α_2}	0.0790	0.0390	0.0372	0.0173	0.0080	0.0031

T=50

	$\rho_1=.95, \rho_2=1, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=.8, \rho_2=1, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=.5, \rho_2=1, \mu_1=\mu_2=0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.0931	0.0476	0.0890	0.0467	0.0929	0.0449
Supt_{γ_1}	0.1197	0.0604	0.1877	0.1013	0.3885	0.2492
Meant_{γ_1}	0.1203	0.0624	0.1757	0.0948	0.3097	0.1867
Supt_{γ_2}	0.0984	0.0482	0.0809	0.0421	0.0616	0.0317
Meant_{γ_2}	0.1025	0.0530	0.0910	0.0496	0.0716	0.0378
Supt_{α_1}	0.1104	0.0522	0.1572	0.0828	0.3295	0.2051
Meant_{α_1}	0.1037	0.0502	0.1289	0.0602	0.2223	0.1189
Supt_{α_2}	0.0912	0.0418	0.0572	0.0273	0.0327	0.0156
Meant_{α_2}	0.0856	0.0427	0.0495	0.0230	0.0157	0.0065

ESTIMACIÓN DEL PUNTO DE CORTE.

		$\rho_1=.95, \rho_2=1, \mu_1=0, \mu_2=0$							
		T=500		T=250		T=100		T=50	
		90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
Nsupt_{γ_1}		0.5594 (0.1697)	0.5620 (0.1713)	0.5483 (0.1979)	0.5523 (0.1955)	0.5585 (0.1982)	0.5667 (0.1977)	0.5804 (0.1821)	0.5868 (0.1764)
Nsupt_{γ_2}		0.6021 (0.1911)	0.5810 (0.1991)	0.5646 (0.1991)	0.5374 (0.2043)	0.5417 (0.1869)	0.5359 (0.1863)	0.5326 (0.1783)	0.5232 (0.1801)
Nsupt_{α_1}		0.5897 (0.2032)	0.5964 (0.2044)	0.5820 (0.2392)	0.5924 (0.2303)	0.6173 (0.2556)	0.6147 (0.2533)	0.6565 (0.2481)	0.6571 (0.2479)
Nsupt_{α_2}		0.5163 (0.2817)	0.4764 (0.2986)	0.4910 (0.2661)	0.0264 (0.0009)	0.4719 (0.2398)	0.4703 (0.2422)	0.4384 (0.2290)	0.4276 (0.2293)

		$\rho_1=.8, \rho_2=1, \mu_1=0, \mu_2=0$							
		T=500		T=250		T=100		T=50	
		90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
Nsupt_{γ_1}		0.5268 (0.0671)	0.5267 (0.0669)	0.5450 (0.1161)	0.5470 (0.1149)	0.5742 (0.1610)	0.5767 (0.1610)	0.5852 (0.1708)	0.5878 (0.1693)
Nsupt_{γ_2}		0.5781 (0.2006)	0.5460 (0.2174)	0.5739 (0.1993)	0.5468 (0.1986)	0.5558 (0.1850)	0.5568 (0.1854)	0.5587 (0.1742)	0.5495 (0.1712)
Nsupt_{α_1}		0.5272 (0.0709)	0.5273 (0.0711)	0.5537 (0.1363)	0.5570 (0.1363)	0.6024 (0.2080)	0.6059 (0.2056)	0.6410 (0.2308)	0.6460 (0.2270)
Nsupt_{α_2}		0.4615 (0.3206)	0.4339 (0.3268)	0.4565 (0.3155)	0.0262 (0.0005)	0.4384 (0.2767)	0.4395 (0.2816)	0.4385 (0.2413)	0.4207 (0.2354)

$\rho_1=.5, \rho_2=1, \mu_1=0, \mu_2=0$								
	T=500		T=250		T=100		T=50	
	90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
Nsupt_{γ_1}	0.5103 (0.0257)	0.5103 (0.0257)	0.5210 (0.0544)	0.5210 (0.0543)	0.5506 (0.1131)	0.5507 (0.1115)	0.5748 (0.1429)	0.5768 (0.1434)
Nsupt_{γ_2}	0.5764 (0.2102)	0.5839 (0.2155)	0.5469 (0.1958)	0.5305 (0.1915)	0.5761 (0.1616)	0.5629 (0.1637)	0.5603 (0.1627)	0.5485 (0.1584)
Nsupt_{α_1}	0.5096 (0.0248)	0.5096 (0.0248)	0.5199 (0.0556)	0.5199 (0.0554)	0.5516 (0.1306)	0.5512 (0.1279)	0.5947 (0.1853)	0.5917 (0.1834)
Nsupt_{α_2}	0.5148 (0.3112)	0.4944 (0.3218)	0.4441 (0.3119)	0.4033 (0.3168)	0.4340 (0.2870)	0.4172 (0.2919)	0.3979 (0.2520)	0.3713 (0.2446)

TABLA III.4

T=500

	$\rho_1=1, \rho_2=.95, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=1, \rho_2=.8, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=1, \rho_2=.5, \mu_1=\mu_2=0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.3206	0.2024	0.3474	0.2338	0.3156	0.2086
Supt_{γ_1}	0.1164	0.0566	0.0980	0.0536	0.0790	0.0442
Meant_{γ_1}	0.1504	0.0848	0.1288	0.0704	0.0936	0.0536
Supt_{γ_2}	0.4812	0.3168	0.9984	0.9942	1.0000	1.0000
Meant_{γ_2}	0.6776	0.4888	0.9990	0.9970	1.0000	1.0000
Supt_{α_1}	0.1348	0.0692	0.1334	0.0842	0.1072	0.0692
Meant_{α_1}	0.1638	0.0936	0.1060	0.0620	0.0684	0.0406
Supt_{α_2}	0.4766	0.3120	0.9982	0.9914	1.0000	1.0000
Meant_{α_2}	0.6672	0.4700	0.9982	0.9930	1.0000	1.0000

T=250

	$\rho_1=1, \rho_2=.95, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=1, \rho_2=.8, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=1, \rho_2=.5, \mu_1=\mu_2=0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.2605	0.1534	0.3452	0.2319	0.3345	0.2305
Supt_{γ_1}	0.1124	0.0617	0.1044	0.0585	0.0955	0.0549
Meant_{γ_1}	0.1348	0.0729	0.1341	0.0727	0.1177	0.0692
Supt_{γ_2}	0.2448	0.1366	0.8838	0.7608	1.0000	0.9999
Meant_{γ_2}	0.3594	0.2120	0.9431	0.8603	0.9999	0.9995
Supt_{α_1}	0.1099	0.0568	0.1297	0.0757	0.1292	0.0815
Meant_{α_1}	0.1410	0.0738	0.1129	0.0618	0.0820	0.0450
Supt_{α_2}	0.2497	0.1352	0.8545	0.7223	1.0000	0.9993
Meant_{α_2}	0.3630	0.2135	0.9251	0.8188	0.9998	0.9982

T=100

	$\rho_1=1, \rho_2=.95, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=1, \rho_2=.8, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=1, \rho_2=.5, \mu_1=\mu_2=0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.1600	0.0846	0.2620	0.1557	0.3028	0.1983
Supt_{γ_1}	0.1046	0.0523	0.1065	0.0556	0.0943	0.0498
Meant_{γ_1}	0.1163	0.0576	0.1291	0.0696	0.1182	0.0653
Supt_{γ_2}	0.1357	0.0697	0.3744	0.2297	0.8533	0.7244
Meant_{γ_2}	0.1704	0.0921	0.4923	0.3219	0.8985	0.7917
Supt_{α_1}	0.1011	0.0485	0.1079	0.0559	0.1159	0.0658
Meant_{α_1}	0.1172	0.0614	0.1091	0.0604	0.0776	0.0442
Supt_{α_2}	0.1371	0.0705	0.3576	0.2168	0.8138	0.6796
Meant_{α_2}	0.1745	0.0911	0.4850	0.3134	0.8787	0.7690

T=50

	$\rho_1=1, \rho_2=.95, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=1, \rho_2=.8, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=1, \rho_2=.5, \mu_1=\mu_2=0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.1126	0.0566	0.1789	0.0969	0.2445	0.1443
Supt_{γ_1}	0.1002	0.0498	0.1055	0.0529	0.1010	0.0517
Meant_{γ_1}	0.1066	0.0551	0.1213	0.0620	0.1226	0.0658
Supt_{γ_2}	0.1157	0.0595	0.2039	0.1109	0.4570	0.2930
Meant_{γ_2}	0.1287	0.0660	0.2571	0.1497	0.5511	0.3866
Supt_{α_1}	0.0965	0.0476	0.0950	0.0473	0.1043	0.0566
Meant_{α_1}	0.1000	0.0500	0.1001	0.0503	0.0836	0.0456
Supt_{α_2}	0.1190	0.0590	0.1945	0.1023	0.4276	0.2723
Meant_{α_2}	0.1313	0.0679	0.2584	0.1475	0.5393	0.3848

ESTIMACIÓN DEL PUNTO DE CORTE.

	$\rho_1=1, \rho_2=.95, \mu_1=0, \mu_2=0$							
	T=500		T=250		T=100		T=50	
	90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
Nsupt_{γ_1}	0.5905 (0.2574)	0.6052 (0.2465)	0.5525 (0.2401)	0.5476 (0.2370)	0.5761 (0.2085)	0.5805 (0.2031)	0.5941 (0.1864)	0.5981 (0.1853)
Nsupt_{γ_2}	0.4101 (0.1540)	0.4110 (0.1552)	0.4350 (0.1857)	0.4250 (0.1780)	0.4930 (0.1875)	0.4868 (0.1830)	0.5245 (0.1792)	0.5234 (0.1769)
Nsupt_{α_1}	0.8117 (0.2912)	0.8214 (0.2807)	0.6998 (0.3063)	0.7083 (0.3035)	0.6882 (0.2765)	0.6918 (0.2713)	0.7069 (0.2539)	0.7246 (0.2482)
Nsupt_{α_2}	0.3635 (0.1829)	0.3612 (0.1842)	0.3650 (0.2151)	0.3594 (0.2064)	0.4084 (0.2280)	0.3999 (0.2221)	0.4289 (0.2234)	0.4197 (0.2195)

	$\rho_1=1, \rho_2=.8, \mu_1=0, \mu_2=0$							
	T=500		T=250		T=100		T=50	
	90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
Nsupt_{γ_1}	0.7209 (0.2245)	0.7388 (0.2091)	0.6804 (0.2317)	0.6931 (0.2274)	0.6145 (0.2148)	0.6216 (0.2148)	0.6119 (0.1908)	0.6202 (0.1852)
Nsupt_{γ_2}	0.4461 (0.0745)	0.4462 (0.0745)	0.4198 (0.1154)	0.4201 (0.1139)	0.4388 (0.1549)	0.4363 (0.1524)	0.4895 (0.1674)	0.4869 (0.1634)
Nsupt_{α_1}	0.9450 (0.1875)	0.9514 (0.1773)	0.9232 (0.2054)	0.9365 (0.1877)	0.8417 (0.2500)	0.8522 (0.2399)	0.8013 (0.2434)	0.8071 (0.2374)
Nsupt_{α_2}	0.4389 (0.0881)	0.4392 (0.0877)	0.3941 (0.1375)	0.3952 (0.1349)	0.3682 (0.1834)	0.3669 (0.1799)	0.3908 (0.2000)	0.3830 (0.1957)

		$\rho_1=1, \rho_2=.5, \mu_1=0, \mu_2=0$							
		T=500		T=250		T=100		T=50	
		90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
Nsupt_{γ_1}		0.7640	0.7830	0.7451	0.7462	0.6742	0.6866	0.6383	0.6467
		(0.1781)	(0.1703)	(0.1912)	(0.1923)	(0.2064)	(0.2010)	(0.1894)	(0.1842)
Nsupt_{γ_2}		0.4849	0.4849	0.4658	0.4658	0.4419	0.4434	0.4647	0.4652
		(0.0279)	(0.0279)	(0.0616)	(0.0616)	(0.1131)	(0.1121)	(0.1372)	(0.1353)
Nsupt_{α_1}		0.9694	0.9725	0.9596	0.9655	0.9535	0.9572	0.9223	0.9320
		(0.1392)	(0.1331)	(0.1541)	(0.1426)	(0.1428)	(0.1350)	(0.1630)	(0.1440)
Nsupt_{α_2}		0.4844	0.4844	0.4610	0.4610	0.4087	0.4114	0.3914	0.3913
		(0.0281)	(0.0281)	(0.0694)	(0.0694)	(0.1372)	(0.1349)	(0.1660)	(0.1642)

T=100

	$\rho_1=.8, \rho_2=1, \mu_1=0, \mu_2=.5$		$\rho_1=.8, \rho_2=1, \mu_1=0, \mu_2=1$		$\rho_1=.8, \rho_2=1, \mu_1=0, \mu_2=2$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.0007	0.0004	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Supt_{γ_1}	0.3080	0.1842	0.5474	0.3869	0.7339	0.5823
Meant_{γ_1}	0.0507	0.0200	0.0100	0.0028	0.0063	0.0006
Supt_{γ_2}	0.0095	0.0036	0.0004	0.0002	0.0000	0.0000
Meant_{γ_2}	0.0006	0.0004	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Supt_{α_1}	0.4153	0.2646	0.6614	0.4991	0.8163	0.6798
Meant_{α_1}	0.0234	0.0098	0.0013	0.0001	0.0001	0.0000
Supt_{α_2}	0.0132	0.0055	0.0003	0.0001	0.0000	0.0000
Meant_{α_2}	0.0003	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

T=50

	$\rho_1=.8, \rho_2=1, \mu_1=0, \mu_2=.5$		$\rho_1=.8, \rho_2=1, \mu_1=0, \mu_2=1$		$\rho_1=.8, \rho_2=1, \mu_1=0, \mu_2=2$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.0082	0.0045	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Supt_{γ_1}	0.1303	0.0638	0.1829	0.0953	0.2898	0.1719
Meant_{γ_1}	0.0636	0.0276	0.0182	0.0065	0.0055	0.0013
Supt_{γ_2}	0.0186	0.0077	0.0020	0.0007	0.0002	0.0000
Meant_{γ_2}	0.0092	0.0041	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000
Supt_{α_1}	0.1888	0.1019	0.2935	0.1673	0.4125	0.2672
Meant_{α_1}	0.0495	0.0209	0.0066	0.0020	0.0006	0.0001
Supt_{α_2}	0.0202	0.0091	0.0032	0.0014	0.0003	0.0001
Meant_{α_2}	0.0050	0.0019	0.0000	0.0000	0.0001	0.0000

ESTIMACIÓN DEL PUNTO DE CORTE.

		$\rho_1=.8, \rho_2=1, \mu_1=0, \mu_2=.5$							
		T=500		T=250		T=100		T=50	
		90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
Nsupt_{γ_1}		0.5029	0.5029	0.5022	0.5030	0.5146	0.5192	0.5662	0.5743
		(0.0264)	(0.0264)	(0.0550)	(0.0535)	(0.1050)	(0.1027)	(0.1437)	(0.1429)
Nsupt_{γ_2}		0.7892	0.8003	0.7837	0.7908	0.7325	0.7286	0.6621	0.6495
		(0.0495)	(0.0373)	(0.0696)	(0.0644)	(0.0989)	(0.0982)	(0.1420)	(0.1434)
Nsupt_{α_1}		0.5022	0.5022	0.4992	0.4998	0.5048	0.5070	0.5462	0.5465
		(0.0293)	(0.0293)	(0.0602)	(0.0592)	(0.1108)	(0.1086)	(0.1519)	(0.1509)
Nsupt_{α_2}		0.7412	0.7720	0.7727	0.7580	0.7070	0.7130	0.6266	0.6189
		(0.1088)	(0.0000)	(0.0914)	(0.1039)	(0.1144)	(0.1085)	(0.1942)	(0.1952)

		$\rho_1=.8, \rho_2=1, \mu_1=0, \mu_2=1$							
		T=500		T=250		T=100		T=50	
		90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
Nsupt_{γ_1}		0.4987	0.4987	0.4950	0.4951	0.4958	0.4980	0.5210	0.5223
		(0.0196)	(0.0196)	(0.0410)	(0.0406)	(0.0699)	(0.0660)	(0.0910)	(0.0892)
Nsupt_{γ_2}		0.0180	0.0180	0.0280	0.0280	0.7950	0.8050	0.7800	0.7857
		(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0568)	(0.0265)	(0.0989)	(0.0854)
Nsupt_{α_1}		0.4981	0.4981	0.4922	0.4923	0.4880	0.4909	0.5087	0.5121
		(0.0241)	(0.0214)	(0.0467)	(0.0465)	(0.0795)	(0.0762)	(0.0962)	(0.0944)
Nsupt_{α_2}		0.0180	0.0180	0.0280	0.0280	0.7983	0.8300	0.7744	0.8014
		(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0668)	(0.0283)	(0.1052)	(0.0827)

$\rho_1=.8, \rho_2=1, \mu_1=0, \mu_2=2$								
	T=500		T=250		T=100		T=50	
	90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
Nsupt_{γ_1}	0.4964 (0.0192)	0.4964 (0.0192)	0.4918 (0.0372)	0.4918 (0.0372)	0.4850 (0.0641)	0.4877 (0.0603)	0.5023 (0.0712)	0.5062 (0.0675)
Nsupt_{γ_2}	0.0180 (0.0000)	0.0180 (0.0000)	0.0280 (0.0000)	0.0280 (0.0000)	0.060 (0.0000)	0.0600 (0.0000)	0.6280 (0.3261)	0.1000 (0.0000)
Nsupt_{α_1}	0.4966 (0.0193)	0.4966 (0.0193)	0.4914 (0.0392)	0.4914 (0.0392)	0.4822 (0.0696)	0.4849 (0.0663)	0.4973 (0.0791)	0.5011 (0.0755)
Nsupt_{α_2}	0.0180 (0.0000)	0.0180 (0.0000)	0.0280 (0.0000)	0.0280 (0.0000)	0.0600 (0.0000)	0.0600 (0.0000)	0.7880 (0.1390)	0.8400 (0.0000)

TABLA III.6

T=500

	$\rho_1=1, \rho_2=.8, \mu_1=.5, \mu_2=0$		$\rho_1=1, \rho_2=.8, \mu_1=1, \mu_2=0$		$\rho_1=1, \rho_2=.8, \mu_1=2, \mu_2=0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.9906	0.9672	1.0000	0.9998	0.9990	0.9716
Supt_{γ_1}	0.4588	0.2996	0.4356	0.2096	0.0004	0.0000
Meant_{γ_1}	0.0252	0.0092	0.0004	0.0000	0.0000	0.0000
Supt_{γ_2}	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
Meant_{γ_2}	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
Supt_{α_1}	0.8938	0.8060	0.9908	0.9572	0.6598	0.3050
Meant_{α_1}	0.2000	0.1124	0.0698	0.0182	0.0000	0.0000
Supt_{α_2}	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
Meant_{α_2}	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000

T=250

	$\rho_1=1, \rho_2=.8, \mu_1=.5, \mu_2=0$		$\rho_1=1, \rho_2=.8, \mu_1=1, \mu_2=0$		$\rho_1=1, \rho_2=.8, \mu_1=2, \mu_2=0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.8501	0.7287	0.9920	0.9623	0.9806	0.8449
Supt_{γ_1}	0.1710	0.0922	0.1741	0.0704	0.0019	0.0005
Meant_{γ_1}	0.0192	0.0066	0.0003	0.0000	0.0000	0.0000
Supt_{γ_2}	0.9955	0.9801	0.9995	0.9966	0.9988	0.9946
Meant_{γ_2}	0.9969	0.9872	1.0000	0.9996	0.9998	0.9984
Supt_{α_1}	0.5161	0.3799	0.8168	0.6601	0.4100	0.1657
Meant_{α_1}	0.1233	0.0604	0.0540	0.0150	0.0007	0.0001
Supt_{α_2}	0.9985	0.9926	1.0000	0.9998	0.9997	0.9967
Meant_{α_2}	0.9997	0.9976	1.0000	1.0000	1.0000	0.9999

T=100

	$\rho_1=1, \rho_2=.8, \mu_1=.5, \mu_2=0$		$\rho_1=1, \rho_2=.8, \mu_1=1, \mu_2=0$		$\rho_1=1, \rho_2=.8, \mu_1=2, \mu_2=0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.4658	0.3071	0.7190	0.5024	0.6257	0.3170
Supt_{γ_1}	0.0521	0.0241	0.0321	0.0106	0.0022	0.0004
Meant_{γ_1}	0.0248	0.0104	0.0027	0.0007	0.0002	0.0000
Supt_{γ_2}	0.6056	0.4158	0.8027	0.6081	0.7486	0.5924
Meant_{γ_2}	0.6315	0.4347	0.8576	0.6929	0.8371	0.6553
Supt_{α_1}	0.1861	0.1051	0.2949	0.1635	0.1142	0.0356
Meant_{α_1}	0.0983	0.0541	0.0460	0.0189	0.0067	0.0017
Supt_{α_2}	0.7435	0.5627	0.9243	0.7732	0.8402	0.6908
Meant_{α_2}	0.8263	0.6736	0.9758	0.9182	0.9630	0.8846

T=50

	$\rho_1=1, \rho_2=.8, \mu_1=.5, \mu_2=0$		$\rho_1=1, \rho_2=.8, \mu_1=1, \mu_2=0$		$\rho_1=1, \rho_2=.8, \mu_1=2, \mu_2=0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.2851	0.1646	0.4476	0.2672	0.4273	0.2009
Supt_{γ_1}	0.0524	0.0244	0.0270	0.0100	0.0063	0.0015
Meant_{γ_1}	0.0503	0.0255	0.0110	0.0046	0.0020	0.0004
Supt_{γ_2}	0.2707	0.1459	0.4239	0.2445	0.4422	0.2707
Meant_{γ_2}	0.2732	0.1452	0.4257	0.2478	0.4477	0.2621
Supt_{α_1}	0.1202	0.0628	0.1722	0.0889	0.1088	0.0413
Meant_{α_1}	0.1071	0.0585	0.0716	0.0316	0.0284	0.0094
Supt_{α_2}	0.4065	0.2392	0.6532	0.4300	0.6492	0.4235
Meant_{α_2}	0.4875	0.3197	0.7550	0.5745	0.7778	0.5958

ESTIMACIÓN DEL PUNTO DE CORTE.

	$\rho_1=1, \rho_2=.8, \mu_1=.5, \mu_2=0$							
	T=500		T=250		T=100		T=50	
	90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
Nsupt_{γ_1}	0.8454 (0.0339)	0.8454 (0.0354)	0.8189 (0.1317)	0.8211 (0.1268)	0.7332 (0.2242)	0.7398 (0.2214)	0.6577 (0.2202)	0.6553 (0.2168)
Nsupt_{γ_2}	0.4781 (0.0526)	0.4781 (0.0526)	0.4247 (0.0976)	0.4252 (0.0976)	0.3925 (0.1215)	0.3941 (0.1174)	0.4225 (0.1399)	0.4197 (0.1348)
Nsupt_{α_1}	0.9917 (0.0156)	0.9919 (0.095)	0.9820 (0.0550)	0.9839 (0.0402)	0.9470 (0.1442)	0.9548 (0.1255)	0.8952 (0.1955)	0.9038 (0.1825)
Nsupt_{α_2}	0.4682 (0.0876)	0.4682 (0.0876)	0.3950 (0.1407)	0.3953 (0.1406)	0.3466 (0.1573)	0.3484 (0.1553)	0.3593 (0.1722)	0.3555 (0.1652)

	$\rho_1=1, \rho_2=.8, \mu_1=1, \mu_2=0$							
	T=500		T=250		T=100		T=50	
	90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
Nsupt_{γ_1}	0.8480 (0.0052)	0.8484 (0.0049)	0.8498 (0.0180)	0.8504 (0.0077)	0.8263 (0.1222)	0.8303 (0.1142)	0.7445 (0.2084)	0.7291 (0.2178)
Nsupt_{γ_2}	0.5038 (0.0255)	0.5038 (0.0255)	0.4840 (0.0745)	0.4842 (0.0740)	0.4303 (0.1184)	0.4366 (0.1159)	0.4200 (0.1222)	0.4247 (0.1196)
Nsupt_{α_1}	0.9935 (0.0076)	0.9936 (0.0076)	0.9900 (0.0121)	0.9903 (0.0119)	0.9809 (0.0356)	0.9819 (0.0330)	0.9645 (0.0872)	0.9667 (0.0820)
Nsupt_{α_2}	0.5041 (0.0345)	0.5041 (0.0345)	0.4635 (0.1235)	0.4636 (0.1234)	0.3842 (0.1659)	0.3919 (0.1640)	0.3617 (0.1611)	0.3676 (0.1597)

		$\rho_1=1, \rho_2=.8, \mu_1=2, \mu_2=0$							
		T=500		T=250		T=100		T=50	
		90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
Nsupt_{γ_1}		0.5720	0.0180	0.8512	0.8504	0.7702	0.7700	0.7090	0.6853
		(0.4798)	(0.0000)	(0.0056)	(0.0022)	(0.2070)	(0.2310)	(0.2161)	(0.2288)
Nsupt_{γ_2}		0.5103	0.5103	0.5195	0.5194	0.5132	0.5178	0.4753	0.4821
		(0.0227)	(0.0227)	(0.0435)	(0.0431)	(0.0921)	(0.0817)	(0.1150)	(0.1039)
Nsupt_{α_1}		0.9920	0.9919	0.9889	0.9902	0.9814	0.9829	0.9693	0.9717
		(0.0082)	(0.0082)	(0.0122)	(0.0109)	(0.0213)	(0.0197)	(0.0540)	(0.0475)
Nsupt_{α_2}		0.5111	0.5111	0.5209	0.0260	0.4972	0.5086	0.4306	0.4490
		(0.0238)	(0.0238)	(0.0519)	(0.0002)	(0.1311)	(0.1136)	(0.1604)	(0.1475)

TABLA III.7

T=500

	$\rho_1=\rho_2=.95, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=\rho_2=.8, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=\rho_2=.5, \mu_1=\mu_2=0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.7046	0.5602	0.9346	0.8886	0.9194	0.8636
Supt_{γ_1}	0.5206	0.3614	0.9954	0.9878	1.0000	1.0000
Meant_{γ_1}	0.6484	0.4754	0.9910	0.9730	0.9968	0.9882
Supt_{γ_2}	0.3830	0.2412	0.9892	0.9652	1.0000	1.0000
Meant_{γ_2}	0.7074	0.55430	0.9968	0.9904	0.9988	0.9962
Supt_{α_1}	0.4858	0.3442	0.9128	0.8390	0.9014	0.8392
Meant_{α_1}	0.5942	0.4206	0.9366	0.8654	0.8630	0.7728
Supt_{α_2}	0.3522	0.2154	0.8518	0.7606	0.8366	0.7610
Meant_{α_2}	0.6522	0.4720	0.9618	0.9100	0.9080	0.8330

T=250

	$\rho_1=\rho_2=.95, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=\rho_2=.8, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=\rho_2=.5, \mu_1=\mu_2=0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.3767	0.2383	0.8102	0.7184	0.8362	0.7699
Supt_{γ_1}	0.2562	0.1482	0.8458	0.7210	0.9959	0.9874
Meant_{γ_1}	0.3133	0.1856	0.8639	0.7577	0.9565	0.9171
Supt_{γ_2}	0.2030	0.1162	0.7498	0.5958	0.9878	0.9680
Meant_{γ_2}	0.3671	0.2276	0.9120	0.8255	0.9850	0.9597
Supt_{α_1}	0.2178	0.1209	0.6645	0.5367	0.7562	0.6735
Meant_{α_1}	0.2761	0.1449	0.6796	0.5052	0.6715	0.5199
Supt_{α_2}	0.1755	0.0907	0.5553	0.4122	0.6901	0.5857
Meant_{α_2}	0.3129	0.1825	0.7473	0.5992	0.7432	0.6101

T=100

	$\rho_1=\rho_2=.95, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=\rho_2=.8, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=\rho_2=.5, \mu_1=\mu_2=0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.1615	0.0852	0.3918	0.2572	0.5463	0.4261
Supt_{γ_1}	0.1449	0.0779	0.3498	0.2135	0.7021	0.5411
Meant_{γ_1}	0.1584	0.0825	0.3910	0.2485	0.6597	0.5130
Supt_{γ_2}	0.1270	0.0653	0.2736	0.1633	0.6005	0.4386
Meant_{γ_2}	0.1704	0.0945	0.4505	0.3065	0.7312	0.5964
Supt_{α_1}	0.1206	0.0622	0.2321	0.1305	0.3760	0.2592
Meant_{α_1}	0.1339	0.0677	0.2210	0.1163	0.2385	0.1342
Supt_{α_2}	0.1062	0.0537	0.1704	0.0932	0.2774	0.1792
Meant_{α_2}	0.1385	0.0712	0.2525	0.1436	0.2799	0.1704

T=50

	$\rho_1=\rho_2=.95, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=\rho_2=.8, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=\rho_2=.5, \mu_1=\mu_2=0$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.1158	0.0600	0.1775	0.0998	0.2761	0.1717
Supt_{γ_1}	0.1237	0.0648	0.1956	0.1085	0.3623	0.2450
Meant_{γ_1}	0.1304	0.0693	0.2127	0.1186	0.3625	0.2337
Supt_{γ_2}	0.1152	0.0575	0.1729	0.0944	0.2999	0.1802
Meant_{γ_2}	0.1319	0.0699	0.2401	0.1449	0.4147	0.2852
Supt_{α_1}	0.1070	0.0542	0.1319	0.0663	0.1766	0.0954
Meant_{α_1}	0.1104	0.0537	0.1211	0.0563	0.1125	0.0500
Supt_{α_2}	0.1016	0.0499	0.1172	0.0566	0.1321	0.0648
Meant_{α_2}	0.1145	0.0576	0.1400	0.0733	0.1384	0.0732

ESTIMACIÓN DEL PUNTO DE CORTE.

		$\rho_1=.95, \rho_2=.95, \mu_1=0, \mu_2=0$							
		T=500		T=250		T=100		T=50	
		90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
Nsupt_{γ_1}		0.6531	0.6607	0.5989	0.6035	0.5734	0.5748	0.5903	0.5961
		(0.1970)	(0.1935)	(0.2114)	(0.2108)	(0.1999)	(0.1951)	(0.1824)	(0.1775)
Nsupt_{γ_2}		0.3964	0.3848	0.4611	0.4550	0.5066	0.5054	0.5290	0.5174
		(0.1816)	(0.1762)	(0.1972)	(0.1963)	(0.1908)	(0.1906)	(0.1728)	(0.1710)
Nsupt_{α_1}		0.8389	0.8505	0.7427	0.7531	0.6745	0.6805	0.6924	0.6956
		(0.2276)	(0.2176)	(0.2681)	(0.2662)	(0.2711)	(0.2657)	(0.2520)	(0.2473)
Nsupt_{α_2}		0.2475	0.2305	0.3595	0.3475	0.4185	0.4118	0.4226	0.4090
		(0.2243)	(0.2136)	(0.2468)	(0.2406)	(0.2391)	(0.2371)	(0.2203)	(0.2157)

		$\rho_1=.8, \rho_2=.8, \mu_1=0, \mu_2=0$							
		T=500		T=250		T=100		T=50	
		90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
Nsupt_{γ_1}		0.6411	0.6416	0.6409	0.6462	0.6023	0.6045	0.5904	0.5924
		(0.1546)	(0.1545)	(0.1676)	(0.1665)	(0.1817)	(0.1786)	(0.1756)	(0.1755)
Nsupt_{γ_2}		0.3787	0.3778	0.3958	0.3923	0.4624	0.4581	0.5115	0.5084
		(0.1406)	(0.1409)	(0.1533)	(0.1526)	(0.1672)	(0.1642)	(0.1667)	(0.1638)
Nsupt_{α_1}		0.8945	0.9096	0.8932	0.9119	0.8192	0.8357	0.7556	0.7631
		(0.1935)	(0.1793)	(0.1875)	(0.1669)	(0.2386)	(0.2285)	(0.2534)	(0.2526)
Nsupt_{α_2}		0.1518	0.1322	0.1795	0.1588	0.2876	0.2696	0.3752	0.3663
		(0.1871)	(0.1738)	(0.1861)	(0.1709)	(0.2123)	(0.2041)	(0.2154)	(0.2093)

		$\rho_1=.5, \rho_2=.5, \mu_1=0, \mu_2=0$							
		T=500		T=250		T=100		T=50	
		90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
Nsupt_{γ_1}		0.5814	0.5814	0.5939	0.5944	0.5867	0.5885	0.5869	0.5883
		(0.1305)	(0.1305)	(0.1416)	(0.1417)	(0.1546)	(0.1545)	(0.1579)	(0.1579)
Nsupt_{γ_2}		0.4307	0.4307	0.4244	0.4243	0.4649	0.4649	0.5059	0.5062
		(0.1213)	(0.1213)	(0.1295)	(0.1294)	(0.1399)	(0.1384)	(0.1443)	(0.1436)
Nsupt_{α_1}		0.8966	0.9114	0.9128	0.9283	0.8945	0.9147	0.8372	0.8512
		(0.1983)	(0.1851)	(0.1761)	(0.1585)	(0.1890)	(0.1675)	(0.2242)	(0.2134)
Nsupt_{α_2}		0.1250	0.1090	0.1372	0.1163	0.2013	0.1840	0.2980	0.2889
		(0.1813)	(0.1680)	(0.1736)	(0.1555)	(0.1806)	(0.1685)	(0.1910)	(0.1889)

TABLA III.8

T=500

	$\rho_1=.7, \rho_2=.9, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=.9, \rho_2=.7, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=\rho_2=.8, \mu_1=0, \mu_2=1$		$\rho_1=\rho_2=.8, \mu_1=0, \mu_2=2$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.8800	0.8086	0.8996	0.8344	0.2796	0.0736	0.0000	0.0000
Supt_{γ_1}	1.0000	0.9998	0.8450	0.7388	0.9920	0.9732	0.9922	0.9772
Meant_{γ_1}	0.9996	0.9974	0.8650	0.7612	0.9270	0.7894	0.4446	0.1976
Supt_{γ_2}	0.6548	0.4780	1.0000	0.9994	0.9890	0.9572	1.0000	0.9998
Meant_{γ_2}	0.8792	0.7826	1.0000	1.0000	0.9764	0.9216	0.9084	0.7386
Supt_{α_1}	0.9996	0.9858	0.7346	0.5552	0.6172	0.2602	0.8560	0.5336
Meant_{α_1}	0.9958	0.9848	0.5495	0.3744	0.5712	0.3220	0.0774	0.0134
Supt_{α_2}	0.5260	0.4354	0.9994	0.9934	0.6642	0.5002	0.9950	0.9806
Meant_{α_2}	0.5216	0.3540	0.9998	0.9988	0.7872	0.5754	0.6036	0.3086

T=250

	$\rho_1=.7, \rho_2=.9, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=.9, \rho_2=.7, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=\rho_2=.8, \mu_1=0, \mu_2=1$		$\rho_1=\rho_2=.8, \mu_1=0, \mu_2=2$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.6698	0.5448	0.7301	0.6140	0.0491	0.0100	0.0000	0.0000
Supt_{γ_1}	0.9725	0.9280	0.4744	0.3217	0.7257	0.5684	0.6870	0.5275
Meant_{γ_1}	0.9428	0.8797	0.5472	0.3894	0.4546	0.2390	0.0841	0.0182
Supt_{γ_2}	0.2796	0.1706	0.9657	0.9152	0.7683	0.6168	0.9830	0.9537
Meant_{γ_2}	0.5582	0.4101	0.9874	0.9632	0.6840	0.4679	0.5512	0.2838
Supt_{α_1}	0.8978	0.7945	0.4405	0.3195	0.2558	0.1381	0.4836	.3255
Meant_{α_1}	0.8772	0.7615	0.2718	0.1421	0.1654	0.0545	0.0089	0.0010
Supt_{α_2}	0.2184	0.1395	0.9006	0.8018	0.3693	0.2289	0.9406	0.8708
Meant_{α_2}	0.2438	0.1340	0.9601	0.9005	0.3607	0.1705	0.2571	0.0861

T=100

	$\rho_1=.7, \rho_2=.9, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=.9, \rho_2=.7, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=\rho_2=.8, \mu_1=0, \mu_2=1$		$\rho_1=\rho_2=.8, \mu_1=0, \mu_2=2$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.2698	0.1662	0.3749	0.2427	0.0086	0.0019	0.0000	0.0000
Supt_{γ_1}	0.5190	0.3576	0.1965	0.1104	0.2253	0.1234	0.1674	0.0889
Meant_{γ_1}	0.5016	0.3365	0.2455	0.1454	0.0791	0.0259	0.0067	0.0014
Supt_{γ_2}	0.1281	0.0669	0.5108	0.3486	0.3118	0.1903	0.6828	0.5255
Meant_{γ_2}	0.2244	0.1351	0.6622	0.5025	0.1701	0.0689	0.1290	0.0414
Supt_{α_1}	0.3544	0.2160	0.1601	0.0917	0.0944	0.0442	0.1895	0.1004
Meant_{α_1}	0.3602	0.2125	0.1206	0.0619	0.0292	0.084	0.0022	0.0004
Supt_{α_2}	0.0690	0.0338	0.3898	0.2477	0.1683	0.0950	0.6947	0.5452
Meant_{α_2}	0.0764	0.0357	0.5360	0.3726	0.0764	0.0255	0.0794	0.0208

T=50

	$\rho_1=.7, \rho_2=.9, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=.9, \rho_2=.7, \mu_1=\mu_2=0$		$\rho_1=\rho_2=.8, \mu_1=0, \mu_2=1$		$\rho_1=\rho_2=.8, \mu_1=0, \mu_2=2$	
	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %	90 %	95 %
ADF	0.1386	0.0747	0.2088	0.1160	0.0095	0.0032	0.0001	0.0000
Supt_{γ_1}	0.2619	0.1513	0.1461	0.0765	0.1154	0.0570	0.0708	0.0319
Meant_{γ_1}	0.2545	0.1452	0.1694	0.0930	0.0447	0.0169	0.0032	0.0008
Supt_{γ_2}	0.1110	0.0580	0.2632	0.1494	0.1782	0.0951	0.3049	0.1810
Meant_{γ_2}	0.1505	0.0842	0.3529	0.2183	0.0732	0.0274	0.0417	0.0107
Supt_{α_1}	0.1767	0.0933	0.1063	0.0538	0.0746	0.0357	0.1120	0.0567
Meant_{α_1}	0.1586	0.0741	0.0974	0.0482	0.0256	0.0086	0.0021	0.0006
Supt_{α_2}	0.0626	0.0284	0.2014	0.1061	0.1272	0.0620	0.3803	0.2334
Meant_{α_2}	0.0613	0.0279	0.2749	0.1607	0.0481	0.0166	0.0445	0.0114

ESTIMACIÓN DEL PUNTO DE CORTE.

		$\rho_1=.7, \rho_2=.9, \mu_1=0, \mu_2=0$							
		T=500		T=250		T=100		T=50	
		90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
Nsupt_{γ_1}		0.5392 (0.0808)	0.5392 (0.0808)	0.5628 (0.1196)	0.5629 (0.1188)	0.5843 (0.1536)	0.5866 (0.1523)	0.5911 (0.1616)	0.5915 (0.1615)
Nsupt_{γ_2}		0.3181 (0.1658)	0.3050 (0.1615)	0.3831 (0.1923)	0.3726 (0.1888)	0.5160 (0.1843)	0.5122 (0.1841)	0.5421 (0.1701)	0.5417 (0.1680)
Nsupt_{α_1}		0.5959 (0.1641)	0.5966 (0.1639)	0.6317 (0.1922)	0.6350 (0.1919)	0.6614 (0.2242)	0.6679 (0.2236)	0.6768 (0.2358)	0.6765 (0.2364)
Nsupt_{α_2}		0.0341 (0.0525)	0.0316 (0.0429)	0.0858 (0.1444)	0.0695 (0.1129)	0.2794 (0.2576)	0.2536 (0.2443)	0.3723 (0.2337)	0.3750 (0.2345)

		$\rho_1=.9, \rho_2=.7, \mu_1=0, \mu_2=0$							
		T=500		T=250		T=100		T=50	
		90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
Nsupt_{γ_1}		0.7224 (0.1652)	0.7322 (0.1613)	0.7053 (0.1845)	0.7125 (0.1816)	0.6223 (0.2005)	0.6251 (0.1966)	0.6099 (0.1816)	0.6126 (0.1772)
Nsupt_{γ_2}		0.4546 (0.0799)	0.4547 (0.0799)	0.4355 (0.1098)	0.4363 (0.1091)	0.4461 (0.1426)	0.4468 (0.1408)	0.4885 (0.1562)	0.4858 (0.1535)
Nsupt_{α_1}		0.9918 (0.0483)	0.9935 (0.0381)	0.9782 (0.0912)	0.9838 (0.0730)	0.9025 (0.2024)	0.9138 (0.1887)	0.8320 (0.295)	0.8500 (0.2160)
Nsupt_{α_2}		0.3968 (0.1433)	0.3970 (0.1431)	0.3695 (0.1596)	0.3685 (0.1599)	0.3572 (0.1807)	0.3536 (0.1795)	0.3802 (0.1917)	0.3751 (0.1876)

$\rho_1=.8, \rho_2=.8, \mu_1=0, \mu_2=1$								
	T=500		T=250		T=100		T=50	
	90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
Nsupt_{γ_1}	0.5062 (0.0199)	0.5064 (0.0190)	0.5082 (0.0473)	0.5088 (0.0449)	0.5153 (0.0916)	0.5167 (0.0875)	0.5488 (0.1172)	0.5484 (0.1162)
Nsupt_{γ_2}	0.5027 (0.0154)	0.5029 (0.0149)	0.5124 (0.0395)	0.5125 (0.0362)	0.5412 (0.0683)	0.5402 (0.0629)	0.5805 (0.0899)	0.5780 (0.0859)
Nsupt_{α_1}	0.4765 (0.0608)	0.4757 (0.0553)	0.4592 (0.0892)	0.4563 (0.0890)	0.4399 (0.1225)	0.4324 (0.1188)	0.4750 (0.1474)	0.4722 (0.1442)
Nsupt_{α_2}	0.5057 (0.0418)	0.5057 (0.0382)	0.5157 (0.0589)	0.5159 (0.0545)	0.5381 (0.0835)	0.5376 (0.0781)	0.5683 (0.1064)	0.5655 (0.0997)

$\rho_1=.8, \rho_2=.8, \mu_1=0, \mu_2=2$								
	T=500		T=250		T=100		T=50	
	90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
Nsupt_{γ_1}	0.5031 (0.0124)	0.5032 (0.0123)	0.4949 (0.0456)	0.4955 (0.0445)	0.4668 (0.0859)	0.4680 (0.0847)	0.4811 (0.0953)	0.4814 (0.0893)
Nsupt_{γ_2}	0.5023 (0.0034)	0.5023 (0.034)	0.5057 (0.0127)	0.5058 (0.0124)	0.5200 (0.0342)	0.5192 (0.0312)	0.5461 (0.0586)	0.5436 (0.0537)
Nsupt_{α_1}	0.4816 (0.0462)	0.4819 (0.0448)	0.4685 (0.0679)	0.4690 (0.0664)	0.4509 (0.0907)	0.4514 (0.0904)	0.4615 (0.0932)	0.4652 (0.0900)
Nsupt_{α_2}	0.5018 (0.0115)	0.5019 (0.0115)	0.5051 (0.0173)	0.5052 (0.0171)	0.5180 (0.0328)	0.5173 (0.0299)	0.5453 (0.0580)	0.5429 (0.0538)

Capítulo IV

Análisis comparativo de 3 estadísticos para la contrastación de inestabilidad paramétrica en relaciones de cointegración

IV.1.- INTRODUCCIÓN

El análisis de la estabilidad paramétrica (cambios estructurales) debe constituir parte integral de cualquier estudio de series temporales que considere períodos suficientemente amplios. Una práctica habitual consiste en estimar el modelo en diferentes submuestras, o bien estimarlo recursivamente, con objeto de comparar el comportamiento de los valores estimados en el tiempo. Un análisis más formal del problema requiere la aplicación de contrastes específicos para la estabilidad paramétrica, la mayor parte de los cuales han sido diseñados para operar en contextos estacionarios. Sin embargo, la mayoría de las series económicas son integradas de orden 1 o superior, con lo que la relación entre estas variables tiene dos posibles dimensiones, de corto y de largo plazo, esta última llamada habitualmente la relación de cointegración. Es precisamente en el contexto del largo plazo donde el problema de la inestabilidad paramétrica se manifiesta más frecuentemente.

Un aspecto relevante en el contraste de la inestabilidad paramétrica es la propia caracterización de esta inestabilidad. La inestabilidad puede ser resultado de la evolución más o menos suave de los parámetros en el tiempo, o de cambios más o menos bruscos en fechas precisas. El tratamiento del primer caso es difícil, y generalmente suele confundirse con la falta de cointegración entre las variables (inestabilidad de tipo no estacionario). En el segundo caso, el más frecuentemente tratado en la literatura, se presentan dos posibles escenarios; que se conozca o que no se conozca la localización exacta de los posibles puntos de corte. Mientras que la teoría estadística para contrastar cambios estructurales en fechas conocidas está bastante desarrollada, tanto en contextos estacionarios como no estacionarios, la teoría para los casos con punto de corte desconocido lo está mucho menos. La práctica habitual consiste en calcular estadísticos para todos los posibles puntos de corte en una muestra, y seleccionar el supremo o la media de todos ellos. En general, la distribución asintótica de estos contrastes es compleja, y se recurre a su tabulación empírica mediante simulaciones de Monte Carlo.

En el presente capítulo se comparan los comportamientos de 3 estadísticos recientemente desarrollados para la contrastación de inestabilidad paramétrica en regresiones con variables cointegradas. Estos 3 estadísticos han sido propuestos por

Hansen (1992), **H**, Hansen y Johansen (1993), **HJ**, y Hansen y Gregory (1996), **HG**. Todos tienen en común en su hipótesis nula el desconocimiento del posible punto de corte, y son calculados como el supremo (o la media) de un mismo estadístico aplicado a todos los puntos de corte posibles. La distribución asintótica de los estadísticos **H** y **HG** está tabulada en los trabajos originales, sin embargo, Hansen y Johansen sólo derivan la distribución teórica del estadístico **HJ** para el caso con punto de corte conocido, por lo que ha sido necesario tabular previamente la distribución asintótica para el supremo del estadístico **HJ**.

El análisis de simulación pretende obtener información acerca de la potencia de cada uno de los contrastes, así como de las posibles distorsiones en su tamaño nominal para muestras pequeñas. En las simulaciones consideramos 4 posibles escenarios: 1) ausencia de cointegración (sin cambio estructural), 2) cointegración sin cambio estructural, 3) cointegración con un sólo cambio estructural, y 4) cointegración con más de un cambio estructural. La razón para considerar estas 4 alternativas reside en que los contrastes considerados no mantienen la misma hipótesis nula. Por una parte, los estadísticos **H** y **HJ** contrastan la hipótesis nula de cointegración sin cambio estructural. Por tanto, si interpretamos ausencia de cointegración como un caso especial de inestabilidad paramétrica en regresiones cointegradas, es importante conocer la potencia relativa de los contrastes frente a las dos posibles alternativas de ausencia de cointegración y de cointegración con cambio estructural. De manera análoga, el estadístico **HG** contrasta la hipótesis nula de ausencia de cointegración, por lo que es posible que el rechazo de la hipótesis nula se produzca tanto por la existencia de cointegración, como en el estadístico de Dickey-Fuller tradicional, como por la existencia de cambios estructurales.

Por motivos que aparecerán más claros posteriormente, en modelos con un sólo cambio estructural consideramos tres posibles localizaciones del punto de corte τT , $\tau = .25, .5$ y $.9$, donde T es el tamaño muestral. Es decir, cambios al principio, en la mitad y al final de la muestra, fuera del rango de posibles puntos de corte considerados. Un problema frecuente que puede afectar el comportamiento de los estadísticos propuestos es la presencia de más de un cambio estructural en la muestra. Para analizar las consecuencias de este fenómeno se consideran dos modelos adicionales, con dos cambios estructurales localizados en $\tau_1 = .33$ y $\tau_2 = .66$. En el primer modelo el segundo cambio revierte a la

situación inicial, mientras que en el segundo modelo el segundo cambio acentúa el primero.

El valor supremo de los estadísticos corresponde a una observación determinada, cuya posición en la muestra puede interpretarse, en el caso de un sólo punto de corte, como una estimación de éste. Por tanto, en las simulaciones también obtenemos información acerca del sesgo y precisión en este estimador potencial del punto de corte. En particular, cada vez que un estadístico rechaza la hipótesis nula almacenamos la posición, τ , de la observación a la que corresponde el supremo, y al final de las iteraciones calculamos la media y la desviación típica de estos indicadores del punto de corte. Es de particular interés conocer el carácter del sesgo en este estimador del punto de corte cuando hay más de un cambio estructural, ya que es habitual utilizar la información sobre la fecha de cambio para subdividir la muestra en subperiodos más estables.

La organización del capítulo es la siguiente. En la sección IV.2 se expone el modelo que caracteriza al PGD. La descripción de los contrastes utilizados y de las simulaciones realizadas aparecen en las secciones IV.3. y IV.4 respectivamente. En la sección IV.5 se analizan los resultados y, finalmente en la sección IV.6 y en el apéndice IV.1 se recogen respectivamente las principales conclusiones y se tabulan los resultados de las simulaciones.

IV.2.- EL MODELO

El proceso de generación de datos utilizado en el análisis de simulación es similar al empleado en muchos otros trabajos en la literatura, como Banerjee et al. (1986), Engle y Granger (1987), Phillips y Hansen (1990) y Gonzalo (1994). Se trata de un modelo bivalente, con variables X e Y que satisfacen,

$$\begin{aligned} Y_t - \beta X_t &= Z_t \\ \alpha_1 Y_t - \alpha_2 X_t &= W_t, \end{aligned} \quad (IV.1)$$

donde

$$\begin{aligned} Z_t &= \rho Z_{t-1} + \epsilon_{zt} \\ W_t &= W_{t-1} + \epsilon_{wt}, \end{aligned} \quad (IV.2)$$

y

$$\begin{pmatrix} \epsilon_{zt} \\ \epsilon_{wt} \end{pmatrix} \sim \text{iid } \mathbf{N} \left[\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & \theta\sigma \\ \theta\sigma & \sigma^2 \end{pmatrix} \right]. \quad (IV.3)$$

β es el coeficiente de cointegración, ρ es el coeficiente de correlación en las desviaciones temporales del equilibrio a largo plazo Z_t , $\theta = \text{corr}(\epsilon_{zt}, \epsilon_{wt})$, es el coeficiente de correlación entre las perturbaciones en el componente transitorio Z_t (cuya varianza se normaliza a 1) y las perturbaciones en la tendencia común (componente no estacionario) W_t , y donde σ se puede interpretar como la escala relativa de ϵ_{wt} con respecto a ϵ_{zt} . Si $\alpha_1 \neq 0$, X_t será endógena con respecto a β .

El sistema (1)-(2) también puede ser expresado en forma de modelo de corrección de error (MCE),

$$\begin{pmatrix} \Delta Y_t \\ \Delta X_t \end{pmatrix} = - \begin{pmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \end{pmatrix} Z_{t-1} + \begin{pmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \end{pmatrix}, \quad (IV.4)$$

donde

$$\begin{aligned} \gamma_1 &= (\rho - 1) \frac{\alpha_2}{d}, & \gamma_2 &= (\rho - 1) \frac{\alpha_1}{d}, \\ u_{1t} &= \frac{1}{d} (\beta \epsilon_{wt} - \alpha_2 \epsilon_{zt}), & u_{2t} &= \frac{1}{d} (\epsilon_{wt} - \alpha_1 \epsilon_{zt}), \end{aligned} \quad (IV.5)$$

y $d = (\alpha_1 \beta - \alpha_2)$ es el determinante del sistema (1). Nótese que $\alpha_1 > 0$ y $\alpha_2 < 0$ garantizan que $\gamma_1 > 0$ y $\gamma_2 < 0$, con lo que tanto la dinámica de Y como la de X contienen un mecanismo de corrección del error.

Para generar variables cointegradas bajo el supuesto de cambio estructural en la fecha τT , generamos primero T observaciones de las variables fundamentales Z_t y W_t según (IV.2) y (IV.3), ya que en ellas no interviene el parámetro β , y seguidamente obtenemos los valores de X e Y invirtiendo (IV.1),

$$X_t = \frac{W_t - \alpha_1 Z_t}{\alpha_1 \beta_t - \alpha_2}, \quad Y_t = \frac{\beta_t W_t - \alpha_2 Z_t}{\alpha_1 \beta_t - \alpha_2}, \quad \begin{aligned} \beta_t &= \beta_1, & t &= 1, \dots, \tau T \\ \beta_t &= \beta_2, & t &= \tau T + 1, \dots, T \end{aligned} \quad (IV.6)$$

Nótese que γ_1 y γ_2 las velocidades de ajuste hacia el equilibrio, y u_1 y u_2 , las perturbaciones del MCE, dependen de β_t . Por tanto, en el MCE las respuestas de X_t e Y_t a las desviaciones temporales del equilibrio (Z_{t-1}) y la matriz de varianzas y covarianzas de las perturbaciones u_{1t} y u_{2t} variarán con β_t (habrá por tanto heterocedasticidad bajo el supuesto de cambio estructural). Para limitar el efecto de este problema en nuestras simulaciones, imponemos la restricción $\alpha_1 = 0$ (exogeneidad de X), con lo que ahora sólo u_{1t} (y por tanto Y_t) dependerán del valor del coeficiente de cointegración β_t . Por tanto, el modelo de referencia en nuestras simulaciones tiene la siguiente parametrización: $\gamma_1 = 1 - \rho$, $\gamma_2 = 0$, $X_t = -W_t / \alpha_2$ e $Y_t = Z_t - \beta_t W_t / \alpha_2$.

El modelo descrito en las ecuaciones (IV.2), (IV.3) y (IV.6), permite generar datos bajo las 4 hipótesis de interés. Series no cointegradas de X e Y se pueden obtener bajo las restricciones paramétricas $\rho = 1$ y $\beta_t = \beta_1$ ($t = 1, \dots, T$). Series cointegradas de X e Y sin cambio estructural se pueden obtener bajo las restricciones paramétricas $\rho < 1$ y $\beta_t = \beta_1$ ($t = 1, \dots, T$). Series cointegradas de X e Y con un cambio estructural en la fecha τT se pueden obtener bajo las restricciones paramétricas $\rho < 1$, $\beta_t = \beta_1$ ($t = 1, \dots, \tau T$) y $\beta_t = \beta_2$ ($t = \tau T + 1, \dots, T$). Finalmente, series cointegradas de X e Y con dos cambios estructurales en las fechas, $\tau_1 T$ y $\tau_2 T$, se pueden obtener bajo las restricciones paramétricas $\rho < 1$, $\beta_t = \beta_1$ ($t = 1, \dots, \tau_1 T$), $\beta_t = \beta_2$ ($t = \tau_1 T + 1, \dots, \tau_2 T$) y $\beta_t = \beta_3$ ($t = \tau_2 T + 1, \dots, T$).

IV.3.- DESCRIPCIÓN DE LOS CONTRASTES

IV.3.1. EL CONTRASTE DE HANSEN

Hansen (1992) considera el modelo $y_t = \beta_t x_t + u_{1t}$, donde $x_t = x_{t-1} + u_{2t}$, y , u_{1t} y u_{2t} , son procesos estacionarios en sentido débil, proponiendo el siguiente contraste de inestabilidad paramétrica,

$$F_{Tt} = \text{vec}(S_{Tt})' (\hat{\Omega}_{1,2} \otimes V_{Tt})^{-1} \text{vec}(S_{Tt}) = \text{tr}\{S_{Tt}' V_{Tt}^{-1} S_{Tt} \hat{\Omega}_{1,2}^{-1}\} \tag{IV.7}$$

tal que,

$$S_{Tt} = \sum_{i=1}^t \hat{s}_i, \tag{IV.8}$$

$$V_{Tt} = M_{Tt} - M_{Tt} M_{Tt}^{-1} M_{Tt}, \tag{IV.9}$$

$$M_{Tt} = \sum_{i=1}^t x_i x_i', \tag{IV.10}$$

donde \hat{s}_i son los "scores", $\mathbf{x}_i \hat{\mathbf{u}}_i$, obtenidos a partir del estimador de Phillips y Hansen (1990) ("fully modified estimator"), corregidos del posible sesgo por endogeneidad de los regresores, y $\hat{\Omega}_{1,2}$ es una estimación semiparamétrica [Andrews y Monahan (1992)] de la llamada varianza a largo plazo de u_{1t} condicionada a u_{2t} ,

$$\Omega = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^T \mathbf{E}[u_j u_t'] . \tag{IV.11}$$

Nótese que $\sum_1^T \hat{s}_i = 0$. Para el caso en que el punto de corte es desconocido, Hansen propone los contrastes,

$$\begin{aligned} \mathbf{SupF} &= \sup_{vT \in \mathfrak{S}} F_{Tt} \\ \mathbf{MeanF} &= \frac{1}{\delta T} \sum_{vT \in \mathfrak{S}} F_{Tt} , \end{aligned} \tag{IV.12}$$

donde \mathfrak{S} es un subconjunto compacto del intervalo (0,1). Hansen sugiere considerar los estadísticos F_{Tt} en el intervalo $\mathfrak{S} = [.15, .85]$ ($\delta = .7$), para evitar las distorsiones inducidas por puntos de corte próximos a los extremos de la muestra. La observación asociada a **SupF**, **NsupF**, puede interpretarse como un indicador del posible punto de corte. Hansen mantiene que el estadístico **SupF** tiene potencia contra cambios estructurales en fecha desconocida, mientras que el estadístico **MeanF** la tiene frente a cambios continuos o inestabilidad paramétrica de tipo no estacionario. La distribución asintótica de ambos contrastes es desconocida y se hace preciso tabularla empíricamente.

El estadístico F_{Tt} es análogo al contraste clásico de Chow, donde se estima el parámetro β para dos submuestras, y se verifica su igualdad mediante un contraste de Wald que utiliza estimaciones de la varianza obtenidas a partir de la muestra completa. De las expresiones del estadístico es fácil derivar que,

$$\mathbf{M}_{Tt}^{-1} \mathbf{S}_{Tt} = \left(\sum_{i=1}^t \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i' \right)^{-1} \sum_{i=1}^t \mathbf{x}_i \hat{\mathbf{u}}_i = \hat{\beta}_t - \hat{\beta} . \tag{IV.13}$$

Es decir, el estadístico F_{Tt} es equivalente a un contraste de Wald que verifica la igualdad entre $\hat{\beta}_t$, el estimador corregido para la muestra parcial (1, t), y $\hat{\beta}$, el estimador corregido para la muestra completa. Por lo tanto, se trata de un método de contraste recursivo, que como se demuestra en las simulaciones tiende a tener mejor potencia asintótica para puntos de corte al principio de la muestra.

VI.3.2. EL CONTRASTE DE HANSEN Y JOHANSEN

El contraste de inestabilidad paramétrica de Hansen y Johansen (1993), es un contraste recursivo aplicable al procedimiento máximo verosímil de estimación de vectores de cointegración propuesto por Johansen (1988, 1991). El contraste de Hansen y Johansen no examina directamente la estabilidad de los parámetros, sino la de los autovalores asociados al llamado modelo de corrección del error (MCE), que miden la correlación canónica entre el vector de variables en niveles y el vector de variables en primeras diferencias (los vectores de cointegración se derivan de los autovectores asociados a dichos autovalores).

Un vector X con p variables $I(1)$, cuya dinámica viene definida por un VAR de orden k , tiene la siguiente representación en forma de MCE,

$$\Delta X_t = \alpha \beta' X_{t-1} + \Lambda Z_t + \epsilon_t \quad t=1, \dots, T, \quad (\text{IV.14})$$

donde

$$Z_t = (\Delta X_{t-1}, \dots, \Delta X_{t-k+1}, D_p, 1)', \quad \Lambda = (\Lambda_1, \dots, \Lambda_{k-1}, \Psi), \quad (\text{IV.15})$$

siendo D un conjunto de variables ficticias (estacionales), β el vector de cointegración y α el vector de coeficientes de ajuste (que miden la velocidad de respuesta de las diferentes variables (endógenas) frente a desviaciones temporales de la relación a largo plazo representada por β).

Regresando ΔX_t y X_{t-1} sobre Z_t , se obtienen los residuos R_{0t} y R_{1t} . Hansen y Johansen proponen fijar la dinámica a corto plazo del sistema, con lo que el análisis se efectúa exclusivamente a partir de estas variables filtradas. A partir de estos residuos, se definen las matrices de momentos $S_{ij} = \sum R_{it}R_{jt}'$, que van a permitir determinar los autovalores y autovectores asociados,

$$1 > \hat{\lambda}_1 > \dots > \hat{\lambda}_p > 0, \quad \hat{V} = (\hat{v}_1, \dots, \hat{v}_p), \quad (IV.16)$$

como resultado de resolver la ecuación,

$$|\lambda S_{11} - S_{10}S_{00}^{-1}S_{01}| = 0. \quad (IV.17)$$

Finalmente, estos autovalores y autovectores permiten estimar la matriz de vectores de cointegración, β , y determinar su rango, r , a partir de los estadísticos propuestos por Johansen.

Una vez determinado el rango de cointegración para toda la muestra, Hansen y Johansen proponen el siguiente estadístico recursivo,

$$HJ(t) = t \sum_{i=1}^r \ln \left| \frac{1 - \hat{\rho}_i(t)}{1 - \hat{\lambda}_i(t)} \right|, \quad t = T_0, \dots, T, \quad (IV.18)$$

donde los $\hat{\lambda}_i(t)$ son los autovalores (sin restricciones) obtenidos según (IV.17) para la submuestra de observaciones $1, \dots, t$, mientras que los $\hat{\rho}_i(t)$ son los autovalores obtenidos para la misma submuestra según,

$$|\rho \beta' S_{11}(t) \beta - \beta' S_{10}(t) S_{00}^{-1}(t) S_{01}(t) \beta| = 0, \quad t = T_0, \dots, T; \quad (IV.19)$$

es decir, imponiendo la restricción de que la matriz de vectores de cointegración en la submuestra $1, \dots, t$, sea igual a β , la matriz de vectores de cointegración de la muestra completa.

Para cada posible punto de corte en la muestra ($t = T_0, \dots, T$), el estadístico $\mathbf{HJ}(t)$ es un contraste de razón de verosimilitudes que compara autovalores obtenidos con y sin restricciones en los vectores de cointegración. Bajo la hipótesis nula de cointegración y estabilidad paramétrica, el estadístico $\mathbf{HJ}(t)$ se distribuye asintóticamente como una χ^2 con $(p-r)r$ grados de libertad. Nótese que a medida que t se aproxima al final de la muestra, el estadístico converge a 0. Por tanto, al igual que en el contraste de Hansen, cabe esperar que su potencia asintótica sea mayor para cambios estructurales al principio de la muestra. Para el caso en el que el punto de corte sea desconocido, se propone considerar el supremo de los estadísticos $\mathbf{HJ}(t)$, \mathbf{SupHJ} , con su correspondiente observación asociada, \mathbf{NsupHJ} , o la media de dichos estadísticos, \mathbf{MeanHJ} . Bajo la hipótesis nula, las distribuciones asintóticas del supremo y de la media de los $\mathbf{HJ}(t)$ difieren de la del estadístico para un punto de corte concreto. Hansen y Johansen no tabulan dichas distribuciones, y por tanto, ha sido necesario calcularlas para el presente estudio.

IV.3.3. EL CONTRASTE DE GREGORY Y HANSEN

Gregory y Hansen (1996) proponen un estadístico para contrastar la hipótesis nula de ausencia de cointegración diseñado para tener potencia contra alternativas cointegradas en presencia de cambios estructurales. Este estadístico es una extensión del contraste de cointegración propuesto por Engle y Granger (1987), que verifica la presencia de raíces unitarias en los residuos de la regresión de cointegración. Gregory y Hansen parten del modelo,

$$\mathbf{Y}_t = \boldsymbol{\mu}_1 + \boldsymbol{\mu}_2 \varphi_{\tau t} + \boldsymbol{\alpha}_1 \mathbf{X}_t + \boldsymbol{\alpha}_2 \mathbf{X}_t \varphi_{\tau t} + \boldsymbol{\epsilon}_t, \quad t = 1, \dots, T, \quad (\text{IV.20})$$

donde \mathbf{X}_t es un vector de regresores $I(1)$, $\boldsymbol{\epsilon}_t$ es $I(0)$ y, $\varphi_{\tau t}$ es una variable ficticia definida de la siguiente forma:

$$\varphi_{\tau t} = \begin{cases} 0, & \text{if } t \leq [\tau T] \\ 1, & \text{if } t > [\tau T] \end{cases}, \quad (\text{IV.21})$$

con $[\tau T]$ denotando la parte entera de “ τT ”, y τ es un parámetro desconocido

perteneciente al intervalo (0,1).

Una vez estimado el modelo por MCO, se aplica un contraste de raíces unitarias sobre $\hat{\epsilon}_t$, el residuo estimado de la ecuación. En particular, hemos elegido el popular contraste de Dickey-Fuller aumentado (ADF), basado en el estadístico t sobre el parámetro α , en la ecuación

$$\Delta \hat{\epsilon}_t = \delta_0 + \alpha \hat{\epsilon}_{t-1} + \sum_{i=1}^k \delta_i \Delta \hat{\epsilon}_{t-i} + \xi_t, \quad (\text{IV.22})$$

donde k se determina siguiendo el criterio propuesto por Perron y Vogelsang (1992). Por tanto, para cada posible punto de corte t, dentro del intervalo $\tau \in [.15, .85]$, se calcula un estadístico ADF(t), que bajo la hipótesis nula tiene la distribución de Dickey-Fuller. Sin embargo, cuando el punto de corte es desconocido, Gregory y Hansen proponen calcular,

$$\mathbf{InfADF} = \min_{\tau \in (.15, .85)} \mathbf{ADF}(t), \quad (\text{IV.23})$$

es decir, el ínfimo entre todos los valores calculados. Estos autores han tabulado la distribución asintótica del estadístico **InfADF** para varias especificaciones alternativas de la regresión de cointegración. A diferencia de Gregory y Hansen, nosotros también consideramos el estadístico de la media,

$$\mathbf{MeanADF} = \frac{1}{.7T} \sum_{\tau \in (.15, .85)} \mathbf{ADF}(t), \quad (\text{IV.24})$$

cuya distribución tenemos que tabular. Finalmente, asociada al estadístico **InfADF** estará la posición muestral **NinfADF**, como posible estimador del punto de corte.

IV.4.- DESCRIPCIÓN DE LAS SIMULACIONES

El primer objetivo de las simulaciones es verificar la validez de las distribuciones asintóticas tabuladas en la literatura, y en el caso de los contrastes, **MeanADF**, **SupHJ** y **MeanHJ** estimar dichas distribuciones al no hallarse tabuladas en la literatura. Estas distribuciones se calculan mediante simulaciones de Monte Carlo sobre un total de 10000 replicaciones, usando muestras de 1000 observaciones. Para los contrastes **SupF**, **MeanF**, **SupHJ** y **MeanHJ**, la simulación se realiza bajo la hipótesis nula de cointegración sin cambio estructural, mientras que para los contrastes **InfADF** y **MeanADF**, se realizan bajo la hipótesis nula de ausencia de cointegración. Una justificación adicional de la necesidad de volver a calcular estas distribuciones es la posible influencia de los llamados parámetros ruidosos en estas distribuciones. Para analizar la estabilidad de las distribuciones asintóticas frente a los parámetros del modelo, tabulamos dichas distribuciones bajo diversos escenarios paramétricos, utilizando las mismas muestras en todos los cálculos.

En el caso de los contrastes **SupF**, **MeanF**, **SupHJ** y **MeanHJ**, cuya hipótesis nula es cointegración, consideramos 7 modelos diferentes, **M1-M7**, con las siguientes especificaciones paramétricas: **M1-M7** ($\beta = 1$, $\alpha_2 = -1$), **M1** ($\alpha_1 = 0$, $\theta = 0$, $\sigma = 1$ y $\rho = 0$), **M2** ($\alpha_1 = 1$, $\theta = 0$, $\sigma = 1$ y $\rho = 0$), **M3** ($\alpha_1 = 0$, $\theta = 0$, $\sigma = 2$ y $\rho = 0$), **M4** ($\alpha_1 = 0$, $\theta = 0$, $\sigma = .5$ y $\rho = 0$), **M5** ($\alpha_1 = 0$, $\theta = -.5$, $\sigma = 1$ y $\rho = 0$), **M6** ($\alpha_1 = 0$, $\theta = 0$, $\sigma = 2$ y $\rho = .8$), y **M7** ($\alpha_1 = 0$, $\theta = -.5$, $\sigma = 2$ y $\rho = .8$). Por contra, para los contrastes **InfADF** y **MeanADF**, cuya hipótesis nula es ausencia de cointegración, consideramos sólo 5 modelos, los modelos **M1-M5** con $\rho = 1$.

Un segundo objetivo de las simulaciones es analizar la potencia relativa de los contrastes. En particular, exploramos la potencia de los contrastes para: a) discriminar entre modelos no cointegrados (inestabilidad paramétrica no estacionaria) y modelos con cambios estructurales, b) reconocer la presencia de cambios estructurales en diversas partes de la muestra (por ejemplo, al principio, $\tau = .25$, la mitad, $\tau = .5$, o al final de la muestra, $\tau = .9$), y c) rechazar la hipótesis nula cuando hay más de un punto de corte. Finalmente, las simulaciones también servirán para evaluar el comportamiento de los contrastes en muestras finitas, con $T = 250$, 100 y 50 observaciones, con objeto de identificar el grado de distorsión en el tamaño nominal de los contrastes al usar los valores críticos de la

distribución asintótica.

Tanto para el análisis de la potencia como el del comportamiento en muestras finitas, seguimos el ejemplo de algunos trabajos anteriores y elegimos como modelo de referencia la parametrización, $\beta = 1$, $\alpha_1 = 0$, $\alpha_2 = -1$, $\theta = -.5$ y $\sigma = 1$, con $\rho = .8$ en la hipótesis nula de cointegración (**M7**), y $\rho = 1$ en la hipótesis nula de no cointegración (**M5**). Para los modelos con un sólo punto de corte, **SC1** ($\tau = .25$), **SC2** ($\tau = .5$) y **SC3** ($\tau = .9$), elegimos la parametrización $\beta_1 = 1$ y $\beta_2 = 2$, mientras que para los modelos con dos puntos de corte, $\tau_1 = .33$ y $\tau_2 = .66$, elegimos los valores $\beta_1 = 1$, $\beta_2 = 2.5$ y $\beta_3 = 1$, **DSC1**, y $\beta_1 = 1$, $\beta_2 = 1.5$ y $\beta_3 = 2$, **DSC2**, donde la media de los valores de β en la muestra es 1.5, la misma que en el modelo con un sólo cambio estructural.

IV.5.- ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

A continuación presentamos las distribuciones asintóticas de los diferentes estadísticos bajo sus respectivas hipótesis nulas, así como los resultados de las simulaciones realizadas para el modelo de referencia ($\beta = 1, \alpha_1 = 0, \alpha_2 = -1, \theta = -.5$ y $\sigma = 1$) bajo diversas alternativas con inestabilidad paramétrica.

IV.5.1. DISTRIBUCIONES ASINTÓTICAS

Las Tablas IV.1 y IV.2 presentan los percentiles más significativos para la distribución asintótica ($T = 1000$) de los 6 estadísticos, bajo su correspondiente hipótesis nula, tabulada para cada una de las especificaciones paramétricas elegidas. La Tabla IV.1 presenta los resultados para los estadísticos del supremo, mientras que la Tabla IV.2 presenta los resultados relativos a la media.

En primer lugar, debemos señalar que las distribuciones asintóticas de los contrastes **SupF** y **MeanF** para los modelos **M1-M5**, apenas difiere de la tabulada por Hansen en su trabajo original, 16.2 (1%), 12.4 (5%), 10.6 (10%), y 6.78 (1%), 4.57 (5%) y 3.73 (10%), respectivamente, mientras que las distribuciones tabuladas bajo los valores paramétricos de los modelos **M6** ($\theta = 0$, $\rho = .8$) y **M7** ($\theta = -.5$, $\rho = .8$), difieren significativamente de aquellas. Por tanto, estos resultados todavía parecen indicar que estas

distribuciones no son independientes de los parámetros ruidosos, y en particular, parece bastante sensible al valor del parámetro ρ , la correlación serial en las desviaciones temporales del equilibrio a largo plazo, a pesar del preblanqueo incorporado en el procedimiento de Andrews y Monahan.

En segundo lugar, se comprueba que las distribuciones asintóticas de los contrastes **SupHJ** y **MeanHJ** no son una χ^2 con 1 grado de libertad, la distribución derivada por los autores para el caso de punto de corte conocido¹. Al igual que para los estadísticos de Hansen, las distribuciones tabuladas para los modelos **M6** y **M7** difieren notablemente de las calculadas para los restantes modelos.

Finalmente, la distribución obtenida para el estadístico **InfADF** apenas varía entre modelos (que ahora comparten el mismo valor, $\rho = 1$), siendo muy similar a la tabulada por Gregory y Hansen en su artículo original, -5.47 (1%), -5.28 (2.5%), -4.95 (5%) y -4.68 (10%), por lo que este contraste parece bastante robusto al proceso generador de los datos. Una situación similar ocurre con el estadístico **MeanADF**, cuya distribución se tabula aquí por primera vez.

Con estos datos preliminares, y a falta de evaluar con mayor precisión la influencia en la distribución asintótica de los diferentes contrastes de otros parámetros ruidosos potenciales (orden de retardos, ventana de puntos de corte potenciales, etc.), utilizamos en el estudio de la potencia y tamaño de los contrastes valores críticos tabulados específicamente para el modelo de referencia.

IV.5.2. POTENCIA ASINTÓTICA DE LOS CONTRASTES

Para analizar la potencia de los diferentes contrastes se consideran 7 modelos alternativos: un modelo no cointegrado (**NC**), un modelo cointegrado sin cambio estructural (**C**), 3 modelos cointegrados con un sólo cambio estructural en $\tau = .25$ (**SC1**), $\tau = .5$ (**SC2**) y $\tau = .9$ (**SC3**), y finalmente 2 modelos cointegrados con doble cambio

¹ El motivo por el que se comprueba que las distribuciones de dichos contrastes no sean una χ^2 con un grado de libertad es debido a que aquí se propone un escenario diferente al que plantean Hansen y Johansen. En nuestro caso el punto de corte es desconocido.

estructural, en $\tau_1 = .33$ y $\tau_2 = .66$, con cambio reversible (**DSC1**) y con cambio creciente (**DSC2**).

En esta sección analizamos la potencia asintótica de los contrastes ($T = 1000$), mientras que en la siguiente sección analizaremos la potencia en muestras finitas. La Tabla IV.3, filas 1-5, y la Tabla IV.4, filas 1-2, presentan información sobre el porcentaje de rechazos de la hipótesis nula en los tres estadísticos del supremo, **SupF**, **InfADF** y **SupHJ**, en cada uno de los modelos considerados, para muestras de tamaño $T = 1000$, obtenidos a partir de los percentiles 90 y 95 de la correspondiente distribución asintótica. Estos porcentajes de rechazo han sido estimados sobre un total de 5000 replicaciones.

El contraste **SupF** no muestra poder frente a alternativas no cointegradas (**NC**), con porcentajes de rechazo menores que bajo la hipótesis nula (**C**). La potencia asintótica del contraste frente a alternativas con un sólo cambio estructural es significativa, aunque disminuye con la localización del punto de corte, tal y como habíamos anticipado en la sección IV.3.1. Frente a alternativas con 2 cambios estructurales, la potencia del estadístico disminuye en comparación con el escenario anterior, siendo significativamente mayor en el caso de cambio reversible.

El contraste **InfADF** tiende a mostrar una gran potencia, el 100% de rechazos, en la mayor parte de los modelos alternativos, potencia que sólo se ve reducida ligeramente cuando el punto de corte se halla fuera del intervalo considerado $\tau \in (.15, .85)$, o existe más de un punto de corte. Esta potencia impide discriminar entre modelos cointegrados con y sin cambio estructural. En los modelos con doble cambio estructural, el estadístico sigue exhibiendo una potencia significativa, mayor en el segundo caso, **DSC2**, cuando el cambio estructural es creciente. La ligera distorsión asintótica en el tamaño nominal del contraste parece deberse al criterio de selección de retardos en el contraste ADF (Dickey-Fuller aumentado). Mientras que en la derivación de la distribución asintótica se usa el número de retardos correspondiente al modelo teórico (0 en nuestro caso), en el análisis de la potencia se permite que el programa seleccione de manera automática el número de retardos en el contraste ADF según la recomendación de Perron y Vogelsang (1992).

Finalmente, el contraste **SupHJ** presenta mayor potencia cuanto más tarde en el tiempo se produce el cambio, aunque rechaza la hipótesis nula de manera apreciable bajo

la alternativa de ausencia de cointegración. Es decir, este contraste, más que ningún otro, apenas distingue entre formas alternativas de inestabilidad paramétrica. Este contraste también muestra una potencia significativa en presencia de 2 cambios estructurales, siendo significativamente mayor en el primer caso, **DSC1**, donde se producía un cambio en reversión. La mayor potencia frente a cambios al final de la muestra resulta paradójica, ya que al igual que en el contraste **H**, esperaríamos encontrar mayor potencia frente a cambios tempranos en la muestra. Aparentemente, este resultado parece estar causado por el sesgo en el estimador de Johansen del vector de cointegración, β , cuando hay cambio estructural.

La Tabla IV.5, filas 1-5, y la Tabla IV.6, filas 1-2, presentan información sobre el porcentaje de rechazos de la hipótesis nula en los 3 estadísticos de la media, **MeanF**, **MeanADF** y **MeanHJ**. Estos estadísticos tienen un comportamiento similar al de sus homólogos del supremo, aunque con una leve disminución en la potencia. Las dos únicas circunstancias reseñables son una mayor potencia de **MeanF** (relativa a **SupF**) en los modelos con dos cambios estructurales (tal y como sugiere Hansen en su artículo), y una menor potencia de **MeanADF** (relativa a **InfADF**) en el modelo **DCS1** (segundo cambio reversible).

IV.5.3. COMPORTAMIENTO EN MUESTRAS FINITAS

Pasamos ahora a comentar como varían los resultados de la sección anterior cuando se utilizan muestras más pequeñas. Las filas 6-20 de la Tabla IV.3 y las filas 3-8 de la Tabla IV.4 recogen información sobre el porcentaje de rechazos de la hipótesis nula que se producen, en cada uno de los siete escenarios alternativos, al utilizar los valores críticos asintóticos en muestras de 250, 100 y 50 observaciones, de los tres estadísticos del supremo.

Al igual que ocurría en los resultados asintóticos, el contraste **SupF** sigue sin mostrar poder frente a alternativas no cointegradas, **NC**, aunque el porcentaje de rechazos, ahora ya mayores que para la hipótesis nula, **C**, aumenta levemente al disminuir el tamaño muestral. Sin embargo, es sorprendente, que bajo la hipótesis nula, el porcentaje de rechazos disminuye con el tamaño muestral, por lo que sospechamos que hay importantes

sesgos en la distribución empírica del estadístico en muestras finitas. La potencia del contraste frente a alternativas con cambio estructural tiende a disminuir con el tamaño muestral, aunque este fenómeno es más acusado para los modelos con punto de corte en $\tau = .25$ y $\tau = .5$, donde la potencia inicial era alta. Por tanto, la mayor potencia asintótica frente a cambios tempranos en la muestra no parece extenderse a muestras pequeñas. Por ejemplo, para muestras de tamaño 100, la potencia del contraste es baja y más o menos uniforme en las seis alternativas a la hipótesis nula consideradas.

El contraste **InfADF** sigue mostrando una potencia apreciable, incluso en muestras muy pequeñas, si bien el tamaño nominal del test aumenta a medida que disminuye el tamaño muestral. Por ejemplo, para muestras de 100 observaciones, el porcentaje de rechazos bajo la hipótesis nula se duplica. La distinción entre las alternativas de cointegración y de cointegración con un cambio estructural es más evidente en muestras pequeñas, mostrando el contraste mayor potencia frente a éstas últimas, especialmente para los modelos **SC1** ($\tau = .25$) y **SC2** ($\tau = .5$). Por ejemplo, para muestras de 100 observaciones, la potencia del contraste para estos dos modelos es superior al 70%, disminuyendo al 55% en los modelos **C**, **SC3** y **DSC2**. Por contra, la potencia del contraste para el modelo **DSC1**, donde hay reversión en el segundo cambio, disminuye sensiblemente con el tamaño muestral, siendo equiparable al tamaño nominal del contraste para $T=50$.

El comportamiento del contraste **SupHJ** en muestras finitas es bastante errático. El tamaño nominal del contraste no evoluciona monótonicamente con el tamaño muestral, aumentando primero ($T = 250$) para posteriormente disminuir por debajo de los valores asintóticos. Por contra, la potencia del contraste frente a las diferentes alternativas, sí disminuye monótonicamente con el tamaño muestral en todos los casos. En cuanto a la potencia relativa, mientras que asintóticamente el contraste rechazaba más frecuentemente en los modelos con cambio estructural (y dentro de éstos, más frecuentemente cuanto más tarde ocurriera el cambio), en muestras finitas la potencia en estos modelos (cuya jerarquía se sigue manteniendo) disminuye más rápidamente que en la alternativa de no cointegración. Por ejemplo, para muestras de 100 observaciones, el contraste rechaza la hipótesis nula en el modelo sin cointegración, **NC**, más frecuentemente que en los modelos **SC1** y **SC2** con un cambio estructural. La potencia del contraste frente a alternativas con

2 cambios estructurales se mantiene aceptablemente alta, excepto para muestras con 50 observaciones, aunque contrariamente a lo que ocurre con los otros dos contrastes, la mayor potencia se centra en el modelo **DSC1**.

Las filas 6-20 de la Tabla IV.5 y las filas 3-8 de la Tabla IV.6 recogen la información correspondiente al porcentaje de rechazos de la hipótesis nula que se producen al utilizar los valores críticos asintóticos de los tres estadísticos de la media. De esta información merecen destacarse las siguientes pautas de comportamiento. En primer lugar, la potencia del estadístico **MeanF** es mayor que la de su homólogo **SupF**, tanto en los modelos con un sólo punto de corte como en los de dos. Por ejemplo, para muestras con 100 observaciones, el porcentaje de rechazos en los modelos con algún cambio estructural se duplica.

En segundo lugar, la potencia del estadístico **MeanADF**, que disminuye con el tamaño muestral, es menor que la de su homólogo **InfADF**, excepto frente a alternativas con cointegración, **C**, donde la potencia es mayor. Como consecuencia, el estadístico **MeanADF** muestra mayor potencia frente a alternativas sin cambio estructural que frente a alternativas con él. Por ejemplo, en muestras con $T = 100$, el estadístico **MeanADF** rechaza la hipótesis nula de no cointegración un 70% de las veces cuando el modelo está cointegrado, **C**, una potencia sensiblemente superior a la del estadístico ADF para la contrastación de cointegración. Por tanto, este estadístico tiene un uso potencial en la contrastación de la existencia de cointegración, más que en la contrastación de inestabilidad paramétrica.

Finalmente, el tamaño nominal del contraste **MeanHJ** es mayor que la de su homólogo **SupHJ**, con los que su potencia aparente es mayor. Sin embargo, su potencia relativa, la que compara el porcentaje de rechazos frente a las alternativas con el porcentaje de rechazos bajo la hipótesis nula, es muy similar.

IV.5.4. ESTIMACIÓN DEL PUNTO DE CORTE

Asociada a los estadísticos **SupF** (Hansen), **SupHJ** (Hansen y Johansen) e **InfADF** (Gregory y Hansen), hay una observación cuya posición muestral puede considerarse como

un estimador indirecto del punto de corte. El estudio del comportamiento de los diferentes estimadores del punto de corte se realiza sólo cuando éstos van asociados a un rechazo de la correspondiente hipótesis nula. Las Tablas IV.7 y IV.8 presentan información sobre la media y la desviación estándar de dichos estimadores, en los diferentes escenarios considerados, a partir de los cuales puede evaluarse el sesgo y la precisión de cada uno de ellos.

En primer lugar, cabe destacar que el estimador del punto de corte asociado al contraste **SupHJ** presenta, para cualquier tamaño muestral, un sesgo acusado y escasa sensibilidad a cambios en el punto de corte, situándose el punto de corte estimado siempre al principio de la muestra (para $T = 50$, debido a los requerimientos del estimador de Johansen, el primer punto de corte posible es $t = 30$, es decir la posición .6). Por ello, nos concentraremos en el análisis de los resultados para los contrastes **SupF** y **InfADF**.

Asintóticamente, el comportamiento de los dos estimadores es similar, exceptuando los modelos con 2 cambios estructurales. En modelos sin cambio estructural, **NC** y **C**, la media de las estimaciones es aproximadamente el punto medio de la muestra ($\tau = .5$). El estimador de Hansen es ligeramente más preciso en modelos cointegrados, mientras que el estimador de Gregory y Hansen lo es en modelos no cointegrados. Sin embargo, en modelos con cambio estructural, la precisión de este último es siempre mayor, ya que es también el contraste con mayor potencia (proporción de rechazos). Ambos estadísticos no presentan apenas sesgo en los modelos **SC1** y **SC2**, cuando el punto de corte se encuentra al principio de la muestra. Sin embargo, en el modelo **SC3**, donde el punto de corte se halla fuera del intervalo analizado por los estadísticos, ambos estimadores son sesgados por construcción, siendo sustancialmente mayor el sesgo del estimador de Hansen. En los modelos con 2 cambios estructurales (Tabla IV.5) el estimador está obviamente sesgado, tiende a concentrarse hacia la mitad de la muestra en el modelo **DSC1** (la media de los puntos de corte es precisamente .5), desplazándose hacia la segunda parte de la muestra en el modelo **DSC2**, donde también es más preciso.

En muestras más pequeñas la superioridad del estimador **InfADF** se hace más patente. En los modelos sin cambio estructural, la media de las estimaciones sigue siendo la mitad de la muestra, aunque debido al descenso de la potencia en el contraste **SupF**, la

varianza de su estimador asociado va en aumento. Como era de esperar, según los resultados obtenidos para los modelos **C** y **NC**, el sesgo del estimador para el modelo **SC2** es despreciable, aunque la varianza del estimador de **InfADF** es sustancialmente más pequeña. En los otros dos modelos con un sólo cambio estructural, **SC1** y **SC3**, hay sesgo evidente en los dos estimadores, siendo el estimador **InfADF** el menos sesgado y más preciso de los dos. Finalmente, el comportamiento en muestras finitas del estimador del punto de corte, para los modelos con 2 cambios estructurales, apenas difiere de su comportamiento asintótico.

IV.6.- CONCLUSIONES

Resumimos aquí los resultados del análisis comparativo de 3 contrastes para la inestabilidad paramétrica en relaciones cointegradas. Estos tres contrastes, propuestos por Hansen (1992), Hansen y Johansen (1993), y Gregory y Hansen (1996), tienen un carácter recursivo y pueden calcularse como el supremo o la media de los valores estimados sobre todos los posibles puntos de corte en la muestra.

En una primera instancia hemos vuelto a tabular las distribuciones asintóticas de los tres contrastes, que por estar basados en el supremo de una secuencia recursiva de estadísticos tiene una distribución no estándar. La distribución asintótica del contraste de Gregory y Hansen es muy similar a la tabulada por estos autores, sin embargo, la distribución del contraste de Hansen parece no ser independiente de ciertos “parámetros ruidosos”. Finalmente, la distribución del contraste de Hansen y Johansen, que se tabula aquí por primera vez, no es la χ^2 que dichos autores proponen para el caso de punto de corte conocido, presentando el mismo problema de dependencia paramétrica que el contraste de Hansen.

Como era de esperar, el tamaño nominal de los contrastes se ve afectado por el tamaño muestral. Este efecto es monótonico en los contrastes de Hansen, y Gregory y Hansen, pero no así en el de Hansen y Johansen, cuyo comportamiento bajo la hipótesis nula es errático. El contraste de Hansen se muestra conservador en muestras finitas (rechaza con poca frecuencia), mientras que por el contrario el de Gregory y Hansen se

muestra liberal (rechaza más frecuentemente).

La potencia asintótica de los contrastes es buena, aunque presenta dos notas destacadas. En primer lugar está la dificultad que tienen todos los contrastes para distinguir entre alternativas con cambio estructural y sin él. Por ejemplo, los contrastes de Hansen, y Hansen y Johansen, que contrastan la hipótesis nula de cointegración, no tienen potencia para distinguir entre modelos cointegrados con cambio estructural y modelos no cointegrados, que pueden interpretarse como modelos con inestabilidad paramétrica no estacionaria. Por otro lado, el contraste de Gregory y Hansen, que contrasta la hipótesis nula de no cointegración, no tiene potencia para distinguir entre modelos cointegrados con y sin cambio estructural. En segundo lugar, la potencia de los contrastes varía según la localización del punto de corte. Mientras que los contrastes de Hansen, y Gregory y Hansen, parecen tener más potencia asintótica cuando el punto de corte está al principio de la muestra, el contraste de Hansen y Johansen la tiene cuando el punto de corte está al final de la muestra. Finalmente, en modelos con dos cambios estructurales, la potencia asintótica de los contrastes de Hansen, y Gregory y Hansen, disminuye apreciablemente con relación a los modelos con un sólo cambio estructural.

En muestras finitas los resultados favorecen claramente al contraste de Gregory y Hansen. Aunque la potencia de todos ellos disminuye con el tamaño muestral, este contraste es ahora uniformemente superior, manteniendo buena potencia en todos los casos, y especialmente cuando el punto de corte se sitúa en la primera mitad de la muestra. Por contra, la potencia del contraste de Hansen sufre una merma, mientras que el contraste de Johansen sólo mantiene cierta potencia en el caso de punto de corte final. La potencia de los contrastes de Hansen, y Gregory y Hansen, sigue disminuyendo en presencia de más de un punto de corte.

En general, los estadísticos calculados a partir del supremo tienen mayor potencia que aquellos obtenidos a partir de la media, a excepción del contraste de Hansen. Otro hecho destacable es que el estadístico **MeanADF** demuestra tener una excelente potencia en muestras finitas frente a la alternativa de cointegración, donde tiene un comportamiento superior al de contrastes de cointegración más tradicionales como el ADF.

Finalmente, los resultados para los estimadores del punto de corte asociados a cada

uno de los contrastes, indican que el estimador de Hansen y Johansen presenta serios problemas de sesgo. Los otros dos estimadores presentan sesgo mínimo cuando el punto de corte está en la mitad de la muestra, pero cuando el punto de corte no está en esa posición ambos contrastes están sesgados. Sin embargo, el estimador de Gregory y Hansen, debido a la mayor potencia del contraste, presenta menor sesgo y menor varianza, tanto si el punto está al principio o al final de la muestra.

En resumen, los resultados relativos a la potencia de los contrastes y a la precisión de los estimadores del punto de corte, sugieren que el estadístico de Gregory y Hansen presenta ventajas indudables frente a los otros dos para el análisis de inestabilidad paramétrica en relaciones cointegradas.

IV.7.- REFERENCIAS

- Andrews, D.W.K. y J.C. Monahan, 1992, "An Improved Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix Estimator", *Econometrica* **60**, 953-966.
- Banerjee, A., J.J. Dolado, D.F. Hendry y G.W. Smith, 1996, "Exploring Equilibrium Relationships in Econometrics Through Static Models: Some Monte Carlo Evidence", *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* **48**, 253-277.
- Engle, R.F. y C.W.J. Granger, 1987, "Cointegration and Error Correction: Representation, Estimation and Testing", *Econometrica* **55**, 251-256.
- Gonzalo, J., 1994, "Five Alternative Methods of Estimating Long-Run Equilibrium Relationships", *Journal of Econometrics* **60**, 203-233.
- Gregory, A.W., J.M. Nason y D.G. Watt, 1996, "Testing for Structural Breaks in Cointegrated Relationships", *Journal of Econometrics* **71**, 321-341.
- Gregory, A.W. y B.E. Hansen, 1996, "Residual-Based Tests for Cointegration in Models with Regime Shifts", *Journal of Econometrics* **70**, 99-126.
- Hansen, B.E., 1992, "Tests for Parameter Instability in Regressions with I(1) Processes", *Journal of Business & Economic Statistics* **10**, 321-335.
- Hansen, H. y S. Johansen, 1993, "Recursive Estimation in Cointegrated VAR-Models", Institute of Mathematical Statistics, University of Copenhagen.
- Johansen, S., 1988, "Statistical Analysis of Cointegrating Vectors", *Journal of Economic Dynamics & Control* **12**, 231-254.
- Johansen, S., 1991, "Estimation and Hypothesis Testing of Cointegrating Vectors in Gaussian Vector Autoregressive Models", *Econometrica* **60**, 1551-1580.
- Mackinnon, J.G., 1991, "Critical Values for Cointegration Tests", in Long-Run Economic Relationships: Readings in Cointegration, R. Engle and C. Granger (eds.), Oxford University Press.
- Osterwald-Lenum, M., 1992, "A Note with Quantiles of Asymptotic Distribution of the Maximum Likelihood Cointegration Rank Test Statistics", *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* **54**, 461-471.
- 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**, 301-320.
- Phillips, P.C.B. y B.E. Hansen, 1990, "Statistical Inference in Instrumental Variables Regression with I(1) Processes", *Review of Economic Studies* **57**, 99-125.
- Stock, J.H. y M.W. Watson, 1993, "A Simple Estimator of Cointegrating Vectors in Higher Order Integrated Systems", *Econometrica* **61**, 783-820.

APÉNDICE IV.1: TABLAS.

TABLA IV.1

PERCENTILES DE LA CORRESPONDIENTE DISTRIBUCIÓN ASINTÓTICA DE LOS ESTADÍSTICOS SupF, SupHJ e InfADF BAJO SU HIPÓTESIS NULA.

MODELO	PERCENTILES del estadístico SupF de HANSEN					
	1%	2.5%	5%	10%	20%	50%
M1	15.520	13.665	12.067	10.465	8.704	6.014
M2	15.250	13.367	11.866	10.359	8.594	5.942
M3	15.491	13.698	12.070	10.449	8.712	6.013
M4	15.505	13.691	12.064	10.457	8.707	6.011
M5	15.434	13.572	12.001	10.430	8.678	5.987
M6	13.142	11.502	10.338	8.961	7.420	5.058
M7	13.193	12.098	10.815	9.379	7.790	5.341

MODELO	PERCENTILES del estadístico SupHJ de HANSEN y JOHANSEN					
	1%	2.5%	5%	10%	20%	50%
M1	7.390	5.924	4.807	3.691	2.625	1.356
M2	7.390	5.924	4.807	3.691	2.625	1.356
M3	7.390	5.924	4.807	3.691	2.625	1.356
M4	7.390	5.924	4.807	3.691	2.625	1.356
M5	7.390	5.924	4.807	3.691	2.625	1.356
M6	8.658	6.977	5.472	4.160	2.990	1.513
M7	8.316	6.652	5.286	4.084	2.873	1.465

MODELO	PERCENTILES del estadístico InfADF de GREGORY y HANSEN					
	1%	2.5%	5%	10%	20%	50%
M1	-5.462	-5.121	-4.908	-4.633	-4.344	-3.753
M2	-5.463	-5.171	-4.906	-4.643	-4.337	-3.746
M3	-5.462	-5.121	-4.908	-4.633	-4.344	-3.753
M4	-5.462	-5.121	-4.908	-4.633	-4.344	-3.753
M5	-5.462	-5.121	-4.908	-4.633	-4.344	-3.753

TABLA IV.2

PERCENTILES DE LA CORRESPONDIENTE DISTRIBUCIÓN ASINTÓTICA DE LOS ESTADÍSTICOS MeanF, MeanHJ e MeanADF BAJO SU HIPÓTESIS NULA.

MODELO	PERCENTILES del estadístico MeanF de HANSEN					
	1%	2.5%	5%	10%	20%	50%
M1	6.609	5.404	4.553	3.694	2.789	1.681
M2	6.572	5.299	4.463	3.632	2.786	1.662
M3	6.622	5.425	4.554	3.694	2.791	1.682
M4	6.612	5.405	4.554	3.692	2.784	1.686
M5	6.581	5.394	4.534	3.692	2.774	1.676
M6	6.219	5.007	4.313	3.489	2.649	1.596
M7	6.210	5.141	4.368	3.540	2.710	1.619

MODELO	PERCENTILES del estadístico MeanHJ de HANSEN y JOHANSEN					
	1%	2.5%	5%	10%	20%	50%
M1	1.645	1.263	0.976	0.686	0.450	0.201
M2	1.645	1.263	0.976	0.686	0.450	0.201
M3	1.645	1.263	0.976	0.686	0.450	0.201
M4	1.645	1.263	0.976	0.686	0.450	0.201
M5	1.645	1.263	0.976	0.686	0.450	0.201
M6	1.893	1.372	1.062	0.755	0.495	0.222
M7	1.844	1.347	1.028	0.736	0.480	0.217

MODELO	PERCENTILES del estadístico MeanADF de GREGORY y HANSEN					
	1%	2.5%	5%	10%	20%	50%
M1	-4.270	-4.003	-3.783	-3.517	-3.222	-2.719
M2	-4.260	-4.024	-3.797	-3.530	-3.226	-2.720
M3	-4.270	-4.003	-3.783	-3.517	-3.222	-2.719
M4	-4.270	-4.003	-3.783	-3.517	-3.222	-2.719
M5	-4.270	-4.003	-3.783	-3.517	-3.222	-2.719

TABLA IV.3

PORCENTAJES DE RECHAZO DE LA HIPÓTESIS NULA EN LOS ESTADÍSTICOS SupF, SupHJ e InfADF.

		SupF		InfADF		SupHJ	
		90%	95%	90%	95%	90%	95%
T=1000	NC	0.086	0.066	0.115	0.058	0.474	0.334
	C	0.092	0.046	1.000	1.000	0.098	0.048
	SC1	0.885	0.843	1.000	1.000	0.462	0.363
	SC2	0.641	0.568	1.000	1.000	0.677	0.584
	SC3	0.428	0.368	0.849	0.805	0.936	0.911
T=250	NC	0.089	0.069	0.168	0.092	0.446	0.309
	C	0.046	0.020	0.990	0.970	0.189	0.116
	SC1	0.471	0.320	0.997	0.991	0.385	0.278
	SC2	0.314	0.198	0.998	0.993	0.510	0.377
	SC3	0.138	0.097	0.774	0.683	0.759	0.654
T=100	NC	0.106	0.081	0.192	0.114	0.280	0.178
	C	0.036	0.019	0.555	0.395	0.169	0.101
	SC1	0.107	0.064	0.720	0.595	0.158	0.095
	SC2	0.087	0.052	0.788	0.673	0.253	0.162
	SC3	0.115	0.094	0.546	0.417	0.451	0.318
T=50	NC	0.155	0.128	0.229	0.142	0.066	0.034
	C	0.076	0.054	0.343	0.225	0.062	0.031
	SC1	0.112	0.080	0.510	0.389	0.034	0.016
	SC2	0.111	0.084	0.617	0.502	0.039	0.021
	SC3	0.175	0.146	0.408	0.296	0.180	0.105

TABLA IV.4

PORCENTAJES DE RECHAZO DE LA HIPÓTESIS NULA EN LOS ESTADÍSTICOS SupF, SupHJ e InfADF EN UN MODELO CON DOS CAMBIOS ESTRUCTURALES.

		SupF		InfADF		SupHJ	
		90%	95%	90%	95%	90%	95%
T=1000	DCS1	0.147	0.098	0.626	0.552	0.873	0.772
	DSC2	0.710	0.622	0.966	0.946	0.658	0.546
T=250	DCS1	0.096	0.070	0.370	0.270	0.711	0.568
	DSC2	0.256	0.146	0.840	0.754	0.454	0.328
T=100	DCS1	0.087	0.068	0.297	0.217	0.480	0.341
	DCS2	0.078	0.050	0.535	0.387	0.227	0.142
T=50	DCS1	0.118	0.095	0.269	0.186	0.064	0.032
	DCS2	0.110	0.085	0.377	0.257	0.040	0.019

TABLA IV.5

PORCENTAJES DE RECHAZO DE LA HIPÓTESIS NULA EN LOS ESTADÍSTICOS MeanF, MeanHJ y MeanADF

		MeanF		MeanADF		MeanHJ	
		90%	95%	90%	95%	90%	95%
T=1000	NC	0.090	0.061	0.092	0.042	0.458	0.320
	C	0.098	0.050	1.000	1.000	0.098	0.048
	SC1	0.790	0.699	0.960	0.919	0.395	0.305
	SC2	0.673	0.579	0.804	0.724	0.0587	0.474
	SC3	0.393	0.315	0.571	0.518	0.953	0.933
T=250	NC	0.099	0.063	0.114	0.058	0.452	0.318
	C	0.080	0.037	0.999	0.998	0.171	0.095
	SC1	0.441	0.302	0.772	0.663	0.313	0.199
	SC2	0.473	0.344	0.567	0.457	0.423	0.304
	SC3	0.194	0.127	0.432	0.354	0.825	0.761
T=100	NC	0.112	0.073	0.122	0.066	0.357	0.248
	C	0.067	0.031	0.724	0.567	0.224	0.139
	SC1	0.192	0.108	0.490	0.337	0.187	0.117
	SC2	0.201	0.111	0.330	0.203	0.265	0.175
	SC3	0.141	0.098	0.286	0.192	0.623	0.512
T=50	NC	0.150	0.103	0.148	0.082	0.205	0.134
	C	0.089	0.051	0.389	0.248	0.176	0.110
	SC1	0.149	0.086	0.317	0.193	0.119	0.074
	SC2	0.145	0.087	0.204	0.112	0.177	0.070
	SC3	0.175	0.128	0.200	0.122	0.400	0.297

TABLA IV.6

PORCENTAJES DE RECHAZO DE LA HIPÓTESIS NULA DE LOS ESTADÍSTICOS MeanF, MeanHJ y MeanADF EN UN MODELO CON DOS CAMBIOS ESTRUCTURALES

		MeanF		MeanADF		MeanHJ	
		90%	95%	90%	95%	90%	95%
T=1000	DCS1	0.198	0.155	0.327	0.233	0.825	0.729
	DSC2	0.811	0.724	0.859	0.786	0.626	0.516
T=2500	DCS1	0.127	0.075	0.214	0.143	0.697	0.541
	DSC2	0.557	0.407	0.625	0.500	0.443	0.319
T=100	DCS1	0.103	0.066	0.160	0.096	0.475	0.310
	DCS2	0.223	0.121	0.354	0.217	0.266	0.172
T=1000	DCS1	0.114	0.079	0.135	0.076	0.160	0.095
	DCS2	0.159	0.095	0.203	0.112	0.126	0.076

TABLA IV.7

MEDIAS Y DESVIACIONES TÍPICAS DE LOS ESTADÍSTICOS NsupF, NinfADF y NsupHJ PARA LA ESTIMACIÓN DEL PUNTO DE CORTE

		NsupF		NinfADF		NsupHJ	
		90%	95%	90%	95%	90%	95%
T=1000	NC	0.509 (0.231)	0.517 (0.235)	0.513 (0.188)	0.516 (0.188)	0.277 (0.149)	0.269 (0.137)
	C	0.504 (0.221)	0.493 (0.224)	0.496 (0.236)	0.496 (0.236)	0.260 (0.124)	0.249 (0.115)
	SC1	0.253 (0.041)	0.253 (0.038)	0.248 (0.016)	0.248 (0.016)	0.229 (0.068)	0.229 (0.063)
	SC2	0.504 (0.063)	0.504 (0.060)	0.497 (0.013)	0.497 (0.013)	0.298 (0.137)	0.303 (0.137)
	SC3	0.708 (0.164)	0.782 (0.163)	0.829 (0.045)	0.829 (0.046)	0.539 (0.271)	0.538 (0.270)
T=250	NC	0.506 (0.244)	0.506 (0.243)	0.518 (0.182)	0.510 (0.182)	0.285 (0.142)	0.279 (0.132)
	C	0.514 (0.213)	0.514 (0.209)	0.497 (0.227)	0.497 (0.227)	0.257 (0.125)	0.251 (0.110)
	SC1	0.263 (0.082)	0.265 (0.083)	0.269 (0.102)	0.269 (0.102)	0.237 (0.076)	0.236 (0.071)
	SC2	0.505 (0.093)	0.510 (0.094)	0.490 (0.064)	0.490 (0.064)	0.292 (0.131)	0.297 (0.132)
	SC3	0.619 (0.248)	0.579 (0.254)	0.770 (0.139)	0.766 (0.142)	0.486 (0.254)	0.482 (0.250)
T=100	NC	0.503 (0.248)	0.499 (0.251)	0.518 (0.179)	0.511 (0.177)	0.392 (0.135)	0.383 (0.120)
	C	0.505 (0.229)	0.504 (0.238)	0.509 (0.209)	0.507 (0.207)	0.384 (0.125)	0.377 (0.113)
	SC1	0.350 (0.187)	0.354 (0.192)	0.318 (0.159)	0.310 (0.151)	0.356 (0.109)	0.353 (0.099)
	SC2	0.518 (0.185)	0.523 (0.199)	0.488 (0.092)	0.488 (0.084)	0.385 (0.110)	0.383 (0.104)
	SC3	0.520 (0.241)	0.508 (0.241)	0.741 (0.164)	0.747 (0.158)	0.475 (0.189)	0.465 (0.179)
T=50	NC	0.514 (0.269)	0.517 (0.273)	0.517 (0.178)	0.514 (0.177)	0.664 (0.114)	0.641 (0.095)
	C	0.505 (0.263)	0.512 (0.269)	0.517 (0.189)	0.519 (0.186)	0.658 (0.110)	0.652 (0.095)
	SC1	0.408 (0.254)	0.422 (0.262)	0.336 (0.179)	0.322 (0.170)	0.645 (0.104)	0.633 (0.095)
	SC2	0.514 (0.253)	0.517 (0.263)	0.485 (0.094)	0.484 (0.086)	0.636 (0.103)	0.617 (0.083)
	SC3	0.499 (0.259)	0.491 (0.260)	0.710 (0.165)	0.719 (0.160)	0.684 (0.126)	0.671 (0.120)

TABLA IV.8

MEDIAS Y DESVIACIONES TÍPICAS DE LOS ESTADÍSTICOS NsupF, NinfADF y NsupHJ PARA LA ESTIMACIÓN DEL PUNTO DE CORTE EN UN MODELO CON DOS CAMBIOS ESTRUCTURALES

		NsupF		NinfADF		NsupHJ	
		90%	95%	90%	95%	90%	95%
T=1000	DCS1	0.502 (0.189)	0.493 (0.202)	0.596 (0.137)	0.599 (0.132)	0.289 (0.109)	0.273 (0.099)
	DSC2	0.570 (0.152)	0.568 (0.151)	0.557 (0.147)	0.558 (0.147)	0.293 (0.156)	0.290 (0.147)
T=1000	DCS1	0.466 (0.220)	0.461 (0.227)	0.562 (0.157)	0.566 (0.153)	0.301 (0.154)	0.297 (0.109)
	DSC2	0.550 (0.169)	0.552 (0.170)	0.535 (0.157)	0.537 (0.157)	0.272 (0.123)	0.273 (0.118)
T=1000	DCS1	0.451 (0.237)	0.443 (0.241)	0.545 (0.164)	0.550 (0.162)	0.365 (0.093)	0.359 (0.086)
	DCS2	0.526 (0.219)	0.528 (0.228)	0.532 (0.166)	0.534 (0.165)	0.368 (0.115)	0.361 (0.104)
T=1000	DCS1	0.491 (0.266)	0.489 (0.273)	0.531 (0.157)	0.537 (0.154)	0.635 (0.083)	0.629 (0.075)
	DCS2	0.500 (0.265)	0.499 (0.270)	0.524 (0.161)	0.527 (0.159)	0.660 (0.115)	0.645 (0.106)

TABLA IV.9

PORCENTAJES DE RECHAZO DE LA HIPÓTESIS DE NO COINTEGACIÓN POR EL CONTRASTE DE DICKEY-FULLER AUMENTADO

	T=1000		T=250		T=100		T=50	
	90%	95%	90%	95%	90%	95%	90%	95%
NC	0.100	0.050	0.090	0.047	0.084	0.041	0.073	0.038
C	1.000	1.000	0.982	0.939	0.416	0.263	0.157	0.087
SC1	0.600	0.497	0.504	0.385	0.239	0.146	0.129	0.070
SC2	0.281	0.195	0.240	0.153	0.118	0.064	0.066	0.033
SC3	0.242	0.205	0.221	0.172	0.107	0.063	0.059	0.029
DSC1	0.145	0.090	0.146	0.085	0.089	0.044	0.049	0.024
DSC2	0.279	0.190	0.245	0.154	0.115	0.058	0.063	0.032

Capítulo V

Inestabilidad de la demanda de dinero y el modelo monetario para la peseta

V.1.- INTRODUCCIÓN

El modelo monetario es considerado por numerosos autores como el modelo fundamental para el estudio de la determinación del tipo de cambio. Fundamentado en los trabajos pioneros de Frenkel (1976) y Frenkel y Johnson (1978), el modelo monetario ha recibido considerable atención en la literatura teórica. Sin embargo, desde la perspectiva empírica, el buen comportamiento inicial del modelo no se ha visto materializado en años recientes, cuando se ha podido disponer de amplia información estadística sobre el periodo de tipos de cambio flexibles iniciado en 1973. Por ejemplo, Meese y Rogoff (1983a, 1983b) demostraron que la capacidad predictiva fuera de la muestra del modelo, a principios de los ochenta, era superada por un simple modelo univariante de paseo aleatorio. Los estudios empíricos más recientes sobre el modelo monetario se han centrado en establecer su posible validez como relación a largo plazo, más que como un modelo de las fluctuaciones del tipo de cambio en el corto plazo.

Varios autores han examinado la validez a largo plazo del modelo monetario mediante análisis de cointegración en sistemas parecidos al que se utiliza en este trabajo. Una gran parte de estos autores, por ejemplo, Baillie y Selover (1987), McNown y Wallace (1989), Baillie y Pecchenino (1991), no encuentran cointegración en los modelos bilaterales entre las principales monedas durante el período de tipos de cambio flexibles. Por contra, existe otro grupo de autores que sí encuentran evidencia de cointegración en algunas relaciones bilaterales. Por ejemplo, MacDonald y Taylor (1991,1993,1994) encuentran cointegración en algunos tipos de cambio para el dolar USA durante el periodo 1976-1990, mientras que Sarantis (1994) encuentra sólo evidencia parcial al estudiar cuatro relaciones bilaterales de la libra esterlina durante el periodo 1973-1990. Así mismo, van den Berg y Jayanetti (1993) encuentran evidencia de cointegración en modelos monetarios para el mercado negro del tipo de cambio en 3 países no industrializados.

Sin embargo, esta evidencia parcial no es totalmente satisfactoria. Por ejemplo, MacDonald y Taylor (1991,1993,1994) y Sarantis (1994) emplean los contrastes de cointegración de Johansen en sistemas con muchas variables (hasta 7 variables), con especificaciones dinámicas muy amplias del modelo de corrección del error (hasta 12 retardos) y en periodos muestrales relativamente cortos (15 años). Es bien sabido que el

tamaño nominal de estos contrastes puede verse seriamente afectado por la dimensión de la muestra, el tamaño del sistema y el número de retardos en el modelo de corrección del error. Por tanto, la evidencia favorable a la presencia de cointegración debe considerarse con cautela.

Además, en la mayor parte de estos estudios aparecen varios vectores de cointegración, cuyos valores estimados no se suelen presentar, con lo que es difícil evaluar si la magnitud de las elasticidades estimadas es o no razonable. Salvo contadas excepciones, tampoco se realizan contrastes de exclusión para determinar la naturaleza de las múltiples relaciones de cointegración descubiertas. Finalmente, aun en el caso de que el tipo de cambio nominal perteneciera a alguna de las relaciones de cointegración, este vector puede no representar una relación de equilibrio para el tipo de cambio. Para realizar tal reivindicación es necesario probar que el tipo de cambio no es una variable exógena del sistema, contraste que ningún autor realiza¹. Sólo MacDonal y Taylor (1994) llegan a estimar un modelo de corrección del error, aunque la especificación utilizada para probar el poder predictivo de esta formulación contrasta por su sencillez con la dimensión del modelo utilizado para estimar el vector de cointegración. En definitiva, la evidencia positiva en favor del modelo monetario como modelo del tipo de cambio a largo plazo es todavía demasiado limitada y con serios problemas en cuanto a su interpretación.

Sorprendentemente, existen pocos trabajos empíricos que analicen la idoneidad del modelo monetario para la peseta, y menos aun los que utilizan técnicas econométricas similares a las nuestras. Por ejemplo, Dolado y Durán (1983), Gámez Amián (1985), Bajo Rubio (1986, 1987), Aguado (1986) y Sosvilla-Rivero (1990), han estudiado cuestiones relacionadas al comportamiento del mercado de divisas español, aunque difieren mucho en cuanto a las relaciones bilaterales consideradas, los modelos teóricos contrastados, y las técnicas econométricas empleadas. En general, los resultados empíricos a los que llegan los diversos autores son muy poco favorables para el modelo monetario.

¹ Tampoco en este trabajo se realiza ningún contraste de exogeneidad. La razón principal es que no pretendemos validar los fundamentos teóricos del modelo monetario de precios rígidos, sino que partiendo de éstos, lo que queremos es verificar si la evidencia de cointegración se ve mejorada por la existencia de posible inestabilidad en uno de los componentes fundamentales de dicho modelo, es decir la demanda de dinero.

Además de los problemas econométricos existen problemas teóricos con los modelos utilizados. Por ejemplo, el modelo monetario con precios flexibles ampliamente utilizado en la literatura hace uso del supuesto de la paridad del poder adquisitivo (PPP), lo que implica que las ofertas monetarias y las rentas reales son información suficiente para caracterizar el comportamiento a corto y largo plazo del tipo de cambio. Sin embargo, este supuesto tiene poco refrendo empírico. Por contra, el modelo monetario con precios rígidos utilizado en este trabajo no requiere este supuesto, que se obtiene como resultado del modelo sólo cuando las perturbaciones son de carácter estrictamente monetario.

En época reciente, algunos autores han señalado que una de las posibles razones del bajo poder explicativo del modelo monetario reside en la falta de estabilidad en uno de sus componentes principales, la demanda de dinero, debido a las rápidas innovaciones tecnológicas ocurridas en el sistema bancario durante las dos últimas décadas. Por ejemplo, Boughton (1988) y Boothe y Poloz (1988) han investigado la relevancia de la posible inestabilidad en la demanda de dinero sobre el comportamiento del modelo monetario, aunque sus resultados no son concluyentes ya que apenas logran mejorar el ajuste intramuestral del modelo monetario.

La estabilidad de la demanda de dinero en los países industriales es todavía una proposición contenciosa que ha sido estudiada por numerosos autores, sin que hasta la fecha se hayan obtenido resultados concluyentes. Por ejemplo, Boughton y Tavlas (1991), Stock y Watson (1993) y Friedman y Kuttner (1992) encuentran evidencia de inestabilidad en la demanda de dinero de los países industriales durante las dos últimas décadas, mientras que Hendry y Ericsson (1991), Haffer y Jansen (1991), Hoffman y Rasche (1991) y Hoffman, Rasche y Tieslau (1995) encuentran evidencia de cointegración y estabilidad en la demanda de dinero de Estados Unidos y Gran Bretaña en series históricas extensas.

En este capítulo se pretende evaluar la capacidad del enfoque monetario para explicar el comportamiento a largo plazo de los tipos de cambio bilaterales entre la peseta y las monedas de los países del G-7 y Suiza, durante el periodo de tipos de cambio flexibles. Para ello, se utiliza el método de estimación corregida de Phillips y Hansen (1990) y el procedimiento de contrastación de Engle y Granger (1987), para verificar la existencia de una relación de cointegración entre el tipo de cambio, la oferta monetaria y

la producción real. También empleamos el contraste de inestabilidad paramétrica de Gregory y Hansen (1996) para estudiar la estabilidad temporal de las ecuaciones del tipo de cambio, y de la ecuación de la demanda de dinero. El método de Gregory y Hansen también proporciona una estimación de los posibles puntos de corte en la muestra. Los puntos de corte estimados para la ecuación de demanda de dinero son utilizados para definir submuestras más estables en cada relación bilateral, en las que volvemos a reestimar el modelo monetario del tipo de cambio.

El capítulo se organiza de la siguiente manera. En la sección V.2 se desarrolla el modelo teórico que da lugar a las ecuaciones que se estiman en el apartado empírico. La sección V.3 describe la metodología econométrica usada en la estimación y el contraste de las diferentes hipótesis. La sección V.4 presenta los resultados empíricos en la muestra completa. El análisis de las posibles submuestras estables aparece en la sección V.5. En la sección V.6 aparecen las conclusiones y, finalmente en el apéndice V.1 se encuentran los resultados tabulados y los gráficos de las variables utilizadas.

V.2.- MODELO TEÓRICO

En esta sección derivamos la ecuación del tipo de cambio que estimaremos para las diferentes relaciones bilaterales. Se parte de una formulación del modelo monetario del tipo de cambio con precios rígidos, ya que ésta no exige el supuesto de la paridad del poder adquisitivo, de dudosa validez empírica. Además, esta formulación permite resaltar las diferencias entre las dinámicas a corto y largo plazo del tipo de cambio. Consideremos la siguiente versión del modelo monetario del tipo de cambio con precios rígidos, Dornbusch (1976), para dos países:

$$m_t - \alpha_0 p_t = \alpha_1 y_t - \alpha_2 i_t \quad (V.1)$$

$$m_t^* - \alpha_0 p_t^* = \alpha_1 y_t^* - \alpha_2 i_t^* \quad (V.2)$$

$$\mathbf{d}_t = \beta_1(\mathbf{s}_t + \beta_0(\mathbf{p}_t^* - \mathbf{p}_t)) + \beta_2 \mathbf{y}_t - \beta_3 \mathbf{i}_t + \beta_4 \mathbf{y}_t^* \quad (\text{V.3})$$

$$\mathbf{d}_t^* = -\beta_1(\mathbf{s}_t + \beta_0(\mathbf{p}_t^* - \mathbf{p}_t)) + \beta_2 \mathbf{y}_t^* - \beta_3 \mathbf{i}_t^* + \beta_4 \mathbf{y}_t \quad (\text{V.4})$$

$$\Delta \mathbf{p}_{t+1} = \pi(\mathbf{d}_t - \mathbf{y}_t) + \Phi \quad (\text{V.5})$$

$$\Delta \mathbf{p}_{t+1}^* = \pi(\mathbf{d}_t^* - \mathbf{y}_t^*) + \Phi^* \quad (\text{V.6})$$

$$\mathbf{i}_t = \mathbf{i}_t^* + \Delta \mathbf{s}_{t+1}^e, \quad (\text{V.7})$$

donde las diferentes variables representan:

- m: la masa monetaria
- p: el nivel de precios
- y: la renta real
- i: el tipo de interés nominal
- d: la demanda real de bienes
- s: el tipo nominal de cambio
- Φ : la expectativa de inflación a largo plazo

Todas las variables, excepto el tipo de interés, están expresadas en logaritmos, los asteriscos caracterizan las variables del país extranjero y el tipo de cambio está expresado en unidades de moneda nacional por unidad de moneda extranjera. Las ecuaciones (V.1) y (V.2) representan las condiciones de equilibrio en los mercados monetarios nacional y

extranjero, donde α_0 , α_1 y α_2 miden las elasticidades o semielasticidades de la demanda de dinero con respecto al nivel de precios, la renta y el tipo de interés, respectivamente.

Las ecuaciones (V.3) y (V.4) describen los determinantes de la demanda agregada en términos reales, nacional y extranjera, donde β_1 mide la elasticidad de la demanda con respecto al tipo de cambio real, β_2 la elasticidad con respecto a la renta real del propio país, β_4 la elasticidad con respecto a la renta real del otro país, y β_3 es la semielasticidad con respecto al tipo de interés. En presencia de bienes no comercializables, el tipo de cambio real, $s + p^* - p$, puede no ser la variable más apropiada para medir la competitividad de los bienes comercializables en los mercados internacionales. Por ello hemos introducido el parámetro β_0 para capturar la posible no homogeneidad del tipo de cambio real con respecto a los precios relativos.

Las ecuaciones (V.5) y (V.6) describen el ajuste en el nivel de precios de cada país como una función del exceso de demanda y de las expectativas de inflación a largo plazo. Finalmente, la ecuación (V.7) representa la condición de paridad descubierta del tipo de interés, donde las expectativas se asumen formadas racionalmente, $s_{t+1}^e = E_t[s_{t+1}]$, siendo E el operador esperanza matemática². Por economía notacional asumimos un modelo simétrico con idénticas elasticidades en ambos países.

De las ecuaciones (V.1), (V.2) y (V.7) se puede derivar una expresión para las expectativas del tipo de cambio en función de las variables endógenas del modelo (p , p^* , s) y de las exógenas o fundamentales (m , m^* , y , y^*). De manera análoga, incorporando las expresiones de las demandas agregadas (V.3) y (V.4) en las ecuaciones (V.5) y (V.6), previa sustitución del tipo de interés obtenido de las ecuaciones (V.1) y (V.2), obtenemos expresiones para la dinámica de ajuste de los dos niveles de precios. Consiguientemente, la dinámica global del sistema puede representarse mediante la siguiente ecuación en diferencias multivariante de primer orden:

² La consideración de los supuestos de sustituibilidad y movilidad perfecta de los activos financieros entre países, exige tener en cuenta el cumplimiento de la paridad descubierta de tipos de interés. Es por esta razón por la que el operador esperanza matemática se incluye en la resolución del modelo.

$$\begin{pmatrix} p_{t+1} \\ p_{t+1}^* \\ E_t[s_{t+1}] \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \phi \\ \phi^* \\ 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 1 - \pi(\beta_1\beta_0 + \beta_3\alpha_0/\alpha_2) & \pi\beta_1\beta_0 & \pi\beta_1 \\ \pi\beta_1\beta_0 & 1 - \pi(\beta_1\beta_0 + \beta_3\alpha_0/\alpha_2) & -\pi\beta_1 \\ \alpha_0/\alpha_2 & -\alpha_0/\alpha_2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} p_t \\ p_t^* \\ s_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \pi\beta_3/\alpha_2 & 0 & \pi(\beta_2 - \beta_2\alpha_1/\alpha_2 - 1) & \pi\beta_4 \\ 0 & \pi\beta_3/\alpha_2 & \pi\beta_4 & \pi(\beta_2 - \beta_3\alpha_1/\alpha_2 - 1) \\ -1/\alpha_2 & 1/\alpha_2 & \alpha_1/\alpha_2 & -\alpha_1/\alpha_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} m_t \\ m_t^* \\ y_t \\ y_t^* \end{pmatrix} \quad (V.8)$$

En un entorno de precios rígidos, la dinámica del tipo de cambio tiene dos componentes; uno derivado directamente de la dinámica de las variables fundamentales y otro derivado del lento ajuste en los precios. El primer componente determina el comportamiento de equilibrio del tipo de cambio mientras que el segundo componente determina la dinámica de desequilibrio de esa variable. Por tanto, puede interpretarse que la versión con precios flexibles del modelo monetario hace énfasis en la dinámica de equilibrio, y la versión con precios rígidos en la dinámica de desequilibrio.

La dinámica de equilibrio de las variables endógenas puede derivarse de la ecuación en diferencias imponiendo la condición de que los cambios esperados coincidan con las tasas de crecimiento constantes a largo plazo, θ_p , θ_{p^*} y θ_s , a su vez función de las tasas de crecimiento en las variables fundamentales. Sustituyendo las condiciones de equilibrio, $p_{t+1} = p_t + \theta_p$, $p_{t+1}^* = p_t^* + \theta_{p^*}$ y $s_{t+1}^e = s_t + \theta_s$, en la ecuación en diferencias, resulta la siguiente solución de equilibrio,

$$\begin{pmatrix} p_t \\ p_t^* \\ s_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1/\alpha_0 & 0 & \frac{\alpha_2(\beta_2 + \beta_4 - 1) - \alpha_1}{2\beta_3\alpha_0} & \frac{\alpha_2(\beta_2 + \beta_4 - 1)}{2\beta_3\alpha_0} \\ 0 & 1/\alpha_0 & \frac{\alpha_2(\beta_2 + \beta_4 - 1)}{2\beta_3\alpha_0} & \frac{\alpha_2(\beta_2 + \beta_4 - 1) - \alpha_1}{2\beta_3\alpha_0} \\ \beta_0/\alpha_0 & -\beta_0/\alpha_0 & \frac{1 + \beta_4 - \beta_2 - \beta_0\alpha_1}{2\beta_1} & \frac{\beta_0\alpha_1}{\alpha_0} - \frac{1 + \beta_4 - \beta_2}{2\beta_1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} m_t \\ m_t^* \\ y_t \\ y_t^* \end{pmatrix} \quad (V.9)$$

donde por simplicidad los términos constantes han sido omitidos. Nótese que *contrariamente al resultado típico en modelos monetarios*, los precios y el tipo de cambio no son necesariamente linealmente homogéneos en la masa monetaria a largo plazo. La homogeneidad depende crucialmente del supuesto de homogeneidad de la demanda de dinero respecto a los precios, $\alpha_0 = 1$, y del supuesto de homogeneidad del tipo de cambio real con respecto al índice de precios relativos, $\beta_0 = 1$. Ambos supuestos son empíricamente cuestionables.

Alternativamente, el sistema puede ser formulado en términos de los tipos de interés en vez de los niveles de precios a partir de las condiciones de equilibrio (V.1) y (V.2) del mercado monetario. En ese caso, la solución a largo plazo del sistema es,

$$\begin{pmatrix} i_t \\ i_t^* \\ s_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \frac{\beta_2 + \beta_4 - 1}{2\beta_3} & \frac{\beta_2 + \beta_4 - 1}{2\beta_3} \\ 0 & 0 & \frac{\beta_2 + \beta_4 - 1}{2\beta_3} & \frac{\beta_2 + \beta_4 - 1}{2\beta_3} \\ \frac{\beta_0}{\alpha_0} & -\frac{\beta_0}{\alpha_0} & \frac{1 + \beta_4 - \beta_2}{2\beta_1} - \frac{\beta_0 \alpha_1}{\alpha_0} & \frac{\beta_0 \alpha_1}{\alpha_0} - \frac{1 + \beta_4 - \beta_2}{2\beta_1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} m_t \\ m_t^* \\ y_t \\ y_t^* \end{pmatrix} \quad (V.10)$$

Nótese que el tipo de interés no depende de la cantidad de dinero en el largo plazo, sólo depende de los niveles de renta. Además, en nuestro modelo simétrico el diferencial de interés es estacionario en el largo plazo al no depender de ninguna de las variables fundamentales del sistema.

Pasamos ahora a derivar la dinámica de las variables endógenas en el corto plazo. La ecuación en diferencias tiene el siguiente formato:

$$\begin{pmatrix} \mathbf{p}_{t+1} \\ \mathbf{E}_t[s_{t+1}] \end{pmatrix} = \mathbf{A} \begin{pmatrix} \mathbf{p}_t \\ s_t \end{pmatrix} + \Gamma \mathbf{Z}_t, \quad (V.11)$$

donde \mathbf{p}_t es el vector bivalente que contiene los precios de los dos países, s_t es la variable escalar tipo de cambio y \mathbf{Z}_t es el vector que contiene las cuatro variables exógenas del modelo. Para obtener la solución al anterior sistema de ecuaciones en diferencias con

expectativas particionamos las matrices de parámetros de la siguiente manera:

$$\begin{pmatrix} \mathbf{p}_{t+1} \\ \mathbf{E}_t[\mathbf{s}_{t+1}] \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11} & \mathbf{A}_{12} \\ \mathbf{A}_{21} & \mathbf{A}_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{p}_t \\ \mathbf{s}_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \Gamma_1 \\ \Gamma_2 \end{pmatrix} \mathbf{z}_t . \quad (\text{V.12})$$

Sea $\mathbf{A} = \mathbf{B}\mathbf{J}\mathbf{B}^{-1}$ la descomposición de Jordan de la matriz \mathbf{A} , donde \mathbf{J} es la matriz diagonal que contiene los tres valores propios de \mathbf{A} ordenados de menor a mayor en valor absoluto, y particionamos estas matrices del mismo modo que hicimos con \mathbf{A} ,

$$\mathbf{B} = \begin{pmatrix} \mathbf{B}_{11} & \mathbf{B}_{12} \\ \mathbf{B}_{21} & \mathbf{B}_{22} \end{pmatrix} ; \quad \mathbf{B}^{-1} = \begin{pmatrix} \mathbf{C}_{11} & \mathbf{C}_{12} \\ \mathbf{C}_{21} & \mathbf{C}_{22} \end{pmatrix} ; \quad \mathbf{J} = \begin{pmatrix} \mathbf{J}_1 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{J}_2 \end{pmatrix} , \quad (\text{V.13})$$

donde \mathbf{J}_1 y \mathbf{J}_2 son matrices de dimensión 2×2 y 1×1 respectivamente. Para que el sistema tenga solución única, \mathbf{J}_1 debe contener todos los valores propios dentro del círculo unidad mientras que \mathbf{J}_2 debe contener todos los que se hallen fuera de él. Si la condición de unicidad se verifica, la solución del sistema para $t > 0$ es, según Blanchard y Kahn (1980),

$$\mathbf{p}_t = \mathbf{B}_{11}\mathbf{J}_1\mathbf{B}_{11}^{-1}\mathbf{p}_{t-1} + \Gamma_1\mathbf{z}_{t-1} - \mathbf{A}_{12}\mathbf{C}_{22}^{-1} \sum_{i=0}^{\infty} \mathbf{J}_2^{-i-1} (\mathbf{C}_{21}\Gamma_1 + \mathbf{C}_{22}\Gamma_2) \mathbf{E}_{t-1}[\mathbf{z}_{t-1+i}] , \quad (\text{V.14})$$

y

$$\mathbf{s}_t = \mathbf{C}_{22}^{-1}\mathbf{C}_{21}\mathbf{p}_t - \mathbf{C}_{22}^{-1} \sum_{i=0}^{\infty} \mathbf{J}_2^{-i-1} (\mathbf{C}_{21}\Gamma_1 + \mathbf{C}_{22}\Gamma_2) \mathbf{E}_t[\mathbf{z}_{t+i}] . \quad (\text{V.15})$$

Para obtener soluciones explícitas de estas dos ecuaciones debemos especificar el comportamiento dinámico de las variables fundamentales. Por ejemplo, supongamos que el vector \mathbf{z}_t puede ser representado por un proceso autorregresivo de orden p ,

$$\mathbf{z}_t = \Theta_z + \Psi_1\mathbf{z}_{t-1} + \Psi_2\mathbf{z}_{t-2} + \dots + \Psi_p\mathbf{z}_{t-p} + \epsilon_t . \quad (\text{V.16})$$

Se puede probar que las sumas infinitas en las ecuaciones (V.14) y (V.15) también

tienen una representación autorregresiva de orden p . Por tanto, utilizando dicha representación autorregresiva, las ecuaciones pueden expresarse como,

$$p_t = \Theta_1 + \Lambda_1 p_{t-1} + \Gamma_{11} Z_{t-1} + \Gamma_{12} Z_{t-2} + \dots + \Gamma_{1p} Z_{t-p} \quad (\text{V.17})$$

$$s_t = \Theta_2 + \Lambda_2 p_t + \Gamma_{21} Z_t + \Gamma_{22} Z_{t-1} + \dots + \Gamma_{2p} Z_{t-p+1}, \quad (\text{V.18})$$

donde las matrices de parámetros, Θ , Λ y Γ , son funciones no lineales de los parámetros estructurales en (V.1)-(V.7) y de los coeficientes autorregresivos en (V.16). Finalmente, sustituyendo (V.16) y (V.17) en la ecuación (V.18), podemos obtener una expresión global de la dinámica conjunta de todas las variables del sistema, $X = \{p, p^*, s, m, m^*, y, y^*\}$, como un proceso autorregresivo de orden p multivariante,

$$X_t = \Theta + \Gamma_1 X_{t-1} + \Gamma_2 X_{t-2} + \dots + \Gamma_p X_{t-p}. \quad (\text{V.19})$$

Algunos de los supuestos restrictivos utilizados para derivar las ecuaciones (V.9) y (V.19) pueden ser fácilmente relajados sin que los resultados básicos del análisis se vean afectados. Por ejemplo, se puede relajar el supuesto de simetría internacional, se puede utilizar como deflactor de la demanda de dinero un índice de precios al consumo, $\alpha p + (1-\alpha)p^*$, en vez del deflactor de la producción, p , la demanda de dinero puede incluir saldos reales retardados, se puede usar en la ecuación de la demanda de bienes el tipo real de interés en vez del tipo nominal, y finalmente se puede usar una versión más Keynesiana del modelo y distinguir entre producción a corto plazo y producción potencial, sin que los resultados cualitativos del análisis empírico se vean comprometidos.

Si las expectativas se forman racionalmente, el proceso multivariante en (V.19) debe satisfacer un conjunto de restricciones paramétricas: nulidad de algunos coeficientes y restricciones interecuacionales. Estas restricciones, difíciles de derivar en contextos uniecuacionales [por ejemplo, Hoffman y Schmidt (1981) y Hoffman y Schlagenhauf (1983)], lo son aun más en nuestro modelo multiecuacional y por ello no se contrastan en el presente estudio. Además, DeJong y Husted (1993) han mostrado que los contrastes tradicionalmente utilizados para comprobar estas restricciones carecen de potencia y tienden a no rechazarlas con frecuencia. Existe sin embargo un conjunto de importantes

implicaciones que permiten distinguir la presente formulación de anteriores versiones del modelo monetario.

En primer lugar, el modelo multivariante en (V.19) captura la dinámica conjunta de la variable endógena, s , las variables predeterminadas, p y p^* (i e i^*), y las variables fundamentales, m , m^* , y e y^* , mientras que el sistema (V.9) representa el equilibrio a largo plazo entre las variables. Dado que las variables fundamentales son integradas de orden uno, los sistemas (V.9) y (V.10) pueden ser interpretados como un conjunto de cinco relaciones de cointegración presentes en el modelo general (V.19). De entre estas relaciones nos interesa primordialmente la que determina el comportamiento a largo plazo del tipo de cambio. Es decir, la relación entre el tipo de cambio bilateral, las masas monetarias y las rentas reales de los dos países. Nótese que para analizar tal relación no es necesario considerar el sistema completo (V.19), salvo quizás para obtener una representación dinámica parsimoniosa. Más adelante volveremos a tratar el tema de la especificación del modelo.

El objetivo del presente capítulo es evaluar empíricamente, en qué medida el pobre comportamiento del modelo monetario del tipo de cambio está inducido por la posible inestabilidad en uno de sus componentes fundamentales; la ecuación de demanda de dinero. En general, el análisis de la estabilidad de la demanda de dinero empieza con la especificación y estimación de una ecuación de demanda de dinero a largo plazo. La mayor parte de los autores elige formulaciones de la demanda de dinero similares a las propuestas en (V.1) y (V.2); es decir, estudian la posible cointegración de un sistema que engloba la oferta de dinero, el nivel de precios, la renta real y el tipo de interés. Conviene señalar que estas ecuaciones capturan el equilibrio a corto plazo del mercado monetario, en el que el nivel de precios y el tipo de interés no tienen porqué adoptar su valor de equilibrio a largo plazo. Este hecho puede enturbiar el análisis de la estabilidad ya que, desde el punto de vista teórico, dos de las cuatro variables del sistema pueden estar en permanente estado de desequilibrio lo que dificultaría la estimación de las elasticidades a largo plazo de la demanda de dinero.

Existe afortunadamente una vía alternativa para examinar el problema de la estabilidad de la demanda de dinero; es decir, la estabilidad de los coeficientes α_0 , α_1 y

α_2 . Restando las expresiones del comportamiento a largo plazo de p y p^* en (V.9) obtenemos,

$$(p_t - p_t^*) = \frac{1}{\alpha_0}(m_t - m_t^*) - \frac{\alpha_1}{\alpha_0}(y_t - y_t^*) , \quad (V.20)$$

que es una relación de largo plazo que involucra exclusivamente las elasticidades α_0 y α_1 de la demanda de dinero. Esta formulación, que explota la estacionariedad a largo plazo del diferencial del tipo de interés, incorpora variables relativas en las que el componente tendencial suele neutralizarse y ofrece ventajas desde la perspectiva de la estimación. Por tanto, la estrategia de contrastación de inestabilidad en la demanda de dinero, difiere notablemente de la utilizada con frecuencia en la literatura.

V.3.- METODOLOGÍA ECONOMÉTRICA

La metodología econométrica empleada en el presente capítulo tiene tres objetivos básicos: (1) obtener estimaciones de vectores de cointegración, (2) calcular contrastes de cointegración y, (3) realizar contrastes de inestabilidad paramétrica en vectores de cointegración. En cuanto al primer objetivo, existen numerosas técnicas para la estimación de vectores de cointegración. Estas técnicas se pueden dividir en dos grandes grupos: técnicas multivariantes de estimación, cuyo exponente más popular es el método de Johansen (1988, 1991), y técnicas de estimación uniecuacionales, como por ejemplo el método mínimo cuadrático de Engle y Granger (1987). Por consistencia interna entre los diferentes apartados del análisis econométrico, hemos elegido la segunda vía. En particular, en nuestro estudio utilizamos un estimador propuesto por Phillips y Hansen (1990) ("*fully modified estimator*"), que tiene la ventaja de proporcionar estimadores del vector de cointegración corregidos del posible sesgo por endogeneidad de los regresores y autocorrelación.

Consideremos la regresión multivariante, $y_t = x_t \beta + u_{1t}$, donde x_t es un proceso multivariante no estacionario, por ejemplo, $x_t = x_{t-1} + u_{2t}$, siendo u_{1t} y u_{2t} procesos

estacionarios en sentido débil. El método original de Engle y Granger (1987)³ consiste en estimar (de manera superconsistente) el vector de parámetros β por mínimos cuadrados ordinarios (MCO). Sin embargo, en presencia de autocorrelación o endogeneidad de los regresores, los estimadores MCO pueden estar sesgados. Para corregir este posible sesgo Phillips y Hansen (1990) derivan un estimador corregido ("*fully modified estimator*"), β^+ .

Definamos primero el vector de perturbaciones $u_t = (u_{1t}, u_{2t})'$, y

$$\Omega = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^T E[u_j u_t'] , \tag{V.21}$$

$$\Lambda = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^t E[u_j u_t'] , \tag{V.22}$$

las llamadas matrices de varianzas y covarianzas del largo plazo uni y bidireccionales ("*one sided*" y "*two sided*"). Estas matrices pueden partitionarse, según u_t , como

$$\Omega = \begin{pmatrix} \Omega_{11} & \Omega_{12} \\ \Omega_{21} & \Omega_{22} \end{pmatrix} ; \quad \Lambda = \begin{pmatrix} \Lambda_{11} & \Lambda_{12} \\ \Lambda_{21} & \Lambda_{22} \end{pmatrix} , \tag{V.23}$$

a partir de las cuales se construyen las siguientes expresiones de interés,

$$\Omega_{1.2} = \Omega_{11} - \Omega_{12} \Omega_{22}^{-1} \Omega_{21} \tag{V.24}$$

y

$$\Lambda_{21}^+ = \Lambda_{21} - \Lambda_{22} \Omega_{22}^{-1} \Omega_{21} . \tag{V.25}$$

³ Aunque dicho método, al contrario que el de Johansen, tiende a aceptar la ausencia de cointegración, lo utilizamos por consistencia con el procedimiento propuesto por Gregory y Hansen para detectar inestabilidad en la relación de largo plazo.

$\Omega_{1.2}$ puede interpretarse como la varianza a largo plazo de u_{1t} condicionada a u_{2t} , mientras que Λ_{21}^+ representa el sesgo por endogeneidad de los regresores.

El estimador corregido tiene la siguiente expresión,

$$\beta^+ = \left(\sum_{t=1}^T (y_t^+ x_t' - (0, \Lambda_{21}^+)) \right) \left(\sum_{t=1}^T x_t x_t' \right)^{-1}, \quad (V.26)$$

donde

$$y_t^+ = y_t - \Omega_{12} \Omega_{22}^{-1} u_{2t}. \quad (V.27)$$

En la práctica, las matrices del largo plazo Ω y Λ se estiman no paramétricamente según el método propuesto por Andrews y Monahan (1992).

Para la contrastación de hipótesis lineales se propone un estadístico modificado de Wald, similar al utilizado en regresión lineal,

$$G = (R\beta - r)' \left[R \left(\Omega_{11.2} \otimes \left(\sum_{t=1}^T x_t x_t' \right)^{-1} \right) R' \right]^{-1} (R\beta - r), \quad (V.28)$$

donde $(R\beta - r)$ es la restricción lineal objeto del contraste. En particular, una de las aplicaciones básicas del estadístico es en la contrastación de la significatividad individual de los parámetros. Bajo la hipótesis nula, el estadístico G se distribuye asintóticamente χ^2 , con tantos grados de libertad como restricciones independientes haya (rango de R).

Para la contrastación de raíces unitarias se utilizan tres estadísticos diferentes: 1) el contraste de Dickey y Fuller aumentado (ADF) [Said y Dickey (1984)], 2) el contraste de Phillips y Perron (1988) (PP), y 3) el más reciente contraste simétrico ponderado (WS) [Pantula et al. (1994)]. La selección de retardos en el contraste ADF se realiza siguiendo la recomendación de Perron y Vogelsang (1992). Una vez estimado el modelo según el método corregido de Phillips y Hansen, se aplica un contraste de raíces unitarias sobre $u_{1t}^+ = y_t - x_t \beta^+$, los residuos estimados de la ecuación. En particular, hemos elegido el popular

estadístico ADF, basado en el estadístico t sobre el parámetro α , en la ecuación

$$\Delta u_{1t}^+ = \delta_0 + \alpha u_{1t-1}^+ + \sum_{i=1}^k \delta_i \Delta u_{1t-i}^+ + \xi_t, \quad (\text{V.29})$$

donde k se determina siguiendo el criterio propuesto por Perron y Vogelsang. La distribución en muestras finitas de dicho estadístico ha sido tabulada por MacKinnon (1991).

En el capítulo anterior, hemos examinado el comportamiento comparado de varios contrastes de inestabilidad paramétrica en relaciones de cointegración. De entre ellos, destaca por su robustez y potencia el contraste de inestabilidad paramétrica propuesto por Gregory y Hansen (1996), el cual empleamos en el presente capítulo.

Gregory y Hansen (1996) proponen un estadístico para contrastar la hipótesis nula de ausencia de cointegración diseñado para tener potencia contra alternativas cointegradas en presencia de cambios estructurales. Este estadístico es una extensión del contraste de cointegración propuesto por Engle y Granger (1987), que verifica la presencia de raíces unitarias en los residuos de la regresión de cointegración. Gregory y Hansen parten del modelo,

$$Y_t = \mu_1 + \mu_2 \varphi_{\tau t} + \alpha_1 X_t + \alpha_2 X_t \varphi_{\tau t} + \epsilon_t, \quad t = 1, \dots, T, \quad (\text{V.30})$$

donde X_t es un vector de regresores $I(1)$, ϵ_t es $I(0)$ y $\varphi_{\tau t}$ es una variable ficticia definida de la siguiente forma:

$$\varphi_{\tau t} = \begin{cases} 0, & \text{si } t \leq [\tau T] \\ 1, & \text{si } t > [\tau T] \end{cases}, \quad (\text{V.31})$$

con $[\tau T]$ denotando la parte entera de “ τT ”, y τ es un parámetro desconocido perteneciente al intervalo $(0, 1)$.

Una vez estimado el modelo por MCO, se aplica un contraste de raíces unitarias sobre $\hat{\epsilon}_t$, el residuo estimado de la ecuación. En particular, hemos elegido el popular contraste de Dickey-Fuller aumentado (ADF). Para cada posible punto de corte t , dentro

del intervalo $\tau \in [.15, .85]$, se calcula un estadístico $ADF(t)$, que bajo la hipótesis nula tiene la distribución de Dickey-Fuller. Sin embargo, cuando el punto de corte es desconocido, Gregory y Hansen proponen calcular,

$$\text{InfADF} = \min_{\tau \in (.15, .85)} ADF(t) , \tag{V.32}$$

es decir, el ínfimo entre todos los valores calculados. Estos autores han tabulado la distribución asintótica del estadístico **InfADF** para varias especificaciones alternativas de la regresión de cointegración. Finalmente, asociada al estadístico **InfADF** estará la posición muestral **NinfADF**, que puede ser interpretado como un posible estimador del punto de corte. El estudio de Monte Carlo llevado a cabo en el capítulo anterior, mostró que este estimador parece ser bastante preciso y con escaso sesgo.

En este capítulo hemos tabulado los valores críticos más usuales de los estadísticos ADF , InfADF y MeanADF usando el criterio de selección de retardos de Perron y Vogelsan, en muestras finitas de 50 y 100 observaciones y para ecuaciones con uno y dos regresores. El resultado es el siguiente:

	ADF				InfADF				MeanADF			
	nvar=1		nvar=2		nvar=1		nvar=2		nvar=1		nvar=2	
	T=50	T=100	T=50	T=100	T=50	T=100	T=50	T=100	T=50	T=100	T=50	T=100
5%	-3.609	-3.515	-4.070	-3.947	-5.403	-5.249	-6.012	-5.821	-3.985	-3.876	-4.532	-4.414
10%	-3.256	-3.180	-3.713	-3.614	-5.082	-4.947	-5.678	-5.534	-3.696	-3.599	-4.243	-4.143

V.4.- RESULTADOS EMPÍRICOS

El análisis empírico está organizado en los siguientes apartados. En un primer apartado examinamos la evidencia empírica favorable a una ecuación del tipo de cambio a largo plazo como la derivada en (V.9), típicamente estimada en la literatura. En un segundo apartado examinamos la evidencia empírica acerca de la estabilidad de la demanda de dinero en ecuaciones del largo plazo, como la derivada en la expresión (V.20). Finalmente, una vez se hayan establecido subperíodos muestrales de mayor estabilidad en la demanda de dinero, en un tercer apartado se vuelve a examinar la ecuación del tipo de cambio a largo plazo en las submuestras estables.

En cada uno de estos apartados se realizan tres operaciones. La primera consiste en aplicar a las variables de la ecuación contrastes de raíces unitarias. Por motivos de espacio, sólo se presentan los resultados correspondientes al contraste simétrico ponderado (WS), por su contrastada buena potencia⁴ [Pantula et al. (1994)]. La segunda operación consiste en la estimación de la relación de cointegración mediante el procedimiento corregido de Phillips y Hansen (1990), y por último, en una tercera etapa se calcula el contraste de inestabilidad paramétrica de Gregory y Hansen (1996). En las tablas se presenta información acerca del vector de cointegración, β , de la significatividad de dichos coeficientes, obtenida mediante un contraste corregido de Wald, G , del contraste de cointegración ADF (Dickey-Fuller aumentado), de los contrastes de inestabilidad paramétrica de Gregory y Hansen, InfADF y MeanADF, así como del punto de corte estimado, $Ninf$. Los ocho modelos bilaterales estudiados vendrán referidos por las iniciales de los países extranjeros: Alemania (AL), Canada (CN), Francia (FR), Italia (IT), Japón (JP), Suiza (SU), Reino Unido (RU) y Estados Unidos (EU).

Empezamos nuestro análisis con la descripción de los datos, a continuación obtenemos los resultados para la muestra completa, y finalmente realizamos el estudio en las posibles submuestras estables.

⁴ También, por motivos de espacio, tampoco presentamos los resultados de los contrastes de estabilidad en la tendencia estocástica para el conjunto de variables utilizado. Tras su análisis, podemos afirmar que no existe evidencia clara de inestabilidad en ninguna de ellas. Además, téngase en cuenta que en el trabajo se plantea el análisis de estabilidad en la relación de cointegración. Ésta no tiene por qué verse alterada por la inestabilidad individual de las series que componen la relación de cointegración.

V.4.1. FUENTES ESTADÍSTICAS

Aunque el comienzo del actual sistema de tipos de cambios flexibles se suele situar a principios de 1973, cuando se produce el abandono oficial del sistema de Bretton Woods, los tipos de cambio empezaron a fluctuar de forma moderada desde principios de 1970. Por ello, en este estudio se utilizan datos trimestrales correspondientes al período 1970:1-1993:4, que han sido obtenidos de las Estadísticas Financieras Internacionales del Fondo Monetario Internacional. Los tipos de cambio nominales representan las medias trimestrales a partir de datos diarios, y están expresados en dólares por unidad de cuenta nacional. La oferta monetaria corresponde al dato de final de trimestre del agregado M1 desestacionalizado. Para Francia y el Reino Unido, la no disponibilidad de la serie anterior nos obliga a utilizar un índice de dicho agregado monetario, que en el caso de Inglaterra solo existe hasta 1992:4. Los tipos de interés a corto plazo están anualizados, y representan las tasas del mercado monetario o de las letras del tesoro, dependiendo del país. Las series de tipos de interés no están completas en todos los países. Por ejemplo, para Italia se disponen de datos para el periodo 1971:1-1993:4, para España en el periodo 1974:1-1993:4, y para Suiza en el periodo 1975:4-1993:4. Finalmente, la renta real está medida por el PIB a precios constantes corregido de estacionalidad, y el nivel de precios por el IPC.

V.4.2. MUESTRA COMPLETA

V.4.2.1. ECUACIÓN DEL TIPO DE CAMBIO

Empezamos el análisis investigando las propiedades de la ecuación del tipo de cambio a largo plazo⁵ (V.9). Bajo el supuesto de simetría internacional, esta ecuación contiene tres variables: el logaritmo del tipo de cambio bilateral nominal, NXRT, el logaritmo de la oferta relativa de dinero, $RM1 = m - m^*$, y el logaritmo de la renta real

⁵ Téngase en cuenta que esta es la relación de largo plazo. La diferencia básica entre las dos versiones (precios rígidos y flexibles) del modelo monetario reside en la dinámica de comportamiento a corto plazo de las variables. Por tanto, la “ventaja” relativa de la versión de precios rígidos frente a la de precios flexibles es que permite tener en cuenta su dinámica de ajuste.

relativa, $RRY = y - y^*$,

$$NXRT = \gamma_0 + \gamma_1 RM1 + \gamma_2 RRY, \quad (V.33)$$

donde γ_1 y γ_2 representan la elasticidad monetaria y la elasticidad renta del tipo de cambio a largo plazo, respectivamente. Los Gráficos V.1 y V.2 presentan la evolución temporal de las variables, NXRT, RM1 y RRY para cada una de las relaciones bilaterales analizadas.

Los resultados de aplicar los contrastes de raíces unitarias a las tres variables del sistema, NXRT, RM1 y RRY, para cada una de las 8 relaciones bilaterales entre los nueve países, se presentan en la Tabla V.1. Estos resultados indican que para la inmensa mayoría de estas variables, no puede rechazarse la presencia de al menos una raíz unitaria en su dinámica temporal. Sólo la renta real relativa de Alemania (**AL**) parece rechazar la hipótesis nula de una raíz unitaria en favor de la alternativa de estacionariedad al 10% de significación. Estos contrastes se vuelven a aplicar a las primeras diferencias de las variables (indicadas por el símbolo Δ). Para la mayor parte de las variables, puede rechazarse la presencia de más de una raíz unitaria, aunque la oferta monetaria relativa de Japón (**JP**), y marginalmente, la renta real relativa de Suiza (**SU**), parecen ser variables integradas de orden superior a uno.

La Tabla V.2 presenta los resultados del análisis de cointegración para la ecuación monetaria del tipo de cambio (V.33) en la muestra completa. De los ocho modelos bilaterales considerados, no hay evidencia de cointegración (ADF) al 10% de nivel de significación en ninguno de ellos. La variable RM1 es significativa en cinco de los modelos. También, en cinco de ellos no puede rechazarse la hipótesis nula de homogeneidad monetaria del tipo de cambio ($\gamma_1 = 1$), mientras que en otros dos su coeficiente tiene el signo equivocado. Por otro lado, la variable RRY no es significativa en cuatro de las ocho relaciones bilaterales. Los contrastes de estabilidad de Gregory y Hansen (InfADF y MeanADF) indican evidencia clara de inestabilidad en el modelo de Italia (**IT**), aunque en otros dos, **FR** y **RU**, hay también indicio marginal de tal fenómeno. Curiosamente, el estimador del punto de corte, Ninf, señala en todos los modelos una fecha parecida, alrededor del año 1984.

En la mayor parte de los modelos monetarios del tipo de cambio se asume homogeneidad tanto en la demanda de dinero como en el tipo de cambio real, $\alpha_0 = \beta_0 = 1$, con lo que se obtiene también homogeneidad monetaria para el tipo de cambio nominal, $\gamma_1 = 1$. En la Tabla V.2 hemos podido comprobar que dicha restricción no podía ser rechazada en cinco de los modelos. Por consiguiente, examinamos a continuación el modelo que incorpora esta restricción, en el que la dimensión del sistema se reduce de cinco a dos variables y donde la nueva variable dependiente es NXRT-RM1. La evolución temporal de esta variable está representada en los Gráficos V.1 y V.2.

La Tabla V.1 recoge los resultados de aplicar el contraste de raíces unitarias a las nuevas variables. En tres de los modelos, **AL**, **CN** y **EU**, el estadístico WS se muestra favorable a la estacionariedad de la variable NXRT-RM1, con niveles de confianza superiores al 95%, mientras que en otros cuatro, aunque no se rechaza de la hipótesis nula, los percentiles del estadístico son superiores al 70%. Para los modelos **AL** y **EU**, estos resultados son consistentes con los obtenidos en la Tabla V.2, no así para el modelo **CN**, que presentaba un coeficiente estimado γ_1 significativamente diferente de la unidad. Finalmente, en ningún caso existe evidencia de integración de orden superior a uno.

La Tabla V.3 reproduce la información estadística de la Tabla V.2 para el modelo con homogeneidad monetaria,

$$\text{NXRT-RM1} = \gamma_0 + \gamma_2 \text{RRY} . \quad (\text{V.34})$$

Los resultados de ambas tablas son parecidos, con coeficientes γ_2 negativos y generalmente poco significativos, ausencia de cointegración, y cierta evidencia de inestabilidad paramétrica. Además, aunque los puntos de corte estimados cambian, siguen permaneciendo mayoritariamente dentro del intervalo 1982-1986. Por tanto, del examen conjunto de las Tablas V.1 a V.3, puede decidirse que sólo en dos de las relaciones bilaterales (Alemania y los EE.UU), el modelo monetario parece validarse.

V.4.2.2. ECUACIÓN DE DEMANDA DE DINERO

Ahora estudiaremos la posible conexión entre inestabilidad en la demanda de dinero y el pobre comportamiento del modelo monetario del tipo de cambio exhibido en el apartado anterior. Para examinar la inestabilidad de la demanda de dinero utilizamos la ecuación (V.20) del texto, que relaciona el comportamiento del logaritmo de los precios relativos, RIPC, el logaritmo de la oferta relativa de dinero, RM1, y el logaritmo de la renta real relativa, RRY,

$$\text{RIPC} = \beta_0 + \beta_1 \text{RM1} + \beta_2 \text{RRY} , \quad (\text{V.35})$$

y donde sólo intervienen los parámetros α_0 y α_1 de la demanda de dinero. Por tanto, de acuerdo a nuestros supuestos, los coeficientes de la ecuación (V.35) deben satisfacer las restricciones, $\beta_1 > 0$ y $\beta_2 < 0$. El otro parámetro de la demanda de dinero, α_2 , no aparece en la ecuación como consecuencia de la estacionariedad implícita del diferencial de interés en nuestro modelo.

El índice de precios relativos es la única variable de la ecuación (V.35) cuya estacionariedad no ha sido analizada todavía. Los resultados de aplicar contrastes de raíces unitarias a dicha variable, en la Tabla V.1, indican que entre los ocho índices de precios relativos considerados, sólo en el de Italia (IT), puede rechazarse la hipótesis nula de una raíz unitaria en favor de la alternativa de estacionariedad al 10% de significación. Además, en otros dos modelos, AL y SU, el orden de integración de la variable es mayor que uno. Adicionalmente, la Tabla V.1 confirma la estacionariedad de los diferenciales de interés a corto plazo, RTIC, en todos los modelos, en consonancia con los resultados obtenidos en el apartado teórico.

La Tabla V.4 presenta los resultados del análisis de cointegración para la ecuación (V.35), que caracteriza el comportamiento a largo plazo de la demanda de dinero, en la muestra completa⁶. En ella se muestra que todos los coeficientes estimados tienen el signo

⁶ Téngase en cuenta que el modelo monetario de precios rígidos a largo plazo, también supone el cumplimiento de la paridad del poder adquisitivo. Por este motivo, el análisis de la estabilidad de la demanda de dinero en este

correcto. En general, el valor de dichos coeficientes es aceptable, aunque no siempre es estadísticamente significativo. Además, en cuatro de las ecuaciones no es posible rechazar la hipótesis de homogeneidad monetaria, $\beta_1 = 1$. Sin embargo, los resultados indican que no hay evidencia de cointegración en ninguna de las ocho relaciones bilaterales, aunque hay signos inequívocos de inestabilidad paramétrica. En dos modelos, **AL** y **RU**, los contrastes de Gregory y Hansen rechazan la estabilidad al 10% de nivel de significación, y en otros tres, **CN**, **FR** y **EU**, su valor es elevado sin ser significativo. Como ocurría en las ecuaciones del tipo de cambio, la mayor parte de los puntos de corte estimados se agrupan en torno a 1984.

Al igual que ocurría con la ecuación del tipo de cambio, el supuesto de homogeneidad en la demanda de dinero y en el tipo de cambio real, $\alpha_0 = \beta_0 = 1$, implica homogeneidad monetaria para los precios relativos, $\beta_1 = 1$. Examinamos a continuación el modelo que incorpora esta restricción,

$$\text{RIPC} - \text{RM1} = \beta_0 + \beta_2 \text{RRY} . \quad (\text{V.36})$$

Como puede observarse en la Tabla V.1, la nueva variable dependiente, RIPC-RM1, es en general, integrada de orden 1, excepto en los modelos **CN** y **EU**, donde es estacionaria. La Tabla V.5 presenta los resultados del análisis de cointegración en el sistema formado por las variables RIPC - RM1 y RRY. En ninguna de las ocho relaciones bilaterales hay evidencia de cointegración. Por otra parte, los estadísticos de Gregory y Hansen sólo muestran evidencia de inestabilidad paramétrica en el modelo **IT**, aunque hay síntomas más débiles en otros tres modelos, **FR**, **SU** y **RU**. Los puntos de corte estimados bajo homogeneidad monetaria de la demanda de dinero varía significativamente según el modelo, aunque entre los cuatro modelos que presentan mayor evidencia de inestabilidad, ésta parece concentrarse de nuevo en torno a 1984.

Los resultados obtenidos en el análisis de las ecuaciones del tipo de cambio y de la demanda de dinero, permiten deducir unas primeras conclusiones. El fenómeno más notable es la presencia de síntomas inequívocos de inestabilidad paramétrica, más

contexto no implica una contradicción de los fundamentos teóricos de dicho modelo.

significativa en la ecuación de demanda de dinero. Esto nos lleva a pensar que esta inestabilidad paramétrica puede ser la causa de los pobres resultados obtenidos en el análisis de cointegración para el modelo monetario para el tipo de cambio. Además, esta inestabilidad paramétrica parece producirse en torno a 1984, época en la que la política monetaria española adopta criterios más rigurosos de control de la inflación, que permitieron la incorporación de la peseta al Sistema Monetario Europeo en 1986. Por otro lado, hay señales mixtas sobre el supuesto de homogeneidad monetaria, cuya imposición apenas alivia los síntomas de inestabilidad paramétrica. El siguiente paso en nuestro análisis consiste en utilizar los puntos de corte estimados para las ecuaciones de los precios relativos, **Ninf**, en las Tablas V.4 y V.5, para identificar en cada relación bilateral subperíodos muestrales con mayor estabilidad monetaria, subperíodos en los cuales volveremos a estimar la ecuación básica del tipo de cambio.

V.4.3 SUBMUESTRAS ESTABLES

Las Tablas V.4 y V.5 proporcionan información acerca del posible o posibles puntos de corte en cada relación bilateral, así como una indicación de la severidad del problema de inestabilidad paramétrica en cada uno de ellos. Con estos puntos de corte se ha reestimado la ecuación del tipo de cambio en cada una de las submuestras, provisto que estas tuvieran una mínima dimensión, eliminando aquellas variables explicativas que no eran significativas, e imponiendo la condición de homogeneidad monetaria cuando no era rechazada. Además, se ha investigado la posibilidad de que hubiera puntos de corte en los extremos de la muestra, ya que los contrastes secuenciales usados tienen poca potencia para detectarlos. Los resultados finales de ese análisis se presentan en la Tabla V.6. Comentamos a continuación el resultado obtenido para cada relación bilateral, y el proceso seguido para llegar a él.

La estimación por submuestras de los modelos para Alemania y Canadá no arrojó ningún resultado significativo. Sin embargo, tal y como indicamos al describir los resultados de la Tabla V.1, la variable NXRT - RM1 es estacionaria en ambos casos. Por consistencia interna, la Tabla V.6 se presentan los valores del contraste ADF para raíces unitarias, en vez del más potente simétrico ponderado (WS). Para Alemania, el valor del

estadístico ADF para dicha variable es, -2.612, que corresponde al percentil .091 de su distribución bajo la nula, mientras que para Canadá el valor del estadístico es, -3.324, que corresponde al percentil .014 de su distribución. El estadístico WS presenta percentiles incluso menores, .026 y .012, respectivamente. Por tanto, cabe concluir que el modelo cointegrado apropiado para estas dos relaciones bilaterales, incluye sólo la variable monetaria, RM1, e incorpora la condición de homogeneidad monetaria.

En el modelo de Francia, los dos puntos de corte estimados son parecidos, por lo que terminamos eligiendo un único punto intermedio, 84:4. En la submuestra 70:1-84:4, el modelo elegido incorpora las dos variables explicativas, y además satisface la condición de homogeneidad monetaria. El valor del estadístico ADF permite rechazar la hipótesis de ausencia de cointegración al 5% de nivel de significación. Además, en esta submuestra ya no hay evidencia significativa de inestabilidad paramétrica. Por contra, la submuestra 84:4-93:4 no ofrece ningún resultado significativo. Por tanto, concluimos que en esta relación bilateral, el modelo monetario es válido para la primera parte de la muestra, pero no para la segunda.

La estimación por submuestras de Italia no proporciona resultados positivos. Sin embargo, al analizar posibles puntos de corte al inicio de la muestra, descubrimos que el tipo de cambio es estacionario durante el periodo 73:1-93:4, con un estadístico WS correspondiente al percentil .028 de su distribución. Por tanto, el análisis de cointegración no es apropiado para este modelo. Curiosamente, Italia es también la única relación bilateral en la que la variable precios relativos, RIPC, es estacionaria en toda la muestra. Esta coincidencia puede interpretarse como una consecuencia del cumplimiento de la paridad del poder adquisitivo. De los nueve países considerados, España e Italia son los que exhiben mayores tasas de inflación, por lo que cabe esperar que el precio relativo sea una variable relevante para el tipo de cambio. En el modelo monetario, esa relación se captura implícitamente a través de la presencia de la oferta relativa de dinero. Sin embargo, en este caso, la relación entre precios y masas monetarias no parece existir.

En la ecuación del tipo de cambio para Japón, ninguna de las variables explicativas es significativa en la muestra completa, por lo que hemos procedido a eliminar una variable al tiempo de la ecuación. Como consecuencia, el modelo que incluye sólo la renta relativa

resulta estar cointegrado en la muestra completa, con un coeficiente altamente significativo. Además, los estadísticos de inestabilidad no son significativos, con un punto de corte potencial en 84:4. Al reestimar esta ecuación en las submuestras, el coeficiente estimado apenas varía, y además, el nivel de cointegración disminuye como consecuencia de la disminución del tamaño muestral. Por tanto, el modelo elegido para Japón es el de la muestra completa.

En el caso de Suiza, al analizar los gráficos de los residuos, se descubre un comportamiento anómalo al principio de la muestra, que coincide con el de la variable RRY. Por eso eliminamos las dieciséis primeras observaciones muestrales. En la nueva muestra, 74:1-93:4, aparece cointegración con el modelo que incluye las dos variables explicativas, y se vuelve a cumplir la condición de homogeneidad monetaria. El coeficiente de RRY es altamente significativo, y no existen síntomas claros de inestabilidad paramétrica. De hecho, en el análisis por submuestras de este modelo, desaparece la evidencia de cointegración por la reducción del tamaño muestral.

Las ecuaciones de demanda de dinero para el Reino Unido ofrecen dos fechas de cambio, 77:4 y 83:2. La primera puede asociarse a la segunda subida de precio del petróleo y el comienzo de la explotación del petróleo del Mar del Norte, mientras que la segunda fecha puede estar ligada al comienzo de la política monetaria restrictiva emprendida durante el gobierno Thatcher. Como las tres submuestras que generan estos puntos de corte son muy reducidas, se investigó la posibilidad de ampliar la primera submuestra a costa de la segunda, así las dos submuestras finalmente analizadas cubren los períodos 70:1-79:4 y 82:4-92:4 (que coinciden aproximadamente con los puntos de corte en las Tablas V.2 y V.3). En ambos casos el modelo elegido incluye ambas variables explicativas y la condición de homogeneidad monetaria, con evidencia clara de cointegración. Sin embargo, el coeficiente de la renta relativa es diferente en cada submuestra, lo que corrobora los signos claros de inestabilidad paramétrica detectados en las Tablas V.2, V.3 y V.4. En la segunda submuestra, el InfADF y MeanADF presentan valores altos. Sin embargo, este rechazo de la hipótesis nula de ausencia de cointegración, debe ser interpretado aquí como evidencia de cointegración y no de inestabilidad paramétrica.

La Tabla V.1 refleja que, para Estados Unidos, la variable NXRT-RM1 era estacionaria. Sin embargo, las Tablas V.4 y V.5 apuntan a dos posibles puntos de corte, 76:4 y 83:4. Dado que los resultados para los periodos 76:4-93:4 y 83:4-93:4 son muy similares, seleccionamos el primero de ellos. El modelo elegido para la submuestra 76:4-93:4 incorpora las dos variables explicativas y la condición de homogeneidad monetaria, con valores significativos para el estadístico de cointegración, pero no así para los estadísticos de inestabilidad paramétrica.

V.5.- CONCLUSIONES

El análisis empírico del modelo monetario para la peseta desarrollado en el presente trabajo ofrece resultados bien definidos. Consistentemente con muchos otros trabajos empíricos sobre el modelo monetario para varias divisas, no es posible encontrar una relación estable a largo plazo entre el tipo de cambio nominal, la oferta monetaria y la renta real, en la muestra completa, 1970:1-1993:4. La hipótesis mantenida en este estudio, es que la causa del mal comportamiento empírico del modelo monetario del tipo de cambio se halla en la posible inestabilidad de un factor subyacente al modelo; la ecuación de demanda de dinero. Por ello, en una segunda fase hemos analizado la inestabilidad de ambas ecuaciones, la del tipo de cambio y la de la demanda de dinero. Los resultados empíricos avalan la hipótesis de inestabilidad apreciable en ambas ecuaciones, con puntos de corte estimados que no difieren mucho entre ecuaciones.

Usando los puntos de corte estimados para la demanda de dinero, se ha vuelto a analizar la ecuación monetaria del tipo de cambio en las submuestras resultantes. Los resultados del análisis en las submuestras ofrecen una perspectiva mucho más favorable al modelo monetario, que resumimos a continuación. En primer lugar, salvo el modelo de Italia, donde el tipo de cambio y los precios relativos son estacionarios, el resto de las relaciones bilaterales presentan evidentes signos de cointegración, con coeficientes significativos y signos adecuados. Además, en seis relaciones bilaterales no es posible rechazar la hipótesis de homogeneidad monetaria, y en otras cinco la renta real es una variable significativa en la relación del tipo de cambio. En segundo lugar, la inestabilidad

paramétrica tiende a descender en las submuestras, lo que avala el supuesto de que son los cambios en la demanda de dinero los que causan el pobre comportamiento del modelo en la muestra completa.

Finalmente, los períodos de inestabilidad parecen concentrarse al principio y a mediados de la muestra, en torno a 1984. Aunque la estimación del punto de corte no es muy precisa, las dos fechas mencionadas tienen una clara justificación económica. Por un lado, el principio de la muestra coincide con el comienzo del sistema de cambios flexibles, período en el que posiblemente los agentes económicos estaban aprendiendo a operar en el nuevo entorno. La segunda fecha coincide a “*grosso*” modo con un período de turbulencia en los mercados monetarios. Las innovaciones tecnológicas en el sistema bancario, y los cambios de política monetaria experimentados por los diversos países a principios de los ochenta para contener la inflación, o en el caso de España para incorporarse al Sistema Monetario Europeo, son la posible causa del errático comportamiento de la demanda de dinero, que en muchos países obligó a las autoridades monetarias a abandonar el agregado M1 como variable intermedia en sus políticas.

V.6.- REFERENCIAS

- Aguado, S., 1986, "Un Modelo Monetario Simple de Determinación del Tipo de Cambio: La Cotización Peseta-Dólar", *Información Comercial Española* **632**, 79-89.
- Andrews, D.W.K. y J.C. Monahan, 1992, "An Improved Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix Estimator", *Econometrica* **60**, 953-966.
- Baillie, R.T. y D.D. Selover, 1987, "Cointegration and Models of Exchange Rate Determination", *International Journal of Forecasting* **3**, 43-51.
- Baillie, R.T. y R.A. Pecchenino, 1991, "The Search for Equilibrium Relationships in International Finance: The Case of the Monetary Model", *Journal of International Money and Finance* **10**, 582-593.
- Bajo Rubio, O., 1986, "Modelos Monetarios del Tipo de Cambio y Evidencia Econométrica. Un Análisis de los casos Peseta-Dólar y Peseta-Marco", *Información Comercial Española* **632**, 63-77.
- Bajo Rubio, O., 1987, "Modelos Monetarios del Tipo de cambio y Evidencia Econométrica. Nuevo Examen de los Casos Peseta-Dólar y Peseta-Marco", *Información Comercial Española* **647**, 125-143.
- Berg, H. van den y S.C. Jayanetti, 1993, "A Novel Test of the Monetary Approach Using Black Market Exchange Rates and the Johansen-Juselius Cointegration method", *Economics letters* **41**, 413-418.
- Blanchard, O.J. y Ch. Khan, 1980, "The Solution of Linear Difference Models under Rational Expectations", *Econometrica* **48**, 1305-1311.
- Boothe, P.M. y S.S. Poloz, 1988, "Unstable Money Demand and the Monetary Model of the Exchange Rate" *Canadian Journal of Economics* **21**, 785-798.
- Boughton, J.M., 1988, "The Monetary Approach to Exchange Rates: What Now Remains?" Princeton Essays in International Finance #171.
- Boughton, J.M. y G.S. Tavlas, 1991, "What Have We Learned about Estimating the Demand for Money? A Multicountry Evaluation of some New Approaches", IMF Working Paper 91/16.
- DeJong, D.N. y S. Husted, 1993, "Towards a Reconciliation of the Empirical Evidence on the Monetary Model of Exchange Rate Determination", *Review of Economics and Statistics* **75**, 123-128.
- Dolado, J.J. y J. Durán, 1983, "Estimación de un Modelo Monetario del Tipo de Cambio Peseta-Dólar", *Información Comercial Española* **604**, 7-23.
- Dornbusch, R., 1976, "Expectations and Exchange Rate Dynamics", *Journal of Political Economy* **84**, 1161-1176.

- Engle, R.F. y C.W.J. Granger, 1987, "Cointegration and Error Correction: Representation, Estimation and Testing", *Econometrica* **55**, 251-256.
- Frenkel, J.A., 1976, "A Monetary Approach to the Exchange Rate: Doctrinal Aspects and Empirical Evidence", *Scandinavian Journal of Economics* **78**, 200-224.
- Frenkel, J.A. y H.G. Johnson, 1978, The Economics of Exchange Rates, Addison-Wesley, Reading, MA.
- Friedman, B.M. y K.N. Kuttner, 1992, "Money, Income, Prices and Interest Rates", *American Economic Review* **82**, 472-492.
- Gámez Amián, C., 1985, "Teoría Monetaria de los Tipos de Cambio. Evidencia Empírica para la Peseta", Universidad de Málaga.
- Gregory, A.W. y B.E. Hansen, 1996, "Residual-Based Tests for Cointegration in Models with Regime Shifts", *Journal of Econometrics* **70**, 99-126.
- Hafer, R.W. y D.W. Jansen, 1991, "The Demand for Money in the United States: Evidence from Cointegration Tests", *Journal of Money, Credit and Banking* **23**, 155-168.
- Hendry, D.F. y N.R. Ericsson, 1991, "An Econometric Analysis of UK Money Demand", *American Economic Review* **81**, 8-38.
- Hoffman, D.L. and P. Schmidt, 1981, "Testing the Restrictions Implied by the Rational Expectations Hypothesis", *Journal of Econometrics* **15**, 265-287.
- Hoffman, D.L. y D.E. Schlagenhauf, 1983, "Rationality, Specification Tests, and Macroeconomic Models", *Journal of Econometrics* **21**, 367-386.
- Hoffman, D.L. y R.H. Rache, 1991, "Long Run Income and Interest Elasticities of Money Demand in the United States", *Review of Economics and Statistics* **78**, 665-674.
- Hoffman, D.L., Rache, R.H. y M.A. Tieslau, 1991, "The Stability of Long-Run Money Demand in Five Industrial Countries", *Journal of Monetary Economics* **35**, 317-339.
- Johansen, S., 1988, "Statistical Analysis of Cointegrating Vectors", *Journal of Economic Dynamics & Control* **12**, 231-254.
- Johansen, S., 1991, "Estimation and Hypothesis Testing of Cointegrating Vectors in Gaussian Vector Autoregressive Models", *Econometrica* **60**, 1551-1580.
- MacDonald, R. y M.P. Taylor, 1991, "The Monetary Approach to the Exchange Rate: Long-Run Relationships and Coefficient Restrictions", *Economics Letters* **37**, 179-185.
- MacDonald, R. y M.P. Taylor, 1993, "The Monetary Approach to the Exchange Rate: Rational Expectations, Long-Run Equilibrium and Forecasting", *IMF Staff Papers* **40**, 89-107.

- MacDonald, R. y M.P. Taylor, 1994, "The Monetary Approach of the Exchange Rate: Short-Run Dynamics and How to Beat the Random Walk", *Journal of International Money and Finance* **13**, 276-290.
- Mackinnon, J.G., 1991, "Critical Values for Cointegration Tests", in Long-Run Economic Relationships: Readings in Cointegration, R. Engle and C. Granger (eds.), Oxford University Press.
- McNown, R. y M. Wallace, 1989, "Co-Integration Tests for Long-Run Equilibrium in the Monetary Exchange Rate Model", *Economics Letters* **31**, 263-267.
- Meese, R.A. y K. Rogoff, 1983a, "Empirical Exchange Rate Models of the Seventies: Do they Fit Out-of-Sample?" *Journal of International Economics* **14**, 3-24.
- Meese, R.A. y K. Rogoff, 1983b, "The Out-of-Sample Failure of Empirical Exchange Rate Models, Sampling Error or Misspecification", en Exchange Rates and International Macroeconomics, J. Frenkel (ed.), University of Chicago Press.
- Pantula, S.G., G. Gonzalez-Farias y W.A. Fuller, 1994, "A comparison of Unit-Root Test Criteria", *Journal of Business and Economic Statistics*, 449-459.
- 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**, 301-320.
- Phillips, P.C.B. y P. Perron, 1988, "Testing for a Unit Root in Time Series Regression", *Biometrika* **75**, 335-346.
- Phillips, P.C.B. y B.E. Hansen, 1990, "Statistical Inference in Instrumental Variables Regression with I(1) Processes", *Review of Economic Studies* **57**, 99-125.
- Said, S.E. y D.A. Dickey, 1984, "Testing for Unit Roots in Autoregressive-Moving Average Models of Unknown Order", *Biometrika* **71**, 599-607.
- Sarantis, N., 1994, "The Monetary Exchange Rate Model in the Long Run: An Empirical Investigation", *Weltwirtschaftliches Archiv* **130**, 698-711.
- Sosvilla-Rivero, S., 1990, "Modelling the Spanish Peseta: Theory and Econometric Evidence from the 1970s and 1980s", Tesis Doctoral, the University of Birmingham.
- Stock, J.H. y M.W. Watson, 1993, "A Simple Estimator of Cointegrating Vectors in Higher Order Integrated Systems", *Econometrica* **61**, 783-820.

APÉNDICE V.1: TABLAS Y GRÁFICOS.**TABLA V.1**

CONTRASTES DE RAÍCES UNITARIAS (1970:1-1993:4). PERCENTIL DEL ESTADÍSTICO "WEIGHTED SYMMETRIC" PARA VARIABLES ORIGINALES Y PRIMERAS DIFERENCIAS.

	ALEMANIA	CANADA	FRANCIA	ITALIA	JAPÓN	SUIZA	R.U.	EE.UU.
NXRT	0.996	0.498	0.978	0.405	0.984	0.997	0.540	0.649
ΔNXRT	0.000	0.000	0.001	0.002	0.047	0.000	0.003	0.001
RM1	0.861	0.953	0.972	0.380	0.482	0.992	0.582	0.981
ΔRM1	0.001	0.005	0.009	0.004	0.422	0.002	0.012	0.006
RRY	0.035	0.500	0.159	0.227	0.969	0.497	0.971	0.143
ΔRRY	0.012	0.000	0.003	0.000	0.000	0.127	0.000	0.002
RIPC	0.827	0.989	0.994	0.030	0.929	0.788	0.984	0.977
ΔRIPC	0.564	0.090	0.009	0.004	0.073	0.381	0.001	0.028
RTIC	0.007	0.001	0.001	0.002	0.037	0.015	0.005	0.001
ΔRTIC	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
NXRT-RM1	0.026	0.012	0.285	0.206	0.291	0.221	0.471	0.012
Δ(NXRT-RM1)	0.000	0.000	0.001	0.001	0.000	0.000	0.002	0.002
RIPC-RM1	0.693	0.008	0.538	0.311	0.393	0.761	0.257	0.042
Δ(RIPC-RM1)	0.000	0.037	0.014	0.006	0.003	0.012	0.028	0.003

TABLA V.2
ANÁLISIS DE COINTEGRACIÓN (1970:1-1993:4)
 $NXRT = \gamma_0 + \gamma_1 RM1 + \gamma_2 RRY$

	γ_1	γ_2	$\gamma_1=1$	ADF	InfADF	Ninf	MeanADF
ALEMANIA	1.225**	-1.446	1.596	-2.666	-4.610	84:1	-3.040
CANADA	-0.450*	-3.294**	31.64**	-1.477	-3.825	81:2	-2.641
FRANCIA	0.653**	-4.460**	2.908*	-3.098	-5.210	84:2	-3.469
ITALIA	-0.524**	0.926*	64.65**	-3.224	-5.479*	78:1	-4.198*
JAPÓN	0.732	-3.089	0.196	-3.231	-4.511	84:2	-3.461
SUIZA	0.692*	-0.582	0.608	-1.750	-4.110	84:1	-3.203
R.U.	0.080	-1.571	2.124	-0.891	-5.472*	80:4	-2.530
EE.UU.	0.749**	-5.587**	1.642	-2.390	-4.275	81:4	-2.733

TABLA V.3
ANÁLISIS DE COINTEGRACIÓN (1970:1-1993:4)
 $NXRT - RM1 = \gamma_0 + \gamma_2 RRY$

	γ_2	ADF	InfADF	Ninf	MeanADF
ALEMANIA	-0.308	-2.185	-3.758	83:1	-2.571
CANADA	0.157	-2.528	-3.654	80:3	-2.721
FRANCIA	-6.337**	-2.639	-5.190*	85:2	-3.458
ITALIA	-1.199	-1.574	-4.135	76:4	-2.453
JAPÓN	-0.668	-2.442	-3.664	88:3	-2.892
SUIZA	-5.384**	-2.568	-4.604	75:4	-3.468
R.U.	-0.924	-1.722	-5.569**	81:4	-2.641
EE.UU.	-10.91**	-2.333	-3.424	77:3	-2.570

TABLA V.4
ANÁLISIS DE COINTEGRACIÓN (1970:1-1993:4)
RIPC = $\beta_0 + \beta_1$ RM1 + β_2 RRY

	β_1	β_2	$\beta_1=1$	ADF	IinfADF	Ninf	MeanADF
ALEMANIA	1.515**	-3.151**	35.49**	-3.089	-5.530*	84:1	-3.773
CANADA	0.403**	-2.519**	9.540**	-0.783	-4.999	83:4	-2.588
FRANCIA	0.842**	-2.737**	1.024	-2.020	-4.781	84:3	-3.351
ITALIA	0.094	-0.265	98.99**	-2.664	-3.613	80:4	-3.031
JAPÓN	0.544**	-2.655**	28.10**	-2.484	-4.406	84:2	-3.497
SUIZA	0.817**	-0.231	0.789	-2.114	-4.318	86:1	-3.456
R.U.	0.035	-1.103	1.703	-0.906	-6.615**	77:4	-2.970
EE.UU.	0.950**	-3.431**	0.976	-2.887	-4.897	83:4	-3.390

TABLA V.5
ANÁLISIS DE COINTEGRACIÓN (1970:1-1993:4)
RIPC - RM1 = $\beta_0 + \beta_2$ RRY

	β_2	ADF	InfADF	Ninf	MeanADF
ALEMANIA	-5.477*	-2.121	-3.368	79:1	-2.102
CANADA	-0.974	-2.429	-3.795	84:2	-2.628
FRANCIA	-5.127**	-2.518	-4.665	85:2	-3.023
ITALIA	-2.199**	-2.086	-4.566	83:4	-3.639*
JAPÓN	-0.241	-1.697	-3.846	89:1	-2.702
SUIZA	-5.075**	-2.730	-4.594	80:1	-3.510
R.U.	2.722	-2.467	-4.750	83:2	-2.090
EE.UU.	-4.956**	-2.712	-4.346	76:4	-3.080

TABLA V.6
ANÁLISIS DE COINTEGRACIÓN EN SUBMUESTRAS ESTABLES

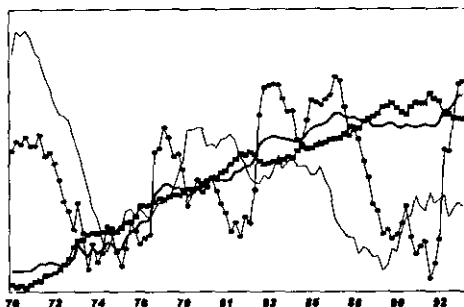
$$NXRT = \gamma_0 + \gamma_1 RM1 + \gamma_2 RRY$$

	PERÍODO	γ_1	γ_2	ADF	InfADF	MeanNADF
ALEMANIA	70:1-93:4	1	0	-2.612*	-	-
CANADA	70:1-93:4	1	0	-3.324**	-	-
FRANCIA	70:1-84:4	1	-3.430**	-3.809**	-4.662	-3.680*
ITALIA	73:1-93:4	0	0	-3.366**	-	-
JAPÓN	70:1-93:4	0	-6.630**	-3.243*	-4.424	-3.459
SUIZA	74:1-93:4	1	-8.710**	-3.575**	-4.139	-3.167
R.U.	70:1-79:4	1	-5.176**	-4.149**	-4.114	-3.407
R.U.	82:4-92:4	1	-2.959**	-4.408**	-5.717**	-5.101**
EE.UU.	76:4-93:4	1	-11.18**	-3.243*	-3.105	-2.214

GRÁFICOS DE LAS VARIABLES.

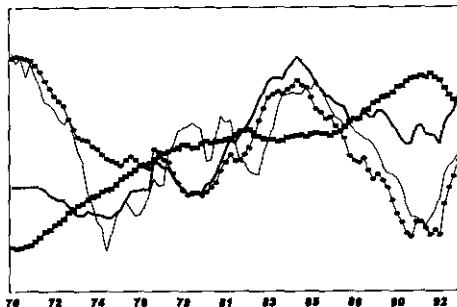
FIGURA V.1

ESPAÑA - ALEMANIA



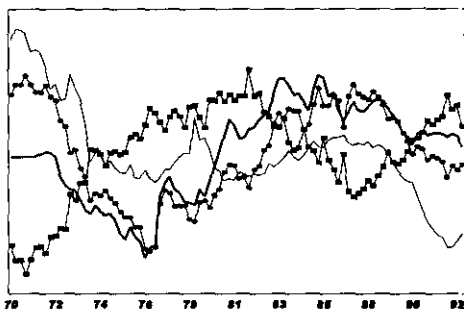
— NXRT - - RM1 ··· RRY - · [NXRT-RM1]

ESPAÑA - ESTADOS UNIDOS



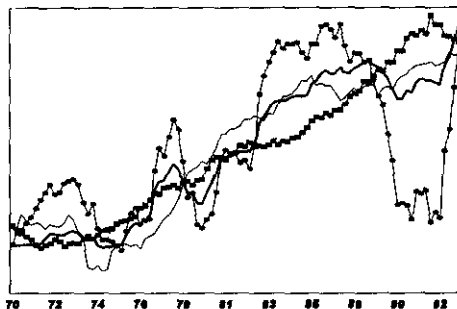
— NXRT - - RM1 ··· RRY - · [NXRT-RM1]

ESPAÑA - REINO UNIDO



— NXRT - - RM1 ··· RRY - · [NXRT-RM1]

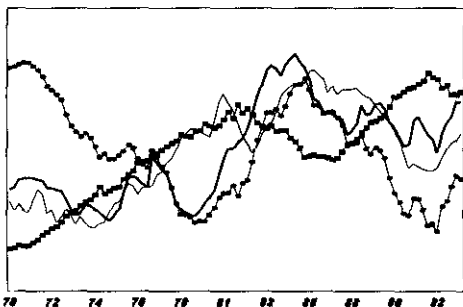
ESPAÑA - JAPÓN



— NXRT - - RM1 ··· RRY - · [NXRT-RM1]

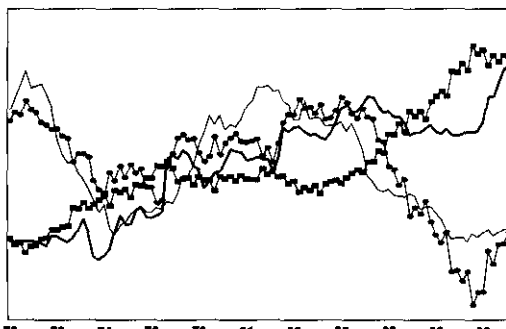
FIGURA V.2

ESPAÑA - CANADA



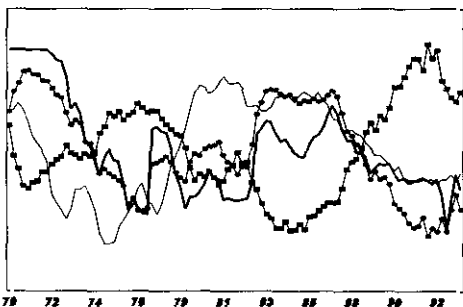
— NXRT — RM1 — RRY — [NXRT-RM1]

ESPAÑA - FRANCIA



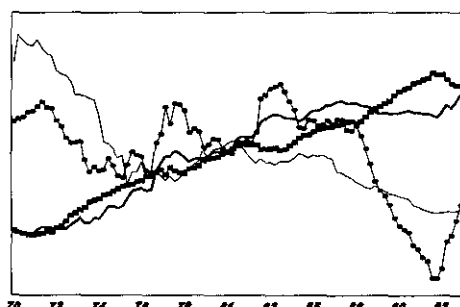
— NXRT — RM1 — RRY — [NXRT-RM1]

ESPAÑA - ITALIA



— NXRT — RM1 — RRY — [NXRT-RM1]

ESPAÑA - SUIZA



— NXRT — RM1 — RRY — [NXRT-RM1]