

## COMPORTAMIENTO DE LOS CONTRASTES ADF, PP Y KPSS AL TRABAJAR CON SERIES AJUSTADAS DE ESTACIONALIDAD\*

TOMÁS DEL BARRIO CASTRO  
ANA DEL SUR MORA  
JORDI SURIÑACH CARALT  
Universitat de Barcelona\*

*En este trabajo se analiza el comportamiento de los tests de raíces unitarias cuando se utilizan los componentes ciclo-tendencia obtenidos a partir de procedimientos de extracción de señales en lugar de utilizar las series originales. Adicionalmente se intenta detectar las causas finales de los efectos perniciosos observados. Los procedimientos de extracción de señales analizados son el basado en modelos ARIMA y el filtro de líneas aéreas modificado. Un ejercicio de simulación nos permite concluir que se puede llegar a detectar un orden de integrabilidad superior en la frecuencia cero para las series filtradas que para las series originales. La causa principal de los resultados obtenidos se encuentra en el cumplimiento del requisito canónico por los filtros de los procedimientos analizados.*

### **ADF, PP & KPSS tests performance when applied to seasonal adjusted time series**

**Palabras clave:** Contrastes de integrabilidad y estacionariedad, extracción de señales

**Clasificación AMS (MSC 2000):** 62F03, 62F05, 62M10 y 62P20

---

\* Los autores agradecen los comentarios y sugerencias de los evaluadores anónimos que han permitido mejorar el trabajo aquí presentado.

\* Departamento de Econometría, Estadística y E.E. Grup de Recerca de Qualitat «Anàlisi Quantitativa Regional». Facultat de Econòmiques. Universitat de Barcelona. Av. Diagonal 690. 08034 Barcelona, España. Tel: 93-4021012. Fax: 93-4021821. e-mail: barrio@eco.ub.es.

–Recibido en julio de 1999.

–Aceptado en octubre de 2000.

## **1. INTRODUCCIÓN**

El objetivo del presente trabajo consiste en determinar los efectos que sobre el comportamiento de los tests de raíces unitarias tiene la utilización de los componentes ciclo-tendencia, en vez de la serie original, obtenidos a partir de procedimientos de extracción de señales, así como determinar las causas últimas de los efectos perniciosos detectados sobre los contrastes.

En concreto, en este trabajo analizaremos el funcionamiento de los contrastes Dickey-Fuller Ampliado (ADF), Phillips-Perron (PP) y Kiatkowski, Phillips, Schmidt y Shin (KPSS) cuando utilizamos los componentes ciclo-tendencia obtenidos a partir de los procedimientos basados en modelos ARIMA (AMB) y el filtro de líneas aéreas modificado (LAM).

La estructura del trabajo es la siguiente: en el primer apartado se describen las principales características de los filtros utilizados en los procedimientos AMB y LAM; en el segundo apartado se realizará una breve revisión de la literatura sobre los efectos en la inferencia econométrica al trabajar con series filtradas; a continuación se analizan los resultados de los ejercicios de simulación que se han diseñado para medir los efectos sobre el tamaño y potencia de los tests ADF, PP y KPSS al utilizar series filtradas por los procedimientos LAM y AMB y, por último, se expondrán las conclusiones del trabajo.

## **2. PROCEDIMIENTOS DE EXTRACCIÓN DE SEÑALES: AMB Y LAM**

En este apartado describiremos de forma breve los filtros utilizados en los procedimientos de extracción de señales basados en modelos ARIMA (AMB) y el Filtro de Líneas Aéreas Modificado (LAM).

El primer procedimiento es el que en la actualidad tiene mayor aceptación entre los analistas de series temporales y pertenece al grupo de métodos de extracción de señales basados en modelos. El segundo es utilizado por el Instituto Nacional de Estadística (INE) para la obtención de los componentes ciclo-tendencia de los indicadores parciales, a partir de los cuales se distribuyen temporalmente las principales macromagnitudes de las ópticas de Demanda y Oferta en la Contabilidad Nacional Trimestral (CNTR).

En el enfoque AMB, o de la forma reducida, la descomposición de la serie en sus componentes no observables se realiza a partir de la información muestral, del modelo ARIMA estimado para la serie y de los procesos generadores de datos teóricos correspondientes a los componentes no observables. Algunas de las principales referencias del enfoque AMB son Box, Hillmer y Tiao (1978), Burman (1980), Hillmer y Tiao (1982) Bell y Hillmer (1984) y Maravall y Pierce (1987).

Se parte de que la serie a analizar sigue un modelo ARIMA  $\Phi^*(L)y_t = \Theta(L)\varepsilon_t$ ,  $\varepsilon_t \sim \text{Niid}(0, \sigma_\varepsilon^2)$ , donde  $L$  es el operador de retardos y  $\Phi^*(L)$  y  $\Theta(L)$  son los polinomios en el operador de retardos autorregresivo y de medias móviles respectivamente. Se asume que  $y_t$  pueda ser representada o expresada como la agregación de un conjunto de componentes no observables  $y_t = T_t + S_t + I_t$ , donde  $T_t$ ,  $S_t$  y  $I_t$  se identifican con los componentes tendencia-ciclo, estacional e irregular respectivamente. Entonces los componentes también seguirán modelos ARIMA,  $\phi_T(L)T_t = \theta_T(L)a_t$ ,  $a_t \sim \text{Niid}(0, \sigma_a^2)$ ,  $\phi_S(L)S_t = \theta_S(L)b_t$ ,  $b_t \sim \text{Niid}(0, \sigma_b^2)$  y  $\phi_I(L)I_t = \theta_I(L)c_t$ ,  $c_t \sim \text{Niid}(0, \sigma_c^2)$ , donde  $\phi_T(L)$ ,  $\phi_S(L)$  y  $\phi_I(L)$  son los polinomios en el operador de retardos autorregresivos y  $\theta_T(L)$ ,  $\theta_S(L)$  y  $\theta_I(L)$  son los polinomios en el operador de retardos de medias móviles de los componentes tendencia-ciclo, estacional e irregular. Bell y Hillmer (1984) clasificaron las hipótesis que se formulan en el enfoque AMB para poder descomponer una serie en sus componentes no observables en básicas, inofensivas y arbitrarias.

Cleveland y Tiao (1976) demostraron que cuando todos los ceros de los polinomios  $\phi_T(L)$ ,  $\phi_S(L)$  y  $\phi_I(L)$  están en o fuera del círculo unidad, el estimador del componente tendencial  $T_t$  que minimizan el error cuadrático medio se obtiene al aplicar el siguiente filtro<sup>1</sup>  $W_T(L, F)$  sobre la serie original  $y_t$ :

$$\hat{T}_t = W_T(L, F)y_t$$

$$(1) \quad W_T(L, F) = \frac{\sigma_a^2 \frac{\theta_T(L)\theta_T(F)}{\phi_T(L)\phi_T(F)}}{\sigma_\varepsilon^2 \frac{\Phi^*(L)\Phi^*(F)}{\Theta(L)\Theta(F)}} = \frac{\sigma_a^2 \Phi^*(L)\Phi^*(F)\theta_T(L)\theta_T(F)}{\sigma_\varepsilon^2 \Theta(L)\Theta(F)\phi_T(L)\phi_T(F)}$$

$$= \frac{\sigma_a^2 S(L)S(F)\theta_T(L)\theta_T(F)}{\sigma_\varepsilon^2 \Theta(L)\Theta(F)}$$

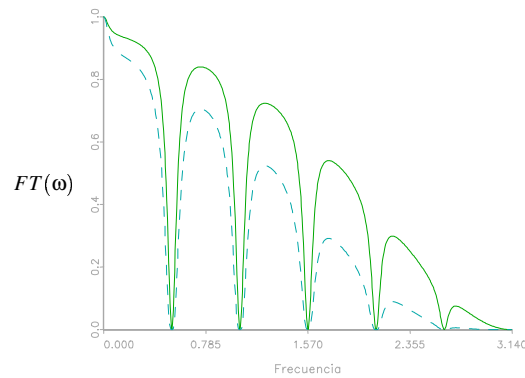
donde  $F$  es el operador adelanto y  $S(L)$  y  $S(F)$  es el operador suma estacional. Este procedimiento se dice que es óptimo en el sentido de que minimiza el error cuadrático medio, esto es, minimiza  $E [T_t - \hat{T}_t]^2$  donde  $T_t$  es el componente ciclo-tendencia.

El requisito canónico es una de las hipótesis clasificadas como arbitraria por Bell y Hillmer, que resulta necesario imponer para obtener una descomposición única de la serie en sus componentes no observables. Consiste en que el pseudo-espectro del componente no observable tenga densidad espectral cero en la frecuencia  $\pi$  y por tanto la función de potencia del filtro de Wiener-Kolmogorov valga cero para la frecuencia  $\pi$

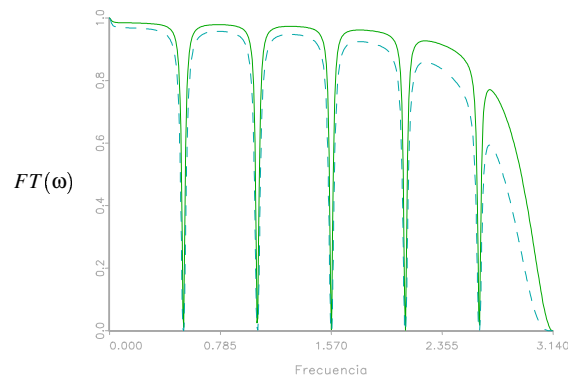
---

<sup>1</sup>Este filtro recibe el nombre de filtro de Wiener-Kolmogorov, porque estos autores fueron los primeros en resolver el problema que suponía estimar una señal en una serie estacionaria que se encuentra distorsionada por un ruido.

(tal y como se puede apreciar en el gráfico 1.a y 1.b, en el que se recoge la función de potencia del anterior filtro para dos procesos generador es de datos de líneas aéreas en trazo discontinuo).



**Figura 1.a.** Potencia de los Filtros  $V(L)$  y  $W_t(L, F)$   $\theta_1 = -0.2$  y  $\theta_1^2 = 0.6$ .



**Figura 1.b.** Potencia de los Filtros  $V(L)$  y  $W_t(L, F)$   $\theta_1 = -0.8$  y  $\theta_1^2 = 0.85$ .

La función de potencia o función de transferencia de un filtro  $FT(\omega)$  se define para cada frecuencia ( $\omega$ ) como el cociente de las funciones de densidad espectral de la serie filtrada y la original. Recoge el efecto que tiene la aplicación del filtro en las distintas frecuencias, esto es, muestra para cada frecuencia si las oscilaciones asociadas a la misma permanecen en la serie filtrada o serán eliminadas total o parcialmente.

Si el componente ciclo-tendencia tiene función de densidad espectral igual a cero en la frecuencia  $\pi$ , entonces en la estructura estocástica estacionaria del proceso generador de

datos aparecerá una raíz unitaria en  $L = -1$ , lo que provoca que aparezcan procesos de medias móviles no invertibles. Tal y como veremos con posterioridad esto tiene efectos sobre el funcionamiento de los tests de raíces unitarias.

El LAM fue propuesto inicialmente por Melis (1989 y 1990), aunque en la actualidad ha sufrido algunas modificaciones. Este filtro ha sido diseñado para la obtención del componente ciclo-tendencia de una serie suponiendo que el proceso generador de datos de dicha serie es el conocido como de líneas aéreas es decir  $ARIMA(0,1,1) * ARIMA(0,1,1)_s$ ,  $\Delta_s \Delta y_t = (1 - \Theta_1 L^{12})(1 - \theta_1 L) \varepsilon_t$ , donde  $\Delta_s$  y  $\Delta$  son los operadores diferencias estacional y regular y  $(1 - \Theta_1 L^{12})$  y  $(1 - \theta_1 L)$  son los polinomios en el operador de retardos de medias móviles de orden uno estacional y regular.

Este procedimiento es el resultado de aplicar dos filtros en cascada a la serie. El primero es un filtro de función de transferencia que responde a la siguiente expresión:

$$V(L) = k \frac{(1 - \alpha_1 L - \alpha_2 L^2)(1 + L + L^2 + \dots + L^{11})}{(1 - \theta_1 L)(1 - \Theta_1 L^{12})}$$

donde:

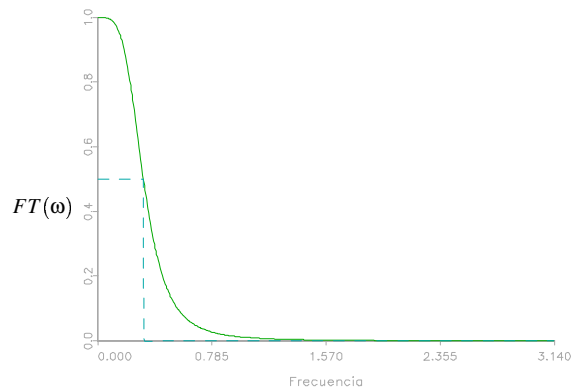
$$(2) \quad \alpha_1 = 2 \frac{(2 - 4C)^{\frac{1}{2}}}{(4C - 1)}; \quad \alpha_2 = 1 + \alpha_1; \quad C = - \left[ \frac{\theta_1}{(1 - \theta_1)^2} \frac{12^2 \Theta_1}{(1 - \Theta_1)^2} \right]$$

$$k = \frac{(1 - \theta_1)(1 - \Theta_1)}{(1 - \alpha_1 - \alpha_2) 12}$$

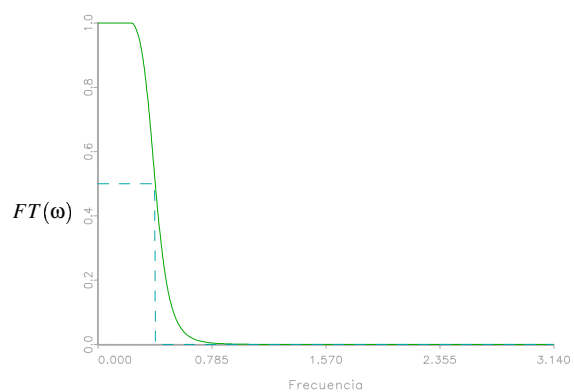
donde  $(1 - \alpha_1 L - \alpha_2 L^2)$  es el polinomio en el operador de retardos de medias móviles de orden dos del componente ciclo-tendencia.

Como se puede apreciar  $V(L)$  es muy similar al filtro  $W_r(L, F)$  utilizado para obtener el componente ciclo-tendencia a partir del procedimiento AMB. Al igual que este último, cumple el requisito canónico ( $\alpha_2 - \alpha_1 = 1$ ), por lo tanto aparece la raíz  $L = -1$  en la parte de medias móviles del proceso generador de datos del componente ciclo-tendencia.

En los gráficos 1.a y 1.b se recogen las representaciones gráficas de la potencia espectral del filtro  $V(L)$  con parámetros  $\theta_1 = -0.2$ ,  $\Theta_1 = 0.6$  y  $\theta_1 = -0.8$ ,  $\Theta_1 = 0.85$ , en línea continua respectivamente. En ambos gráficos se aprecia como la potencia del filtro  $V(L)$  es sistemáticamente mayor en todas las frecuencias excepto en la cero y las estacionales, a la del filtro de Wiener-Kolmogorov  $W_r(L, F)$ . Esto es, la señal estimada a partir del filtro  $V(L)$  tendrá una mayor aportación de las altas frecuencias asociadas a oscilaciones de corto plazo. Por tanto, la señal estimada incorpora información no deseada asociada al componente irregular. Todo esto no hace más que poner de manifiesto que resulta necesaria la utilización de un segundo filtro.



**Figura 2.a.** Potencia del filtro  $AR(2)20$ .

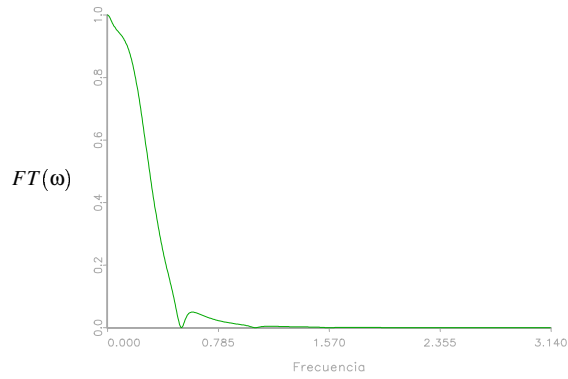


**Figura 2.b.** Potencia del filtro  $AR(4)16$ .

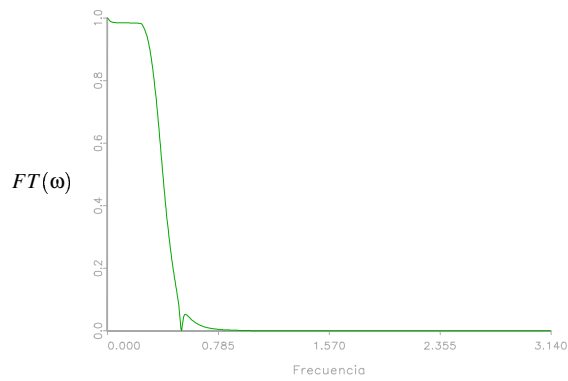
Esta segunda parte del filtro es la que garantiza que la señal obtenida esté completamente limpia de oscilaciones estacionales. Inicialmente fue definida en la nota metodológica de la CNTR como un filtro autorregresivo de orden dos y potencia 1/2 en 20 meses  $AR(2)20$ , que sigue la siguiente expresión:

$$(3) \quad \Omega(L) = \frac{\Omega_0 F^d}{(1 + \Omega_1 L + \Omega_2 L^2)}$$

donde:  $\Omega_0 = 0.07839$ ;  $\Omega_1 = -1.56291$ ;  $\Omega_2 = 0.6413006$ ;  $d = 3$  o  $4$



**Figura 3.a.** Potencia del Filtro  $V(L)*AR(2)20$   $\theta_1 = -0.2$  y  $\theta_1^{12} = 0.6$ .



**Figura 3.b.** Potencia del Filtro  $V(L)*AR(4)16$   $\theta_1 = -0.8$  y  $\theta_1^{12} = 0.85$ .

En la actualidad, se ha sustituido el filtro  $AR(2)20$ , por un filtro autorregresivo de orden 4 y potencia  $1/2$  en 16 meses  $AR(4)16$  que responde a la siguiente expresión.

$$(4) \quad \Omega(L) = \frac{\Omega_0 F^d}{(1 + \Omega_1 L + \Omega_2 L^2 + \Omega_3 L^3 + \Omega_4 L^4)}$$

donde:  $\Omega_0 = 0.0139$ ;  $\Omega_1 = -2.9885$ ;  $\Omega_2 = 3.4456$ ;  $\Omega_3 = -1.8029$ ;  $\Omega_4 = 0.3598$ ;  $d = 3$  o  $4$

Los valores de los parámetros de ambos filtros se determinan de forma tal que la potencia del filtro en la frecuencia cero sea uno y cero en la frecuencia  $\pi$  en ambos filtros. Mientras que la potencia será  $1/2$  para la frecuencia asociada a oscilaciones de periodo igual a 20 meses en el caso del filtro  $AR(2)20$  (gráfico 2.a), y en la frecuencia asociada

a 16 meses en el caso del filtro  $AR(4)16$  (gráfico 2.b). En los gráficos 3.a y 3.b se presentan las funciones de potencia del filtro LAM en sus dos variantes  $V(L)*AR(2)20$  con  $\theta_1 = -0.2$  y  $\Theta_1 = 0.6$  y  $V(L)*AR(4)16$  con  $\theta_1 = -0.8$  y  $\Theta_1 = 0.85$  respectivamente. En ellos se aprecia como la diferencia final de la aplicación de las dos variantes del filtro LAM se encuentra fundamentalmente en la segunda parte del filtro, dado que detentan el efecto preponderante en el resultado final de aplicar el LAM.

El filtro LAM, en cuanto a sus dos partes ( $V(L)$  y  $\Omega(L)$ ), cumple el requisito canónico al igual que el filtro de Wiener-Kolmogorov  $W_T(L, F)$ , por lo tanto aparecerán procesos de medias móviles no invertibles, lo cual repercute en la potencia y tamaño de los tests de raíces unitarias basados en autorregresiones, tal y como veremos a continuación.

### 3. EFECTOS DEL FILTRADO SOBRE LA INFERENCIA ECONÓMÉTRICA

Si bien es cierto que existe una amplia literatura en torno a los diferentes procedimientos de extracción de señales para obtener los componentes no observables o las señales relevantes (normalmente la tendencia, ciclo-tendencia o componente cíclico) de una serie, es mucho más reducida la literatura en torno a los efectos que sobre la inferencia econométrica tiene la utilización de series filtradas. Entre esta última cabe destacar los trabajos de Sims (1974), Wallis (1974), Ghysels y Perron (1993), Ericson, Hendry y Tran (1994), Ghysels (1994) y Maravall (1996).

En los trabajos de Sims y Wallis se analizan los efectos del ajuste estacional, sobre las relaciones de dependencia entre variables a través de un modelo de retardos distribuidos, llegando a la conclusión de que los estimadores de los parámetros de interés no ven alteradas sus propiedades deseables de forma sustancial siempre que las series analizadas sean filtradas mediante el mismo filtro o procedimiento, que ha de ser finito e invariante en cuanto a su aplicación sobre la variable analizada.

Por otro lado Ghysels y Perron analizaron los efectos del procedimiento  $X - 11$  y de su aproximación lineal sobre la autorregresión  $x_t = \rho x_{t-1} + \varepsilon_t$ , en la que se basan los tests de raíces unitarias de Dickey-Fuller (DF), Dickey-Fuller Ampliado (ADF) (1981) y Phillips-Perron (PP) (1988). El principal resultado de este trabajo consistía en que la aproximación lineal del filtro  $X - 11$  no tiene ninguna incidencia a nivel asintótico sobre la estimación M.C.O. de  $\rho$  bajo la hipótesis nula ( $H_o : x_t \sim I(1)$ ), esto es, ante la existencia de una raíz unitaria en la frecuencia cero, pero bajo la hipótesis alternativa ( $H_a : x_t \sim I(0)$ ), el estimador de  $\rho$  en la regresión auxiliar anterior es asintóticamente sesgado. Por otro lado, mediante un estudio de Monte-Carlo mostraron que los tests ADF y PP tienen una potencia muy baja, lo que provoca que bajo la  $H_a : x_t \sim I(0)$  se llegue a no rechazar la  $H_o$  de que la serie es  $I(1)$ . Esto es, se estaría determinando un orden de integrabilidad en la frecuencia cero en la serie filtrada superior al de la serie original.



En el trabajo de Ericsson, Hendry y Tran, los autores mostraron los requisitos que ha de cumplir un filtro  $f(L)^2$  (simétrico y finito):

$$(5) \quad f(L) = \sum_{i=-n}^n f_i L^i = f_{-n} L^{-n} + \dots + f_{-1} L^{-1} + f_0 + f_1 L^1 + \dots + f_n L^n$$

para que la serie filtrada y la original estén cointegradas en la frecuencia cero con vector de cointegración igual a la unidad y por tanto tengan el mismo orden de integrabilidad.

Estas condiciones o requisitos pueden ser sintetizados en la siguiente descomposición del filtro:

$$f(L) = f(1) + f'(1)\nabla + f''(L)\nabla^2$$

donde:

$$(6) \quad f(1) = 1; \quad f'(1) = 0$$

donde  $f'(L)$  y  $f''(L)$  son las derivadas parciales primera y segunda con respecto a  $L$ .  $f(1)$  es la valoración del polinomio  $f(L)$  para  $L = 1$  y  $f'(1)$  la valoración de la derivada parcial primera para  $L = 1$ . Si todos los filtros  $f_i(L)$ , que aplicados sobre las series de un vector  $X_t = [x_{1t}, x_{2t}, x_{3t}, \dots, x_{kt}]$  para obtener el vector de series filtradas  $X_t^f = [x_{1t}^f, x_{2t}^f, x_{3t}^f, \dots, x_{kt}^f]$  cumplen las anteriores condiciones, entonces el vector de cointegración de ambos vectores coincidirá.

A pesar de que estas condiciones son para filtros finitos y simétricos se puede comprobar que  $W_r(L, F)$  cumple ambas condiciones, mientras que  $V(L)$  y  $\Omega(L)$  únicamente cumplen  $f(1) = 1$ .

En el trabajo de Ghysels (1994) se realiza una revisión muy completa sobre el sentido económico de la estacionalidad y los efectos de trabajar con datos estacionales originales y ajustados de estacionalidad desde un punto de vista económico, estadístico y econométrico. Además se muestra que el procedimiento óptimo de extracción de señales basado en modelos ARIMA (AMB) es adecuado únicamente desde un punto de vista univariante, pero tiene serios inconvenientes desde un punto de vista multivariante. Para mostrarlo plantea un modelo de decisión de producción de expectativas racionales con demanda exógena (no estacional y estacional), mediante el cual muestra como shocks estacionales en la demanda no afectan únicamente a las frecuencias estacionales de la producción, sino que se propagan hacia otras frecuencias (asociadas a comportamientos a medio y largo plazo), reproduciéndose una situación similar o equivalente cuando el shock de demanda no es estacional. Un ejemplo de la situación descrita se encuentra en un producto de demanda con claro patrón estacional como son los productos navideños.

---

<sup>2</sup>Donde  $f_{-i} = f_i$ , para que sea simétrico, pudiendo ser algunos  $f_i$  iguales a cero.

En este caso los empresarios tienen dos posibilidades a la hora de producir, o bien ajustan su producción por completo a la demanda, lo que supondría un elevado coste de adecuación de la capacidad productiva a la demanda (un supuesto poco realista), o bien desplazar la producción destinada a la demanda asociada a los picos estacionales a otras estaciones o períodos. Esta última situación se dará con menor o mayor intensidad en función del coste asociado a la adecuación de la capacidad productiva.

La conclusión más relevante que se puede obtener de lo anteriormente comentado, estriba en el hecho de que la aproximación AMB, al ser un enfoque univariante (como la mayoría de métodos de ajuste estacional y/o extracción de señales y a pesar de ser óptimo en el ámbito univariante) supone una simplificación de la realidad en la que no se tiene en cuenta ni las interrelaciones entre las variables ni la dinámica del sistema económico. Únicamente el procedimiento AMB es adecuado para el modelo propuesto por Ghysels, cuando el coste de adecuación de la capacidad productiva es cero, siendo en este caso el modelo estático.

Por último, en el trabajo de Maravall (1996) se recogen los siguientes aspectos interesantes desde el punto de vista de nuestro trabajo. Primero se enumeran las limitaciones o carencias de los procedimientos ad-hoc, empiricistas o basados en filtros fijos, que se derivan de no incorporar la información sobre el proceso generador de datos de la serie al proceso de filtrado. Estos pueden quedar resumidos en:

- a) Existe la posibilidad de obtener estimaciones espúreas de los componentes no observables.
- b) Se desconocen las propiedades de los estimadores y/o estimaciones. Por lo tanto no se puede realizar inferencia, ni obtener medidas de la precisión y/o fiabilidad de las estimaciones de los componentes no observables.

En segundo lugar, y tal y como se ha comentado en la sección anterior, cualquier procedimiento que cumpla el requisito canónico provocará que las estimaciones de los componentes no observables tengan la raíz unitaria  $L = -1$ , de forma tal que presentará un proceso de medias móviles no invertible en la representación ARIMA del proceso generador de datos. Por lo tanto las series filtradas no tendrán una representación autorregresiva convergente y la estimación de autorregresiones o de modelos vectoriales autorregresivos (VAR), no es adecuada en este tipo de series. Adicionalmente Schwert (1989) mostró mediante un experimento de Monte-Carlo como en presencia de procesos de medias no invertibles o cercanos a la no invertibilidad, los tests ADF y PP presentaban serias e importantes limitaciones, dado que presentan importantes distorsiones en cuanto a la potencia y tamaño de los mismos.

#### 4. EVIDENCIA MEDIANTE EJERCICIOS DE SIMULACIÓN

En el presente apartado mostraremos los resultados obtenidos en el ejercicio de simulación diseñado para cuantificar los efectos que sobre los tests de raíces unitarias tiene el trabajar con los componentes ciclo-tendencia estimados (a partir de las series originales) mediante procedimientos de extracción de señales. En concreto, analizaremos los efectos cuando se utilizan procedimientos basados en modelos ARIMA y el procedimiento de extracción de señales utilizado por el I.N.E. para la elaboración de la Contabilidad Nacional Trimestral, es decir, el filtro L.A.M.

A continuación describiremos las características del ejercicio de simulación y posteriormente serán presentados y analizados los resultados alcanzados. El diseño del experimento es similar a los realizados por Ghysels y Perron (1993), Ghysels (1990) y Schwert (1989).

El ejercicio de simulación ha sido desarrollado para medir la potencia y tamaño de los tests de integrabilidad de Dickey-Fuller Ampliado (ADF), Phillips y Perron (PP) y Kwiatkowski, Phillips, Schmidt y Shin (KPSS<sup>3</sup>). La potencia y tamaño de los anteriores tests ha sido medida tanto para el caso del filtro LAM, como para el caso del método basado en modelos ARIMA.

El ejercicio de simulación se ha realizado en el procedimiento IML del paquete estadístico SAS y es el resultado de haber aplicado el filtro L.A.M. o el filtro  $W_t(L, F)$  sobre un conjunto de series cuyos procesos generadores se han obtenido a partir del siguiente modelo:

$$y_t = \alpha + \beta t + x_t$$

$$(7) \quad (1 - \Phi_1 L^{12}) (1 - \phi_1 L) x_t = (1 - \Theta_1 L^{12}) (1 - \theta_1 L) \varepsilon_t$$

$$\alpha = 0 \text{ y } 2 \quad \beta = 0 \text{ y } 0.5$$

Teniendo en cuenta que valores por encima de 0.5 del parámetro asociado al proceso de medias móviles de orden 1, como se muestra en Schwert (1989), afectan a la potencia y tamaño de los tests ADF y PP, hemos optado por no introducir valores superiores en valor absoluto a 0.5 en este tipo de procesos. En concreto hemos utilizado las combinaciones recogidas en la tabla 1<sup>4</sup>

---

<sup>3</sup>Este contraste ha sido introducido en el estudio debido a que la  $H_0$  es la de estacionariedad en varianza de la serie analizada, lo que permitirá corroborar los resultados obtenidos bajo la perspectiva contraria. Otros contrastes de estacionariedad han sido propuestos por Nabeya y Tanaka (1988), Leybourne y McCabe (1994), Saikkonen y Luukkonen (1993), Choi (1994) entre otros, pero el contraste KPSS además de estar entre los más sencillos es el que más se ha aplicado en los trabajos empíricos.

<sup>4</sup>Los procesos generadores de datos especificados en las tablas tienen la característica común de admitir la

**Tabla 1**

Modelo	$\phi_1$	$\Phi_1$	$\theta_1$	$\Theta_1$
1	0.5	0.5	0.0	0.0
2	0.5	0.5	-0.5	0.0
3	0.5	0.5	-0.5	-0.5
4	1.0	0.5	0.0	-0.5
5	1.0	0.5	-0.5	-0.5

únicamente con parte estocástica, con deriva y con tendencia y deriva determinista. Para los modelos anteriores hemos trabajado con los tamaños muestrales 100, 125, 150, 175, 200, 250, 275 y 300, aunque por motivos de espacio sólo presentamos los resultados para los tamaños muestrales de 100, 200 y 300 observaciones. El número de réplicas utilizadas para cada modelo ha sido de 10.000.

Para el caso del filtro L.A.M., y a pesar de que consta de dos partes, hemos optado por evaluar los efectos que tiene el filtro completo, dado que en un trabajo previo de Barrio et al (1996), se observó como los efectos derivados de la aplicación de la primera parte del filtro de función de transferencia  $V(L)$  sobre los tests ADF y PP, aunque relativamente importantes, representaban una parte poco relevante del efecto del filtro completo.

Para suplir el coste informativo de los filtros utilizados en los procedimientos analizados (que de otra forma habría que cubrirse con predicciones), hemos optado por generar las series con 200 observaciones adicionales al principio de la muestra para el caso del filtro LAM<sup>5</sup> y otras 200 observaciones al principio y al final de la muestra para el caso del procedimiento basado en modelos ARIMA, esto es, el caso en el que utiliza el filtro de Wiener-Kolmogorov  $W_T(L, F)$ <sup>6</sup>. Por otro lado, el hecho de generar observaciones adicionales al principio de la muestra permite evitar posibles influencias de la «semilla» utilizada para generar los números aleatorios y evitar la posibilidad de que los tests se vean afectados por los efectos del filtro en los extremos de la muestra.

---

descomposición en componentes no observables en el procedimiento AMB. El número de modelos se reduce en esta versión del trabajo a 5 por motivos de espacio. Si bien en Barrio, Sur y Suriñach (1997) el número de modelos presentado llega a 17, los presentados aquí sintetizan las principales conclusiones obtenidas a partir de los 17 modelos.

<sup>5</sup>Dado que el coste de este filtro se da fundamentalmente al inicio de la muestra.

<sup>6</sup>Es decir, para realizar las simulaciones para los tamaños muestrales de 100, 125, 150, 175, 200, 225, 250, 275 y 300 hemos generado 300, 325, 350, 375, 400, 425, 450, 475 y 500 observaciones respectivamente para el caso del filtro LAM y 500, 525, 550, 575, 600, 625, 650, 675 y 700 observaciones para el caso del procedimiento AMB.

Como puede apreciarse los modelos del 1 al 3 presentados en la tabla 1 son series o procesos estacionarios, por lo que nos encontraremos bajo la hipótesis alternativa de los contrastes ADF y PP, es decir, estaremos midiendo la potencia; en cambio, para el contraste KPSS estaremos bajo la hipótesis nula, por lo que en estos casos estaremos midiendo el tamaño del test.

En cambio, los modelos del 4 y 5 de la tabla 1 son procesos integrados, por lo que nos encontraremos bajo la hipótesis nula de los contrastes ADF y PP, es decir, estaremos midiendo el tamaño de los tests; y bajo la hipótesis alternativa del contraste KPSS estaremos midiendo la potencia del test.

El test ADF se realiza a través de la siguiente regresión auxiliar:

$$y_t = \mu + \beta t + \rho_u y_{t-1} + \sum_{i=1}^k \phi_i \nabla y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (8)$$

$$\begin{cases} H_o & = & \rho_u - 1 = 0 & & y_t \text{ es } I(1) \\ H_a & = & \rho_u - 1 < 0 & & y_t \text{ es } I(0) \end{cases}$$

donde  $k$  es el número de retardos de la primera diferencia de  $y_t$  utilizados para corregir la autocorrelación en la regresión auxiliar. Para las simulaciones,  $k$  se determina en función del tamaño muestral a partir de las siguientes ventanas:

$$l_4 = \text{Int} \left[ 4 \left( \frac{T}{100} \right)^{\frac{1}{4}} \right] \quad l_{12} = \text{Int} \left[ 12 \left( \frac{T}{100} \right)^{\frac{1}{4}} \right] \quad (9)$$

Hemos optado por utilizar este criterio que únicamente se basa en la longitud de la serie para determinar  $k$ , en lugar de utilizar procedimientos de selección basados en los criterios de información de Akaike (AIC) y de Schwartz (SIC) porque tal y como muestran Ng y Perron (1995) estos criterios tienden a seleccionar valores de  $k$  demasiado pequeños. Respecto a los procedimientos secuenciales basados en la significación de los coeficientes asociados a los retardos propuestos en Ng y Perron (1995), también han sido descartados, porque al no tener las series filtradas una representación autorregresiva convergente no es posible determinar un valor adecuado de  $k$  tal y como muestra Maravall (1996). Partiendo de que no existe una solución totalmente satisfactoria a la selección del valor de  $k$  hemos optado por utilizar un criterio sencillo que nos permita ver qué pasa con los resultados obtenidos a medida que se incrementa  $k$ .

El test PP es una corrección no paramétrica del test de DF que consiste en la siguiente expresión:

$$y_t = \mu + \beta t + \rho_u y_{t-1} + u_t$$

$$Z_{pp} = \left( \frac{\sigma_u}{\sigma_{il}} \right) t_{\rho_u - 1} - 0.5T \frac{(\sigma_{il}^2 - \sigma_u^2)}{2\sqrt{\sigma_{il}^2 \hat{\sigma}^2}} \quad (10)$$

donde  $\sigma_u^2$  es la varianza muestral de  $u_t$ ,  $\hat{\sigma}^2$  es la suma residual de la regresión de  $y_{t-1}$  con una constante y una tendencia determinista y  $\sigma_{il}^2$  es una estimación consistente de la varianza cuando el término de perturbación de la regresión auxiliar presente estructura:

$$(11) \quad \sigma_{il}^2 = T^{-1} \sum_{t=1}^T u_t^2 + 2t^{-1} \sum_{j=1}^l w_{jl} \sum_{t=j+1}^T u_t u_{t-j}$$

con:  $w_{jl} = \left[1 - \frac{j}{l-1}\right]$   $l$  se determina a partir de  $l_4$  y  $l_{12}$ .

La hipótesis nula del test KPSS consiste en la estacionariedad en varianza de la serie, mientras que bajo la hipótesis alternativa la serie es integrada. El test funciona de la siguiente forma: se toman los residuos  $e_t$ ,  $t = 1, 2, \dots, T$  del resultado de regresar la serie  $y_t$ , de la que se desea conocer su orden de integrabilidad, contra una constante y una tendencia lineal, esto es:

$$(12) \quad y_t = \alpha + \beta t + u_t$$

Siendo  $\hat{\sigma}^2$  la estimación de la varianza de la regresión (la suma residual entre el número total de observaciones  $T$ ). Definimos el proceso de suma parcial de los residuos (que no es más que el resultado de ir acumulando los residuos hasta el período  $t$ ) como:

$$(13) \quad SP_t = \sum_{i=1}^t e_i \quad t = 1, 2, \dots, T$$

Quedando el estadístico de los multiplicadores de lagrange, que a su vez es el estadístico LBI (*locally best invariant*) definido como:

$$(14) \quad LM = \sum_{t=1}^T \frac{SP_t^2}{\hat{\sigma}^2}$$

En el caso de que quisiéramos contrastar la hipótesis nula de un proceso estacionario con deriva en vez de contrastar la tendencia estacionaria (Trend Stationary TS), se utilizarían los residuos  $e_t$  obtenidos a partir de regresar la serie  $y_t$  frente a una constante (o lo que es lo mismo definimos  $e_t$  a partir de  $e_t = y_t - \bar{y}_t$ ), construyéndose el estadístico de la misma forma.

La expresión (14) del test LM fue derivada para el caso en que los  $u_t$  se distribuyan según Niid  $(0, \sigma_u^2)$ ; sin embargo, cuando se contrasta la estacionariedad de series económicas, estas últimas están fuertemente correlacionadas, por lo que el supuesto de que los  $u_t$  se distribuyen idénticamente e independiente según una normal con valor esperado cero y varianza constante bajo la hipótesis nula es poco realista. Por ello se utiliza un estimador consistente de la varianza de largo plazo  $\sigma_{il}^2$  tal y como se hace en el test PP.

Finalmente el test queda de la siguiente forma:

$$(15) \quad \hat{\eta}_\mu = \frac{T^{-2} \sum_{t=1}^T SP_t^2}{\sigma_{\epsilon t}^2}$$

Los valores críticos asintóticos del test fueron suministrados por los autores Kwiatkoski *et al.* (1992), y las superficies de respuesta fueron tabuladas por Septhon (1995).

Los resultados de las simulaciones se muestran en las tablas de la 2 a la 4. Para los modelos del 1,2 y 3 se muestran las potencias estimadas de los tests ADF y PP (al estar bajo  $H_a$ ) y los tamaños estimados del test KPSS (al estar bajo  $H_o$ ), mientras que para los modelos del 4 y 5 estamos en la situación contraria. En los tres tests se utilizan las ventanas  $l_4$  y  $l_{12}$ , en el ADF para determinar el número de retardos a incluir de la endógena y en el PP y el KPSS para determinar la amplitud de la ventana espectral utilizada. Los resultados recogidos en las tablas son al 5% de nivel de significación. No presentamos los correspondientes al 10% por motivos de espacio. Además de los motivos de espacio, la similitud de los resultados obtenidos con las dos versiones del filtro LAM nos han conducido a incluir en la presente versión del trabajo únicamente resultados obtenidos al filtrar por la versión actualmente vigente del filtro LAM ( $V(L)*AR(4)16$ ).

En la tabla 2 se presentan los resultados obtenidos con las series originales, en la parte superior con procesos generadores de datos puramente estocásticos, en la central añadiendo una deriva y en la inferior con una deriva y tendencia determinista. Estos resultados los presentamos para poderlos comparar con los obtenidos una vez que han sido filtradas las series.

La tabla 3 recoge los resultados de aplicar la variante del filtro LAM  $V(L)*AR(4)16$  en series con procesos generadores de datos puramente estocásticos, añadiendo una deriva y una tendencia y deriva determinista respectivamente. Por último, en la tabla 4 se muestran los resultados correspondientes al procedimiento AMB, en el que se utiliza el filtro  $W_T(L,F)$ , siguiendo el mismo orden anteriormente descrito.

En cuanto a los resultados obtenidos al filtrar las series, se puede apreciar que de forma análoga a lo descrito por Ghysels y Perron para el caso del  $X - 11$ , las distorsiones introducidas por el filtrado de la serie sobre los tests de raíces unitarias se dan fundamentalmente bajo la Hipótesis alternativa de los tests ADF y PP y bajo la nula del test KPSS, esto es  $I(0)$ , es decir afecta a la potencia de los tests ADF y PP y al tamaño del KPSS fundamentalmente.

En cambio, cuando estamos ante el caso en que la serie original es  $I(1)$  en la frecuencia cero, no se aprecian distorsiones tan importantes en el tamaño de los tests ADF y PP y en la potencia del KPSS.

**Tabla 2.** Potencia y Tamaño de los tests ADF, PP y KPSS series originales (5%).

$(1 - \phi_1^{12}L^{12})(1 - \phi_1L)y_t = (1 - \theta_1^{12}L^{12})(1 - \theta_1L)\varepsilon_t$							
MOD	T	ADF(L4)	ADF(L12)	PP(L4)	PP(L12)	KPSS(L4)	KPSS(L12)
1	100	0.9994	0.8082	1.0000	1.0000	0.0896	0.0438
1	200	1.0000	0.9930	1.0000	1.0000	0.0912	0.0505
1	300	1.0000	0.9998	1.0000	1.0000	0.0883	0.0578
2	100	0.9731	0.4163	1.0000	0.9997	0.2797	0.2155
2	200	1.0000	0.7225	1.0000	1.0000	0.3773	0.2486
2	300	1.0000	0.9025	1.0000	1.0000	0.4079	0.2571
3	200	0.9999	0.3534	1.0000	1.0000	0.4836	0.3281
3	300	1.0000	0.5248	1.0000	1.0000	0.5092	0.3210
4	100	0.0867	0.1993	0.0876	0.1267	0.9426	0.7576
4	200	0.0655	0.0987	0.0651	0.0726	0.9876	0.8116
4	300	0.0430	0.0997	0.0437	0.0444	0.9918	0.8779
5	100	0.0735	0.1967	0.0811	0.0725	0.9295	0.7566
5	200	0.0537	0.0927	0.0653	0.0434	0.9864	0.8138
5	300	0.0416	0.0914	0.0524	0.0256	0.9897	0.8735
$y_t = \alpha + x_t$ $(1 - \phi_1^{12}L^{12})(1 - \phi_1L)x_t = (1 - \theta_1^{12}L^{12})(1 - \theta_1L)\varepsilon_t$							
MOD	T	ADF(L4)	ADF(L12)	PP(L4)	PP(L12)	KPSS(L4)	KPSS(L12)
1	100	0.9449	0.1283	1.0000	0.9999	0.2596	0.2013
1	200	0.9996	0.2905	1.0000	1.0000	0.3591	0.2416
1	300	1.0000	0.5200	1.0000	1.0000	0.3918	0.2471
2	100	0.8950	0.1870	0.9976	0.9926	0.2825	0.2177
2	200	0.9982	0.3206	1.0000	1.0000	0.3838	0.2496
2	300	0.9999	0.4941	1.0000	1.0000	0.4033	0.2459
3	100	0.9041	0.3824	0.9988	0.9982	0.1099	0.0526
3	200	0.9999	0.8239	1.0000	1.0000	0.1137	0.0581
3	300	1.0000	0.9836	1.0000	1.0000	0.0919	0.0552
4	100	0.0589	0.0748	0.0610	0.0747	0.8238	0.5842
4	200	0.0532	0.0593	0.0547	0.0697	0.9462	0.7204
4	300	0.0561	0.0532	0.0565	0.0692	0.9680	0.8098
5	100	0.0660	0.0689	0.4729	0.5118	0.8100	0.5774
5	200	0.0629	0.0549	0.4069	0.4021	0.9423	0.7284
5	300	0.0556	0.0505	0.3701	0.3276	0.9664	0.8110
$y_t = \alpha + \beta t + x_t$ $(1 - \phi_1^{12}L^{12})(1 - \phi_1L)x_t = (1 - \theta_1^{12}L^{12})(1 - \theta_1L)\varepsilon_t$							
MOD	T	ADF(L4)	ADF(L12)	PP(L4)	PP(L12)	KPSS(L4)	KPSS(L12)
1	100	0.9114	0.0909	1.0000	0.9993	0.0000	0.0000
1	200	0.9983	0.1699	1.0000	1.0000	0.0099	0.0000
1	300	0.9999	0.3227	1.0000	1.0000	0.0188	0.0000
2	100	0.8541	0.1478	0.9950	0.8273	0.0000	0.0000
2	200	0.9937	0.1888	1.0000	1.0000	0.0121	0.0000
2	300	0.9997	0.2950	1.0000	1.0000	0.0205	0.0000
3	100	0.7290	0.2399	0.9832	0.8673	0.0000	0.0000
3	200	0.9993	0.6261	1.0000	1.0000	0.0005	0.0000
3	300	1.0000	0.9040	1.0000	1.0000	0.0002	0.0000
4	100	0.0652	0.0763	0.0692	0.0627	0.0379	0.0000
4	200	0.0515	0.0600	0.0582	0.0737	0.4862	0.0000
4	300	0.0559	0.0567	0.0652	0.0836	0.6228	0.0094
5	100	0.0809	0.0724	0.7477	0.7997	0.0254	0.0000
5	200	0.0747	0.0586	0.6791	0.7122	0.4501	0.0000
5	300	0.0602	0.0543	0.6275	0.6141	0.6082	0.0092



**Tabla 3.** Potencia y Tamaño de los tests ADF, PP y KPSS series filtradas por LAM (5%).

$y_t^f = V(L)*AR(4)16y_t$ $(1 - \phi_1^2 L^{12})(1 - \phi_1 L)y_t = (1 - \theta_1^2 L^{12})(1 - \theta_1 L)\varepsilon_t$							
MOD	T	ADF(L4)	ADF(L12)	PP(L4)	PP(L12)	KPSS(L4)	KPSS(L12)
1	100	0.5719	0.2505	0.5410	0.7852	0.4915	0.0622
1	200	0.9310	0.7035	0.9511	0.9935	0.5981	0.1398
1	300	0.9085	0.9053	0.9988	1.0000	0.5736	0.1468
2	100	0.7060	0.2351	0.5223	0.7717	0.4841	0.0632
2	200	0.9738	0.7819	0.9412	0.9919	0.5986	0.1382
2	300	0.7950	0.8048	0.9975	1.0000	0.5723	0.1492
3	100	0.2039	0.2533	0.5245	0.6246	0.6038	0.1281
3	200	0.4244	0.4146	0.9053	0.9612	0.7142	0.2203
3	300	0.4041	0.9432	0.9933	0.9990	0.6926	0.2146
4	100	0.1421	0.1172	0.1740	0.1088	0.9533	0.6150
4	200	0.1535	0.1488	0.1327	0.0733	0.9891	0.7421
4	300	0.0804	0.0810	0.0963	0.0523	0.9914	0.7933
5	100	0.0872	0.1090	0.1658	0.1056	0.9525	0.6262
5	200	0.0650	0.1137	0.1218	0.0696	0.9863	0.7420
5	300	0.0576	0.1341	0.0865	0.0486	0.9910	0.7917
$y_t^f = V(L)*AR(4)16y_t$ $y_t = \alpha + x_t$ $(1 - \phi_1^2 L^{12})(1 - \phi_1 L)x_t = (1 - \theta_1^2 L^{12})(1 - \theta_1 L)\varepsilon_t$							
MOD	T	ADF(L4)	ADF(L12)	PP(L4)	PP(L12)	KPSS(L4)	KPSS(L12)
1	100	0.3312	0.0963	0.0001	0.0001	0.4925	0.0687
1	200	0.6583	0.3656	0.0003	0.0003	0.5975	0.1429
1	300	0.4607	0.5832	0.0004	0.0006	0.5820	0.1454
2	100	0.5077	0.0883	0.0008	0.0011	0.5041	0.0694
2	200	0.8406	0.4867	0.0023	0.0060	0.6002	0.1455
2	300	0.2657	0.3789	0.0180	0.0498	0.5699	0.1433
3	100	0.0822	0.1183	0.0000	0.0000	0.6057	0.1404
3	200	0.1150	0.1179	0.0000	0.0000	0.7193	0.2190
3	300	0.0504	0.7471	0.0000	0.0000	0.6966	0.2125
4	100	0.2592	0.1538	0.0979	0.0355	0.9519	0.6267
4	200	0.2970	0.3079	0.0860	0.0218	0.9865	0.7457
4	300	0.1092	0.1168	0.0706	0.0170	0.9901	0.7945
5	100	0.0745	0.1504	0.0868	0.0337	0.9523	0.6266
5	200	0.0567	0.2190	0.0767	0.0190	0.9870	0.7515
5	300	0.0549	0.2604	0.0673	0.0140	0.9896	0.7951
$y_t^f = V(L)*AR(4)16y_t$ $y_t = \alpha + \beta t + x_t$ $(1 - \phi_1^2 L^{12})(1 - \phi_1 L)x_t = (1 - \theta_1^2 L^{12})(1 - \theta_1 L)\varepsilon_t$							
MOD	T	ADF(L4)	ADF(L12)	PP(L4)	PP(L12)	KPSS(L4)	KPSS(L12)
1	100	0.0417	0.0790	0.0021	0.0008	0.0003	0.0000
1	200	0.1766	0.2538	0.0008	0.0003	0.0694	0.0000
1	300	0.1355	0.4133	0.0002	0.0001	0.0717	0.0000
2	100	0.1750	0.0713	0.0009	0.0002	0.0011	0.0000
2	200	0.5279	0.3790	0.0001	0.0000	0.0807	0.0000
2	300	0.0888	0.2268	0.0000	0.0000	0.0848	0.0000
3	100	0.0045	0.0962	0.0008	0.0002	0.0000	0.0000
3	200	0.0101	0.0642	0.0002	0.0001	0.0719	0.0000
3	300	0.0107	0.6346	0.0001	0.0000	0.0891	0.0000
4	100	0.2760	0.1692	0.0270	0.0082	0.2741	0.0000
4	200	0.3932	0.4406	0.0264	0.0034	0.7562	0.0000
4	300	0.1221	0.160	0.0161	0.0014	0.8210	0.0000
5	100	0.0447	0.1536	0.0186	0.0044	0.2067	0.0000
5	200	0.0378	0.3081	0.0195	0.0026	0.7263	0.0000
5	300	0.0402	0.4050	0.0130	0.0015	0.8217	0.0000

**Tabla 4.** Potencia y Tamaño de los tests ADF, PP y KPSS series filtradas por AMB (5%).

$y_t^f = W_T(L, F)y_t \quad (1 - \phi_1^{12}L^{12})(1 - \phi_1 L)y_t = (1 - \theta_1^{12}L^{12})(1 - \theta_1 L)\varepsilon_t$							
MOD	T	ADF(L4)	ADF(L12)	PP(L4)	PP(L12)	KPSS(L4)	KPSS(L12)
1	100	0.8857	0.2492	1.0000	1.0000	0.5378	0.1459
1	200	0.9985	0.5989	1.0000	1.0000	0.6520	0.2139
1	300	0.9993	0.8501	1.0000	1.0000	0.6326	0.1982
2	100	0.7988	0.2617	0.9836	0.9704	0.5358	0.1088
2	200	0.9938	0.6080	1.0000	0.9998	0.6490	0.1800
2	300	0.9982	0.8579	1.0000	1.0000	0.6242	0.1882
3	100	0.0946	0.1307	0.3649	0.3399	0.9089	0.4751
3	200	0.0914	0.2415	0.4816	0.3677	0.9585	0.5077
3	300	0.0740	0.6582	0.6573	0.4257	0.9495	0.4830
4	100	0.2216	0.3263	0.2214	0.1558	0.9888	0.7676
4	200	0.2199	0.2132	0.1707	0.0988	0.9965	0.8086
4	300	0.2327	0.1132	0.1101	0.0572	0.9974	0.8405
5	100	0.1311	0.2240	0.2203	0.1646	0.9879	0.7604
5	200	0.0783	0.3668	0.1557	0.0912	0.9963	0.8115
5	300	0.0825	0.3024	0.1105	0.0605	0.9966	0.8426
$y_t^f = W_T(L, F)y_t \quad y_t = \alpha + x_t$ $(1 - \phi_1^{12}L^{12})(1 - \phi_1 L)x_t = (1 - \theta_1^{12}L^{12})(1 - \theta_1 L)\varepsilon_t$							
MOD	T	ADF(L4)	ADF(L12)	PP(L4)	PP(L12)	KPSS(L4)	KPSS(L12)
1	100	0.7096	0.1018	1.0000	1.0000	0.5471	0.1562
1	200	0.9687	0.2025	1.0000	1.0000	0.6496	0.2040
1	300	0.9523	0.3969	1.0000	1.0000	0.6362	0.1975
2	100	0.5357	0.0963	0.9696	0.9707	0.5458	0.1039
2	200	0.8973	0.2062	0.9998	0.9997	0.6472	0.1856
2	300	0.9136	0.4040	1.0000	1.0000	0.6375	0.1854
3	100	0.0711	0.1064	0.7743	0.8942	0.9097	0.4901
3	200	0.0358	0.0683	0.8716	0.9484	0.9608	0.5137
3	300	0.0204	0.4092	0.9252	0.9738	0.9489	0.4873
4	100	0.1980	0.4255	0.2486	0.1422	0.9872	0.7568
4	200	0.2719	0.3518	0.2115	0.0892	0.9972	0.8131
4	300	0.3462	0.1841	0.1654	0.0598	0.9975	0.8408
5	100	0.1472	0.2075	0.2527	0.1744	0.9874	0.7560
5	200	0.0898	0.5718	0.206	0.0973	0.9977	0.8125
5	300	0.0762	0.4892	0.1651	0.0650	0.9979	0.8485
$y_t^f = W_T(L, F)y_t \quad y_t = \alpha + \beta t + x_t$ $(1 - \phi_1^{12}L^{12})(1 - \phi_1 L)x_t = (1 - \theta_1^{12}L^{12})(1 - \theta_1 L)\varepsilon_t$							
MOD	T	ADF(L4)	ADF(L12)	PP(L4)	PP(L12)	KPSS(L4)	KPSS(L12)
1	100	0.1225	0.0609	0.9926	0.9982	0.0001	0.0000
1	200	0.7314	0.1295	1.0000	1.0000	0.0872	0.0000
1	300	0.7365	0.2423	1.0000	1.0000	0.0874	0.0000
2	100	0.1809	0.0786	0.7403	0.929	0.0010	0.0000
2	200	0.6389	0.1364	0.9996	1.0000	0.0981	0.0000
2	300	0.7284	0.2520	1.0000	1.0000	0.1048	0.0000
3	100	0.0008	0.0607	0.0092	0.0013	0.0000	0.0000
3	200	0.0020	0.0371	0.0853	0.0081	0.0846	0.0000
3	300	0.0226	0.2897	0.0432	0.0227	0.0885	0.0000
4	100	0.1110	0.4794	0.1562	0.0629	0.4603	0.0000
4	200	0.2603	0.5149	0.1166	0.0265	0.9099	0.0000
4	300	0.2541	0.5328	0.1847	0.0837	0.4726	0.0000
5	100	0.0795	0.1625	0.1264	0.0916	0.2429	0.0000
5	200	0.0494	0.7483	0.1076	0.0314	0.8823	0.0000
5	300	0.0045	0.0750	0.0102	0.0957	0.9000	0.0000

Analizando de forma más detallada los resultados obtenidos al utilizar la versión  $V(L)^*AR(4)16$  del filtro LAM cuando las series no tienen términos deterministas (parte superior de la tabla 3), podemos apreciar como las distorsiones se centran fundamentalmente en la potencia de los contrastes ADF y PP y tamaño de test KPSS. En los modelos 4 y 5 se observa algún tamaño de los tests ADF y PP relativamente alto, pero a medida que los tamaños muestrales se incrementan los tamaños disminuyen situándose en el peor de los casos en 0.17. Los peores tamaños se obtienen con  $l_4$  para el PP mientras que para el ADF se obtienen con  $l_4$  en el modelo 4 y  $l_{12}$  en el modelo 5. En cuanto a las potencias del KPSS con  $l_4$  están muy cercanas a la unidad, obteniéndose peores resultados con  $l_{12}$ .

Respecto a las potencias de los tests ADF y PP (modelos 1 a 3), el test ADF presenta el peor comportamiento. En el caso del PP se obtienen potencias relativamente reducidas para los tamaños muestrales más pequeños, pero a medida que aumentan el número de observaciones, las potencias acaban estando muy cercanas a la unidad. Mientras que para el ADF las potencias obtenidas se sitúan bastante por debajo de 1 para los tamaños muestrales más reducidos, y aunque aumentan al hacerlo el número de observaciones, éstas no se sitúan en valores tan cercanos a la unidad como en el caso del test PP. El test ADF presenta un mejor comportamiento en los modelos 1 y 2 con  $l_4$ , mientras que en el modelo 3 el mejor funcionamiento se da con  $l_{12}$ . Las diferencias absolutas con respecto a los resultados obtenidos con las series originales están entre 0.02 y 0.7 en el caso del ADF y 0 y 0.47 en el caso del PP.

Por lo que respecta al tamaño del test KPSS con  $l_4$  los tamaños obtenidos son muy elevados, si bien con  $l_{12}$  la situación mejora obteniéndose en el peor de los casos tamaños cercanos a 0.22 en el modelo 3, mientras que en los otros dos modelos los tamaños oscilan entre 0.06 y 0.15.

En la parte central de la tabla 3 se recogen los resultados correspondientes a series filtradas por  $V(L)^*AR(4)16$ , pero incluyendo una deriva en el proceso generador de datos original de las series. Los resultados obtenidos para los modelos 4 y 5 son muy similares a los recogidos en la parte superior de la tabla, mientras que en los modelos 1, 2 y 3 se aprecian cambios significativos en los resultados respecto a la potencia de los tests ADF y PP, aunque los resultados relativos al tamaño del contraste KPSS son muy similares a los obtenidos en la parte superior de la tabla 3.

Las potencias recogidas en la parte central de la tabla 3 son significativamente menores a las presentadas en la parte superior, en especial en el caso del test PP para el que las potencias empíricas son prácticamente cero en los tres modelos. En cuanto al ADF las potencias estimadas son casi la mitad de las obtenidas en la parte superior de la tabla 3; en un número muy reducido de casos la potencia estimada alcanza valores alrededor de 0.8. Las diferencias absolutas con respecto a los resultados obtenidos para las series

originales no son menores al 0.98 en el caso del PP y varían entre el 0.11 y el 0.96 para el caso del ADF<sup>7</sup>.

En la parte inferior de la tabla 3 se recogen los resultados obtenidos al filtrar las series que incorporan como términos deterministas la deriva y la tendencia. Los resultados siguen manteniendo las pautas generales observadas para el resto de la tabla, aunque se aprecian los siguientes cambios con respecto a los casos anteriores. Con la ventana  $l_{12}$  todos los tamaños y potencias estimadas del test KPSS son iguales a cero. Mientras que con  $l_4$ , los tamaños estimados para los modelos 1,2 y 3 están próximos al tamaño nominal y las potencias estimadas para los modelos 4 y 5 se encuentran en el peor de los casos alrededor de 0.20 y el mejor alrededor de 0.8. Respecto al contraste ADF, en las potencias estimadas para los modelos 1, 2 y 3 se observa una reducción de los valores, que están más próximos en algunos casos a tamaños que los correspondientes a potencias. Mientras que en los modelos 4 y 5 algunos tamaños estimados son más elevados que los recogidos en el resto de la tabla.

Las principales distorsiones observadas pueden ser resumidas en los siguientes puntos:

- a) De forma general se puede afirmar que el hecho de filtrar produce importantes distorsiones de forma generalizada en los tres tests, existiendo una probabilidad muy elevada de llegar a concluir que la serie es  $I(1)$ , esto es, no estacionaria en varianza, cuando en realidad es  $I(0)$ . Por lo tanto, al trabajar con el componente ciclo-tendencia, se tiende a determinar que la serie filtrada es integrada de un orden superior en la frecuencia cero al que realmente tiene la serie original.
- b) La situación anteriormente descrita se pone de manifiesto de forma mucho más clara en los tamaños muestrales más reducidos, y tiende a mejorar a medida que estos últimos aumentan (sobre todo cuando el proceso generador de datos de la serie es puramente estocástico), aunque no se puede decir que la situación quede solventada a medida que aumenta la muestra. Por otro lado, desde un punto de vista práctico, es difícil encontrar series económicas con tamaños muestrales próximos a 300 observaciones.
- c) Todo lo anteriormente descrito se agrava de forma preocupante a medida que se incorporan comportamientos deterministas (deriva y/o deriva y tendencia) en el proceso generador de datos de los modelos analizados.

A la hora de buscar las causas de los resultados anteriores, es preciso tener presente que los dos filtros integrantes del LAM cumplen el requisito canónico. Este último induce

---

<sup>7</sup>No comparamos los resultados del ADF con la ventana  $l_{12}$  con los de la tabla 2, porque esta ventana conduce a que el número de retardos sea demasiado grande, provocando problemas de potencias en el test ADF con las series sin filtrar que se manifiestan de forma clara en los modelos con deriva y con deriva y tendencia determinista.

la aparición de procesos de medias móviles no invertibles en el proceso generador de datos de las series filtradas, ante los cuales los tests de raíces unitarias presentan un mal funcionamiento. También se puede tener presente que ninguno de los filtros integrantes del LAM cumple el requisito  $f'(1) = 0$ , aunque los requisitos propuestos por Ericsson, Hendry y Tran (1994) son para filtros finitos y simétricos y éste no es el caso.

Los resultados obtenidos cuando se utiliza el procedimiento AMB ( $W_T(L, F)$ ), se encuentran recogidos en la tabla 4. En los mismos se vuelven a apreciar, en términos generales, efectos similares sobre los tests de raíces unitarias ADF, PP y KPSS a los apreciados al utilizar el procedimiento LAM. De todos modos, existen algunas circunstancias que diferencian los resultados obtenidos para este procedimiento de los obtenidos con el LAM.

En la parte superior de la tabla 4 recogemos los resultados obtenidos al filtrar las series cuando no tiene parte determinista. Como en los casos anteriores las principales distorsiones se dan para los modelos 1, 2 y 3. Cuando las series son integradas (modelos 4 y 5) el funcionamiento de los contrastes PP y KPSS es bastante bueno, sobre todo con la ventana  $l_{12}$  en el caso del PP y  $l_4$  en el caso del KPSS. Mientras que el contraste ADF presenta un comportamiento peor, dado que en un número no despreciable de casos los valores de los tamaños empíricos son bastante altos, alrededor de 0.38 en el peor de los casos.

Centrándonos en los modelos del 1 al 3, se aprecia que en términos generales la intensidad de las distorsiones incrementa al complicarse el proceso generador de datos de la serie original. Es decir, el mal comportamiento de los contrastes aumenta a medida que pasamos del modelo 1 al 2 y al 3. La causa de que se dé esta situación la podemos encontrar en que el filtro de Wiener-Kolgomorov  $W_T(L, F)$  se va complicando a medida que el proceso generador de datos de la serie filtrada se complica. El test ADF presenta unas potencias relativamente aceptables para los modelos 1 y 2 con la ventana  $l_4$ , mientras que en el modelo 3 las potencias empíricas caen de forma espectacular. En el caso del PP, para los modelos 1 y 2 su funcionamiento no se ve prácticamente afectado, mientras que en el modelo 3, las potencias en muchos casos se reducen a la mitad. Con el KPSS los mejores resultados se obtienen con la ventana  $l_{12}$ , aunque en el modelo 3 se obtiene tamaños estimados alrededor del 0.50.

En la parte central de la tabla 4 se recogen los resultados obtenidos cuando se añade una deriva como término determinista. Cuando las series son integradas (modelos 4 y 5) los tamaños del ADF y PP y las potencias del KPSS casi no varían con respecto a la parte superior de la tabla. En los modelos 1,2 y 3 la situación anterior se repite para el KPSS, mientras que para los contrastes ADF y PP a pesar de mostrar una línea similar a los de la parte superior de la tabla se aprecian los siguientes cambios: los tamaños obtenidos con el ADF son sistemáticamente menores, mientras que el caso del PP, las potencias se reducen en el modelo 2, pero incrementan en el 3.

Para finalizar con los resultados obtenidos al utilizar como procedimiento de filtrado el AMB, en la parte inferior de la tabla 4 se recogen los resultados obtenidos cuando se incluyen en el proceso generador de datos la deriva y la tendencia determinista. Los aspectos más relevantes de los resultados pueden quedar resumidos en los siguientes aspectos. Los valores de las potencias y tamaños estimados del contraste KPSS con la ventana  $l_{12}$  son todos iguales a 0 (tal y como sucedía en la tabla anterior). En los modelos 4 y 5 no se aprecian cambios importantes en los resultados si exceptuamos el caso del KPSS con  $l_{12}$ . Pasando a los modelos del 1 al 3, con relación a las potencias empíricas de los contrastes ADF y PP se aprecia una caída generalizada de los valores obtenidos. En el caso del ADF se manifiesta de forma más clara para los tres modelos, mientras que en el caso del PP se aprecia un ligero empeoramiento en los modelos 1 y 2 y muy claro para el caso del 3, siendo en este modelo donde ambos test obtienen unos peores resultados con potencias estimadas muy similares. En cuanto al KPSS con la ventana  $l_4$ , se aprecia como los valores de los tamaños estimados se encuentran más cercanos a los valores nominales que en el resto de la tabla.

La diferencia fundamental entre los resultados al filtrar por el procedimiento AMB con respecto al caso del LAM, tal y como hemos comentado con anterioridad, estriba en que al usar el procedimiento AMB la intensidad de las distorsiones aumenta a medida que se complica la complejidad del proceso generador de datos de la serie original.

En cuanto a la causa final del mal funcionamiento de los tests cuando se utiliza el procedimiento AMB, se encuentra, tal y como ya hemos argumentado, en el requisito canónico.

#### 4. CONCLUSIONES

En este trabajo hemos mostrado que cuando se utilizan los componentes ciclo-tendencia obtenidos a través de los procedimientos AMB y LAM, en vez de las series originales, existe una probabilidad muy elevada de determinar que el orden de integrabilidad en la frecuencia cero de la serie es superior al que realmente detenta la serie analizada. Este resultado invalida este tipo de series para realizar inferencia sobre el orden de integrabilidad en la frecuencia cero o para poder determinar el tipo de tendencia que tiene la serie analizada. Esto es, tendencia determinista Trend Stationary y por tanto estacionaria en varianza o tendencia estocástica Difference Stationary no estacionaria en varianza. Lo cual es importante en términos de implicaciones sobre política económica, dado que la repercusión de shocks aleatorios es diametralmente opuesta en ambos casos.

El motivo de que se den estas circunstancias se encuentra en que ambos procedimientos analizados cumplen el requisito canónico. Las conclusiones obtenidas en este trabajo, explican los resultados de los trabajos de Borondo y González (1995) y Abad y Martín

(1995), en los que al trabajar con las series de la CNTR, se obtenía fuerte evidencia a favor de que las anteriores series eran  $I(2)$ .

## BIBLIOGRAFÍA

- Abad García, A. M. y Martín Quilis, E. (1995). «Propiedades Cíclicas de las Series de la Contabilidad Nacional Trimestral: Un Análisis VAR», *Boletín Trimestral de Coyuntura*, 55, Marzo 1995.
- Álvarez, J. L., Ballabriga, F. C. y Jareño, J. (1995). «Un Modelo Macroeconómico Trimestral para la Economía Española», *Documento de Trabajo*, 9524. Servicio de Estudios, Banco de España.
- Barrio, T., Clar, M. y Pons, E. (1996). «El Filtro de Líneas Aéreas Modificado, Integridad y Cointegración», *Document de Treball de la Divisió de C. J., E. i S., Col·lecció d'Economia*, E96/11. Universidad de Barcelona.
- Barrio, T., Sur, A. y Suriñach, J. (1998). «Extracción de la Señal Ciclo Tendencia en la Frecuencia Cero e Integridad: Métodos Basados en Modelos ARIMA y Filtro de Líneas Aéreas Modificado, una Comparación», *Document de Treball de la Divisió de C. J., E. i S., Col·lecció d'Economia*, Universidad de Barcelona. (En revisión).
- Bell, W. R. (1984). «Signal Extraction for Nonstationary Time Series», *Annals of Statistics*, 12, 646-664.
- Bell, W. R. y Hillmer, S. C. (1984). «Issues Involved with the Seasonal Adjustment of Economic Time Series», *Journal of Business and Economic Statistics*, 2, 4, 291-320.
- Borondo, C. y González, Y. (1995). «Características cíclicas de los precios y la inflación en España», *XX Simposio de Análisis Económico*, Bellatera.
- Box, G. E. P., Hillmer, S. C. y Tiao, G. C. (1978). «Analysis and Modelling of Seasonal Time Series», en Zellner, A. (ed.) *Seasonal Analysis of Economic Time Series*, 309-334.
- Burman, J. P. (1980). «Seasonal Adjustment by Signal Extraction», *Journal of Royal Statistical Society, Series A*, 143, 321-337.
- Choi, I. (1994). «Residual based test for the null of stationarity with applications to U.S. macroeconomic time series», *Econometric Theory*, 10, 720-764.
- Chow, G. y Lin, A. L. (1971). «Best linear unbiased distribution and extrapolation of economic time series by related series», *The review of Economics and Statistics*, 53, 471-476.
- Cleveland, W. P. y Tiao, G. C. (1976). «Descomposition of Seasonal Time Series: A Model for the Census X-11 Program», *Journal of the American Statistical Association*, 71, 581-587.

- Dickey, A. D. y Fuller, W. A. (1981). «Likelihood Ratio Statistics for Autoregressive Time Series With a Unit Roots», *Econometrica*, 49, 1067-1072.
- Ericsson, N. R., Hendry D. F. y Tran H. A. (1994). «Cointegration, Seasonality, Encompassing, and the Demand of Money in the UK», en Hargreaves, C. P. *Nonstationary Time Series Analysis and Cointegration*. Oxford University Press.
- Ghysels, E. (1990). «Unit Roots Tests and the Statistical Pitfalls of the Seasonal Adjustment: The Case of the U.S. Postwar Real Gross National Product», *Journal of Business and Economic Statistics*, 8, 145-152.
- (1994). «On the economics and econometrics of seasonality», en Sims, A. C. (ed.) *Advances in Econometrics, Sixth World Congress, Vol 1. Econometric Society Monographs*. Cambridge University Press.
- Ghysels, E. y Perron, P. (1993). «The Effect of Seasonal Adjustment Filters on Tests for a Unit Root», *Journal of Econometrics*, 55, 57-98.
- Hillmer, S. C. y Tiao, G. C. (1982). «An ARIMA Model-Based Approach to Seasonal Adjustment», *Journal of the American Statistical Association*, 77, 63-70.
- I. N. E. (1993). *Contabilidad Nacional Trimestral de España, Metodología y Series*.
- Kolmogorov, A. N. (1939). «Sur l'Interpolation et Extrapolation des Suites Stationnaires», *C. R. Acad. Sci. Paris*, 208, 2043-2045.
- (1941). «Interpolation und Extrapolation von Stationären Zufälligen System», *Bull. Acad. Sci. URSS Ser. Math.*, 5, 3-14.
- Kwiatkowski, D., Phillips, P. C. B., Schmidt, P. y Shin, Y. (1992). «Testing the null hypothesis if stationarity against the alternative of unit root. How sure are we that economic time series have a unit root?», *Journal of Econometrics*, 54, 159-178.
- Leybourne S. J. y McCabe B. P. M. (1994). «A consistent test for a unit root», *Journal of Business and Economic Statistics*, 12, 2, 157-166.
- Maravall, A. (1996). «Unobserved Components in Economic Time Series», *Documento de trabajo*, 9609. Banco de España.
- Maravall, A. y Pierce, D. (1987). «A Prototypical Seasonal Adjustment Model», *Journal of Time Series Analysis*, 8, 177-193.
- Melis, F. (1989). «Sobre las hipótesis de componentes y la extracción de coyuntura sin previa desestacionalización», *Revista Española de Economía*, 6, 1 y 2.
- (1990). «La estimación del ritmo de variación en series económicas», *Estadística Española*, 33, 126, 7-58.
- Molinas, C., Sebastian, M. y Zabalza, A. (Eds.) (1991). *La Economía Española. Una Perspectiva Macroeconómica*. Antoni Bosch Editor. Barcelona.
- Nabeya, I. y Tanaka, K. (1988). «Asymptotic theory of a test for the constancy of regression coefficients against the random walk alternative», *Annals of Statistics*, 16, 218-235.



- Ng, S. y Perron, P. (1995). «Units root tests in ARMA models with data-dependent methods for the selection of the truncation lag». *Journal of the American Statistical Association*, 90, 429, 268-281.
- Phillips, P. C. B. y Perron, P. (1988). «Testing for Unit Roots in Time Series», *Biometrika*, 75, 235-346.
- Saikkonen, P. y Luukkonen, R. (1993). «Testing for moving average unit roots in autoregressive integrated moving average model», *Journal of the American Statistical Association*, 88, 569-601.
- SAS Inst. Inc. (1988). *SAS/IML User's Guide 6.03 Edition*.
- Sobel, E. B. (1967). «Prediction of a Noise-Distorted Multivariate, Non-Stationary Signal», *Journal of Applied Probability*, 4, 330-342.
- Schwert, G. W. (1989). «Testing for Unit Roots: A Monte Carlo Investigation», *Journal of Business and Economic Statistics*, 7, 147-608.
- Septhon, P. S. (1995). «Response surface estimates of the KPSS stationary test», *Economic Letters*, 47, 255-261.
- Sims, C. A. (1974). «Seasonality and Regression», *Journal of the American Statistical Association*, 69, 347, 618-626.
- Suriñach, J., Artís, M., López-Bazo, E. y Sansó, A. (1995). *Análisis económico regional nociones básicas de la Teoría de la Cointegración*, Antoni Bosch Editor. Barcelona.
- Wallis, K. F. (1974). «Seasonal Adjustment and Relations Between Variables», *Journal of the American Statistical Association*, 69, 345, 18-31.
- Wiener, N. (1949). *The Extrapolation, Interpolation and Smoothing of Stationary Time Series With Engineering Application*. John Wiley, N. Y.

## ENGLISH SUMMARY

### ADF, PP & KPSS TESTS PERFORMANCE WHEN APPLIED TO SEASONAL ADJUSTED TIME SERIES

TOMÁS DEL BARRIO CASTRO

ANA DEL SUR MORA

JORDI SURIÑACH CARALT

Universitat de Barcelona\*

*This paper deals with the performance of unit roots tests when using trend-cycle components obtained by signal extraction procedures instead of using the original series. We also try to detect the final causes of the observed pernicious effects. The signal extraction procedures analysed are ARIMA model based and the modified airline filter. A simulation exercise allows concluding that one can detect a higher order of integrability for the filtered series than the one of the original series. The main reason for these results is the canonical condition in the filters.*

**Keywords:** Unit roots and stationarity tests, signal extraction

**AMS Classification (MSC 2000):** 62F03, 62F05, 62M10 y 62P20

---

\*Departamento de Econometría, Estadística y E.E. Grup de Recerca de Qualitat «Anàlisi Quantitativa Regional». Facultat de Econòmiques. Universidad de Barcelona. Av. Diagonal 690. 08034 Barcelona, España. Tel: 93-4021012. Fax: 93-4021821. e-mail: barrio@eco.ub.es.

–Received July 1999.

–Accepted October 2000.

The main objectives of this paper are to analyse the effects as well find the final causes of the observed pernicious effects on the performance of unit root tests of using trend-cycle components obtained instead of the original series.

In particular, we analyse the performance of the Augmented Dickey-Fuller (ADF), Phillips-Perron (PP) and Kiatkowski, Phillips, Schmidt and Shin (KPSS) tests when we use the trend-cycle component obtained by the ARIMA model based (AMB) and the Modified Airline Filter (MAF) procedures.

The paper is organised as follows. In the first section we describe the main characteristics of the filters used in the AMB and MAF methods. The second section contains a brief revision of the literature about the effects of working with filtered data on the econometric inference. In the next section we analyse the results of the simulation exercises, aimed to measure the power and size of the ADF, PP and KPSS tests, when the filtered series obtained by AMB and MAF procedures are used. Finally concluding remarks are exposed.

The AMB is a method-based procedure and it is the most widely accepted and used by time series analysts. The MAF is the procedure used by the Spanish Statistics Office to obtain the trend-cycle components of the partial indicators for the elaboration of the quarterly national accounts.

The results obtained from the simulation exercises show that as in Ghysels and Perron (1993), the distortions induced by the filtering are fundamentally observed under the alternative hypothesis of the ADF and PP tests, and under the null of the KPSS test. That is, when the original series is  $I(0)$ , it affects the power of the ADF and PP and the size of KPSS.

The main distortions introduced by the MAF procedure can be summarised as follows:

- a) In general terms, it can be said that filtering induces important distortions in the performance of all tests. Therefore, there is a high probability of concluding that a filtered series is  $I(1)$  when the original one is  $I(0)$ .
- b) This behaviour is more evident for low samples sizes and tends to improve as the sample size increases although it is never solved completely.
- c) The situation gets worse as deterministic terms (trend) are included in the data generating process of the original series.

The explanation for this behaviour can be found in the canonic condition that is guaranteed by the filters used in the MAF method. When the canonic condition is imposed the filtered series do not have a convergent autorregressive representation and the estimate of autorregresions and vector autorregressive models is not adequate.

When we compare the results obtained with the AMB method are very similar to those obtained with the MAF. But when the AMB procedure is used, the intensity of the distortions grows as the complexity of the data generating process of the original series does. This is because the filter used in this procedure depends on the data generating process of the original series.

As in the case of the MAF the final cause of the bad performance of the tests when the AMB procedure is used can be found in the canonic condition.

In this work we show that when using the trend-cycle components obtained by the AMB and MAF procedures are used instead of the original series, there is a high probability of concluding that the filtered series is difference stationary when the original series is Stationary in variance.