

MÉTODOS PARA LA EXTRACCIÓN DE SEÑALES Y PARA LA TRIMESTRALIZACIÓN

M.^a de los Llanos Matea
Ana Valentina Regil

MÉTODOS PARA LA EXTRACCIÓN DE SEÑALES Y PARA LA TRIMESTRALIZACIÓN

UNA APLICACIÓN: TRIMESTRALIZACIÓN
DEL DEFLACTOR DEL CONSUMO PRIVADO NACIONAL

M.^a de los Llanos Matea
Ana Valentina Regil

(*) Estamos en deuda con Esther Ruiz, por sus comentarios y sugerencias, así como con Luis Julián Álvarez y Juan Carlos Delrieu.

El Banco de España al publicar esta serie pretende facilitar la difusión de estudios de interés que contribuyan al mejor conocimiento de la economía española.

Los análisis, opiniones y conclusiones de estas investigaciones representan las ideas de los autores, con las que no necesariamente coincide el Banco de España.

ISBN: 84-7793-310-3

Depósito legal: M-20751-1994

Imprenta del Banco de España

RESUMEN

Utilizando como hilo conductor la trimestralización del deflactor del consumo privado nacional, se revisan algunas de las técnicas de extracción de señales, así como de los métodos de trimestralización de magnitudes de carácter anual. Para la descomposición de una serie en sus componentes no observables (tendencia-ciclo, componente estacional y componente irregular), existe una amplia gama de técnicas que se pueden clasificar en empiristas y basadas en modelos. Como representante de los primeros se expone el método X11ARIMA, a la vez que, en cuanto a los procedimientos basados en modelos, se estudia la extracción de señales tanto con modelos de forma reducida como con modelos estructurales. Respecto a los procedimientos de desagregación temporal, se repasan el método Denton y el Chow-Lin. En la aplicación práctica se emplean índices de coste de la vida e índices de precios de consumo para construir un indicador que sirve de base en la trimestralización.

ÍNDICE

	Pág.
1. INTRODUCCIÓN	7
2. SERIES EMPLEADAS PARA CONSTRUIR EL INDICADOR	9
3. OBTENCIÓN DE COMPONENTES NO OBSERVABLES	12
3.1. Modelos ARIMA de las series de partida del indicador	13
3.2. Extracción de señales con el procedimiento X11ARIMA	18
3.3. Extracción de señales con modelos de forma reducida	27
3.4. Extracción de señales con modelos estructurales	31
3.5. Comparación de los componentes tendencia-ciclo obtenidos con los distintos procedimientos	51
4. TRIMESTRALIZACIÓN DEL DEFLECTOR DEL CONSUMO PRIVADO NACIONAL	56
4.1. Trimestralización con el método Denton	56
4.2. Trimestralización con el método Chow-Lin	58
5. COMPARACIÓN DE LA TRIMESTRALIZACIÓN DEL DEFLECTOR DEL CONSUMO PRIVADO NACIONAL CON LA DEL INE	64
6. CONCLUSIONES	68
ANEJO. BREVE NOTA SOBRE EL ESPECTRO	71
APÉNDICE A. ESTADÍSTICO	77
APÉNDICE B. GRÁFICO	93
BIBLIOGRAFÍA	101

1. INTRODUCCIÓN

En este trabajo se realiza una revisión de algunas técnicas empleadas para la extracción de señales de series estadísticas, así como de los procedimientos de trimestralización de las magnitudes de carácter anual. Además, se aprovecha para realizar una trimestralización del deflactor del consumo privado de la Contabilidad Nacional para el período 1964-1992 comparándola, a partir de 1970, con los resultados presentados por el Instituto Nacional de Estadística (INE) en su Contabilidad Nacional Trimestral. Con ello no se pretende cuestionar la serie trimestral del INE, ni tan siquiera intentar replicarla, puesto que se parte de un conjunto de información mucho más limitado, y no se han empleado los mismos procedimientos en todas las etapas. Sin embargo, el valor añadido es una serie que se parece mucho a la del INE, pero que comienza en 1964.

Se ha partido de los índices de precios de consumo e índices de coste de la vida para construir los indicadores empleados en la trimestralización. Dichos indicadores son sus componentes tendenciales; por tanto, otro subproducto del trabajo, aunque esta aplicación no se ha explotado, consiste en facilitar unas series mensuales largas sobre las que analizar la inflación, que, al estar libres de movimientos de carácter estacional, que se cancelan a lo largo del año, y de oscilaciones irregulares, que acaban también anulándose en períodos cortos de tiempo, proporcionan un mensaje más claro del estado de la inflación que el facilitado por las series originales.

El documento se ha estructurado como sigue: en primer lugar, en el apartado 2, se han seleccionado los índices que sirven de base para el indicador del deflactor del consumo privado nacional y se ha procedido a su enlace, obteniéndose series que comienzan en enero de 1964 y finalizan en diciembre de 1992. A continuación, en el apartado 3, y puesto que el INE utiliza series de tendencia-ciclo para la trimestralización, se ha realizado la extracción de este componente de las series del apartado anterior. En este punto, se ha aprovechado para presentar el procedimiento X11ARIMA (apartado 3.2), como ejemplo de los métodos empíricos, y se ha explotado al máximo, en el momento de aplicarlo, la información que los modelos ARIMA de estas series ofrecen (apartado

3.1). De igual forma, en los apartados 3.3 y 3.4 se han expuesto los procedimientos de extracción de señales con los modelos de forma reducida y con los modelos estructurales de series temporales, respectivamente. A continuación, se ha procedido a comparar y escoger una de las técnicas estudiadas para la construcción del indicador del deflactor del consumo privado nacional (apartado 3.5). Seguidamente, se ha efectuado la trimestralización de este deflactor, usando el procedimiento Denton (apartado 4.1) y el Chow-Lin (apartado 4.2), entrando con cierto detalle en ambos, con la intención de mostrar las implicaciones que las distintas variantes que estos procedimientos tienen. De un modo análogo al empleado con los componentes de tendencia-ciclo, se eligió una sola trimestralización, para pasar en el apartado 5 a compararla con la serie elaborada por el INE. El trabajo se cierra con unas breves conclusiones. Por último, con el propósito de hacer más fácil la interpretación de los resultados de la extracción de señales con los modelos de forma reducida, se ha introducido un anexo que comenta sucintamente el espectro.

2. SERIES EMPLEADAS PARA CONSTRUIR EL INDICADOR

Uno de los objetivos de este trabajo es la obtención de una serie de tendencia-ciclo, para el periodo comprendido entre 1964 y 1992, que se pueda utilizar como indicador en la trimestralización del deflactor del consumo privado nacional de la Contabilidad Nacional. Para este fin, no cabe duda de la conveniencia de utilizar índices de precios de consumo, por ser la variable empleada en Contabilidad Nacional. Ahora bien: como estos no empezaron a elaborarse hasta 1976, ha sido necesario emplear índices del coste de la vida para años anteriores.

La sustitución de los índices del coste de la vida (a partir de ahora, ICV) por índices de precios de consumo (IPC) supuso un cambio, cuya modificación más importante fue una ampliación considerable de los artículos y servicios incluidos, tales como los servicios médicos personales y hospitalarios o los alquileres imputados. Estos dos tipos de índices registraron, en el periodo considerado, modificaciones, aunque de menor magnitud, como resultado de cambios de base. Así, la serie finalmente utilizada recoge, entre enero de 1964 y diciembre de 1967, el ICV año base 1958, y, entre enero de 1968 y diciembre de 1975, el ICV año base 1968. Por otro lado, el IPC pasó a tener año base 1983 a mediados de 1985, mientras que, con anterioridad, el año base era 1976. En este caso, si que existe una serie homogénea con año base 1983⁽¹⁾, que se construyó en el Servicio de Estudios, pero que comienza en enero de 1977. Por ello, se ha tenido que enlazar el IPC año base 1976 con la serie reelaborada del IPC base 1983.

En todos los casos, los coeficientes de enlace se construyeron a partir de los valores medios anuales del año en común -para las series del IPC del primer año-, y, para el periodo en que coinciden dos series, se optó por utilizar los datos mensuales de la serie con año base más reciente.

⁽¹⁾ Se puede obtener una visión general de las principales características de esta serie homogénea y de los índices de precios existentes para la economía española, desde 1913 a 1987, en Ojeda (1988).

Antes de continuar, será oportuno reflexionar sobre la conveniencia de emplear la serie homogénea del IPC base 1983, o, en su lugar, sustituirla por la resultante de unir, en julio de 1985, el IPC base 1983 al IPC base 1976, de forma análoga a la utilizada con los ICV. Por un lado, la necesidad de modelizar previamente las series para la extracción de señales hace preferible trabajar con series lo más homogéneas posible. No obstante, esto por si solo no es un problema insalvable, ya que siempre se pueden construir modelos por submuestras, si no fuera porque para la modelización y la extracción de señales es aconsejable tener series lo más largas posible, ya que, si la muestra es pequeña, los datos son incapaces de discernir entre estacionalidad determinista y estacionalidad estocástica⁽²⁾. Por otro lado, como las series de la Contabilidad Nacional son índices Paasche, mientras el indicador es un índice Laspeyres, se tiene que, a medida que el indicador se aleja del año base⁽³⁾, las discrepancias con el índice Paasche se agrandan. En otras palabras: el indicador cumple mejor su función cuanto más próximo se encuentra a su año base. En este sentido, sería más apropiado utilizar la serie no homogénea.

Debido a que ambas alternativas tienen ventajas y desventajas, se ha decidido analizar las dos vías, aunque a efectos de presentación se ofrezcan los resultados de la serie homogénea como punto de referencia y se dejen los obtenidos con la serie no homogénea como comentarios adicionales.

Para finalizar el apartado, puede ser interesante señalar otro problema no resuelto en la literatura, y que surge cuando la serie para la que se quiere hallar los componentes no observables es el agregado de

⁽²⁾ Por ejemplo, el método X11ARIMA necesita, al menos, 5 años para estimar un componente estacional estocástico, y, si esto no se cumple, el procedimiento automáticamente impone una estacionalidad determinista.

⁽³⁾ No hay que confundir el año base de la serie final propuesta para elaborar el indicador, que es 1983, con los verdaderos años bases que sirvieron para construir las cestas de referencia de los índices que se han unido. Aquí, por año base se entienden estos últimos, ya que estos son los que suponen un cambio de la composición de la cesta de los índices, mientras el primero solo significa un factor de escala.

otras series o índices desagregados. En esta situación, hay dos métodos distintos: en primer lugar, el método directo, consistente en realizar la extracción de señales de la serie agregada; y, en segundo lugar, el indirecto, que parte de los componentes no observables de cada índice desagregado, para agregarlos posteriormente, y así llegar a los correspondientes al índice agregado. Pues bien: ambos procedimientos proporcionan idéntica descomposición en raras ocasiones⁽⁴⁾, y solo cuando todos los operadores son lineales. La dificultad radica en que no existen reglas que definan en qué situaciones un método es superior al otro⁽⁵⁾ y la elección deberá hacerse según la variable de que se trate y de la finalidad que se quiera dar a sus componentes no observables.

En el presente trabajo, y debido a los sucesivos cambios de base de los índices -que supuso trasvases de algunos bienes y servicios entre componentes-, no se dispone de series por componentes para todo el período considerado, y, por tanto, se ha utilizado el método directo.

⁽⁴⁾ Esta situación se puede dar con el procedimiento X11 si el ajuste se hace aditivo, no se tratan los valores extremos y los pesos de las medias móviles de la variable tendencia-ciclo se mantienen constantes durante todas las iteraciones.

⁽⁵⁾ El lector interesado en el tema se puede dirigir a los artículos de Bartelsman y Cleveland (1992), Dagum, Huot y Morry (1988), Findley et al. (1990), Geweke (1978) y Lothian y Morry (1977).

3. OBTENCIÓN DE COMPONENTES NO OBSERVABLES

La siguiente etapa consiste en la descomposición de la serie origen del indicador en sus componentes no observables, a saber: tendencia-ciclo, componente estacional y componente irregular. Para ello existe un amplio abanico de técnicas⁽⁶⁾ que se pueden clasificar en empiristas y basadas en modelos. Dentro de las empiristas, las más extendidas entre los usuarios de series temporales son el método X11 y el método X11ARIMA, que consisten, básicamente, en la utilización de medias móviles. En el caso del X11, con independencia de la serie analizada, las medias móviles son siempre las mismas. Por su parte, el X11ARIMA incorpora una pequeña flexibilidad al permitir adecuar la longitud de las medias móviles a las características implícitas de cada serie. No obstante, incluso en este caso el procedimiento sigue siendo muy automático, y en buena medida desaprovecha las peculiaridades intrínsecas de la variable estudiada. Esta misma situación se reproduce con el resto de procedimientos ad hoc, entre los que se encuentran el filtro de Hodrick y Prescott y el de Melis⁽⁷⁾. De hecho, y como distintos autores han demostrado, todos estos procedimientos son casos particulares de los métodos basados en modelos⁽⁸⁾. Aun así, a favor de los métodos ad hoc

⁽⁶⁾ Una excelente exposición de los diversos métodos de extracción de señales se ofrece en Espasa y Cancelo (1993).

⁽⁷⁾ El filtro de Hodrick y Prescott ha sido ampliamente utilizado para la obtención del ciclo económico, y la referencia básica es Hodrick y Prescott (1980). Por su parte, en Melis (1991) se expone el filtro que el INE utiliza (véase también INE (1993)) para extraer el componente tendencia-ciclo de las series empleadas en la trimestralización de la Contabilidad Nacional.

⁽⁸⁾ Este tema ha despertado el interés de los analistas de series temporales. Cabe citar, entre otros, el trabajo de Cleveland y Tiao (1976) donde obtienen el modelo que la serie debe seguir para que el procedimiento X11 proporcione estimadores óptimos cuando se utilizan medias de Henderson de 13 términos. Más recientemente, en Burridge y Wallis (1992) se demuestra cómo el proceso que debe haber generado la serie difiere ligeramente del obtenido por Cleveland y Tiao, debido a que estos autores asignan íntegramente Δ_{12} al componente estacional, cuando, de este operador, el factor $(1-L)$ corresponde al componente tendencial. Respecto a los filtros de Hodrick-Prescott y Melis en Harvey y Jaeger (1993) y Fernández (1991), respectivamente, se prueba como son los filtros adecuados cuando la serie viene generada por un determinado

hay que decir que son fáciles de aplicar, y, por tanto, son de gran utilidad cuando hay que obtener los componentes no observables de un número amplio de variables.

Los métodos basados en modelos, a su vez, se pueden subdividir según el tipo de modelo: de forma reducida y estructural. En los modelos de forma reducida, se parte de un modelo ARIMA, que posteriormente sirve para asignar las distintas raíces de los polinomios de las medias móviles y autorregresivos a los componentes no observables. Sin embargo, en los modelos estructurales se modelizan directamente los componentes no observables.

En este trabajo se ha realizado la extracción de señales de las series seleccionadas en el apartado precedente a partir de tres procedimientos. El primero ha sido el X11ARIMA, como exponente de los métodos empíricos; en segundo lugar, se ha utilizado el programa SEATS⁽⁹⁾ para la descomposición por modelos de forma reducida; y en último lugar, se ha empleado el programa STAMP⁽¹⁰⁾ para la construcción de modelos estructurales de series temporales. Previamente, y como punto de partida de los dos primeros procedimientos, se han tenido que construir modelos ARIMA, que se ofrecen a continuación.

3.1. Modelos ARIMA de las series de partida del indicador

Como era de esperar, debido a los distintos cambios metodológicos y de base sufridos por la serie en el período considerado, todos los intentos de modelizarla fueron fallidos. En vista de ello, se decidió trabajar por submuestras, pero haciéndolas lo más largas posible para la extracción de señales.

En principio, era razonable dividir el período muestral a partir del momento en que se pasó de la elaboración de índices de coste de la vida

modelo estructural de series temporales.

⁽⁹⁾ Sobre el programa SEATS, véase Maravall y Gómez (1992).

⁽¹⁰⁾ Véase STAMP (1990).

a índices de precios de consumo. Sin embargo, con esta partición se obtiene una serie para el último período que supera las 200 observaciones (número máximo admitido por el paquete STAMP) y que, por tanto, dificultaría la posterior comparación entre los distintos componentes resultantes de los diversos métodos que se van a emplear. Con el fin de solventar este inconveniente, se ha formado una primera submuestra con los datos comprendidos entre enero de 1964 y diciembre de 1976, ambos inclusive, y la segunda submuestra con los restantes. Con ello se tiene una serie totalmente homogénea en la segunda submuestra, pero, en contrapartida, en la primera se mezclan, además de dos ICV con bases distintas, el IPC correspondiente al año 1976. No obstante, dado el escaso peso del año 1976 en cualquiera de las dos submuestras, los modelos no cambian sustancialmente si dicho año se pasa de la primera a la segunda.

En los cuadros 1 y 2, se ofrecen las estimaciones obtenidas por máxima verosimilitud. Como se puede apreciar, los modelos a los que se ha llegado son muy parecidos, siendo de destacar la aparición de una constante en el último período, a la vez que se reduce el coeficiente autorregresivo de primer orden. Además, el modelo correspondiente a la primera parte muestral presenta algunos problemas, que probablemente son causados por los cambios de las cestas de los índices básicos que engloba, y que se concretan en unos estadísticos de Box-Ljung elevados, rechazándose al 5% la hipótesis de ruido blanco de los residuos, aunque no se refuta al 2,5%. A pesar de ser conscientes de este problema, se decidió dar por válido este modelo, puesto que las soluciones pasaban por introducir medias móviles de órdenes sin un significado económico claro y chocaban con las limitaciones que tienen los paquetes informáticos que más adelante se van a utilizar, sobre los órdenes máximos de los polinomios.

Por último, en el cuadro 3 se presenta el modelo estimado en el segundo período para la serie no homogénea resultante de enlazar los IPC bases 1976 y 1983⁽¹¹⁾. En líneas generales, las estimaciones son muy

⁽¹¹⁾ Para esta serie, el modelo del cuadro 3 no se puede distinguir de un modelo en el cual el AR(1) se sustituye por un MA(1), y, aunque modelos muy parecidos pueden dar lugar a descomposiciones muy

Cuadro 1

MODELO UNIVARIANTE DE LA SERIE ORIGINAL. PRIMER PERÍODO																	
IND1 = serie original																	
DXYZH = Variable con un uno en la observación correspondiente al mes ZH del año XY, y ceros en el resto.																	
$\Delta \Delta_{12} \log IND1_t = 0,019 \Delta_{12} D7411_t + 0,0211 \Delta_{12} D7601_t + 0,0194 \Delta_{12} D7610_t$ $(3,62) \qquad \qquad \qquad (3,64) \qquad \qquad \qquad (3,33)$ $+ \frac{(1 - 0,6101 L^{12}) a_t}{(1 - 0,3457 L)}$ $(9,48) \qquad \qquad \qquad (4,35)$																	
Muestra: 196401-197612 Número de residuos: 142 (196503 - 197612) $\sigma_a = 0,00623674$ Estadístico t de Student de la media residual = 0,2340 Entre paréntesis el estadístico t de Student Estadístico de Box-Ljung 14 retardos = 20,9 26 retardos = 37,1 38 retardos = 55,3 Correlograma residual: retardos 9 y 15 significativamente distintos de cero Residuos superiores a $2\sigma_a$ en valor absoluto:																	
<table> <thead> <tr> <th>Nº de observación</th> <th>Fecha</th> <th>Valor del residuo/σ_a</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>50</td> <td>196802</td> <td>-2,267</td> </tr> <tr> <td>59</td> <td>196811</td> <td>-2,391</td> </tr> <tr> <td>78</td> <td>197006</td> <td>2,034</td> </tr> <tr> <td>91</td> <td>197107</td> <td>-2,032</td> </tr> </tbody> </table>			Nº de observación	Fecha	Valor del residuo/ σ_a	50	196802	-2,267	59	196811	-2,391	78	197006	2,034	91	197107	-2,032
Nº de observación	Fecha	Valor del residuo/ σ_a															
50	196802	-2,267															
59	196811	-2,391															
78	197006	2,034															
91	197107	-2,032															

Cuadro 2

MODELO UNIVARIANTE DE LA SERIE ORIGINAL. SEGUNDO PERÍODO		
IND2 = IPC homogéneo con base 1983		
DXYZH = Variable con un uno en la observación correspondiente al mes ZH del año XY, y ceros en el resto.		
$\Delta \Delta_{12} \log IND2_t = -0,0008 - 0,0088 \Delta_{12} D8007_t + 0,012 \Delta_{12} D8103_t +$ $(-4,14) \quad (-2,37) \quad (3,25)$ $+ 0,012 \Delta_{12} D8212_t + 0,015 \Delta_{12} D8601_t +$ $(3,41) \quad (4,11)$ $+ \frac{(1 - 0,6007 L^{12}) a_t}{(1 - 0,2504 L)}$ $(3,42)$		
Muestra: 197701-199212		
Número de residuos: 178 (197803 - 199212)		
$\sigma_a = 0,00422696$		
Estadístico t de Student de la media residual = -0,4155		
Entre paréntesis el estadístico t de Student		
Estadístico de Box-Ljung 14 retardos = 8,8		
26 retardos = 22,2		
38 retardos = 31,0		
Correlograma residual: ningún valor significativamente distinto de cero		
Residuos superiores a $2\sigma_a$ en valor absoluto:		
Nº de observación	Fecha	Valor del residuo/ σ_a
18	197806	-2,698
32	197908	-2,441
37	198001	2,351
54	198106	-2,685
79	198307	-2,312
81	198309	2,275
188	199208	2,117

Quadro 3

MODELO UNIVARIANTE DE LA SERIE ALTERNATIVA. SEGUNDO PERÍODO

INDA2 = IPC no homogéneo con base 1983

DXYZH = Variable con un uno en la observación correspondiente al mes ZH del año XY, y ceros en el resto.

$$\Delta \Delta_{12} \log \text{INDA2}_t = -0,0008 + 0,015 \Delta_{12} \text{D8601}_t$$

$$(-4,73) \quad (3,88)$$

$$+ \frac{(1 - 0,6800 L^{12}) a_t}{(1 - 0,2558 L)}$$

$$(13,65)$$

Мустанг 182201-188212

Número de residuos: 178 (187803 - 189212)

$$\sigma = 0.00429318$$

Estadístico t de Student de la media residual = -0.4183

Entre paréntesis el estadístico t de Student

Estadística de Box-Jung: 14 retardos - 14.3

26 rotandas 30 E

30 notandas = 12,5

Correlograma residual: retardo 25 significativamente distinto de cero

Residuos superiores a 2σ en valor absoluto:

<u>Nº de observación</u>	<u>Fecha</u>	<u>Valor del residuo/σ_a</u>
18	197806	-2,394
32	197908	-2,239
37	198001	2,198
43	198007	-2,008
51	198103	-2,008
54	198106	-2,593
72	198212	2,509
188	199208	2,137

parecidas a las obtenidas para la serie homogénea del IPC, difiriendo únicamente en algunas intervenciones y en leves variaciones de los coeficientes estimados.

3.2. Extracción de señales con el procedimiento X11ARIMA

Se ha elegido el procedimiento X11ARIMA como representante de los procedimientos empíricos, porque, a la hora de descomponer las series en componentes no observables, aprovecha algunas de sus propiedades. En este sentido, posee algunas ventajas frente al procedimiento X11, que se pueden resumir en la reducción del problema del truncamiento de los filtros en los extremos muestrales, la elección más adecuada de la longitud de las medias aplicadas y un tratamiento más eficiente de los valores extremos.

Con el filtro estándar del método X11 se requieren 7 años para calcular un valor de la serie ajustada de estacionalidad, y, aunque el peso de las observaciones de más de 3 años es muy pequeño, el truncamiento de los filtros al final del período muestral provoca que los componentes se vayan revisando a medida que se dispone de más observaciones. Dichas revisiones pueden ser importantes, y es posible reducirlas si la serie se alarga con predicciones. Para ello, el método X11ARIMA puede seleccionar internamente un modelo para la serie estudiada, entre tres tipos diferentes⁽¹²⁾. No obstante, es mucho más eficiente que el analista construya el modelo que mejor se ajuste a la serie y lo imponga a priori en

diferentes, en este caso concreto la descomposición por modelos de forma reducida proporciona componentes tendenciales prácticamente idénticos con uno y otro proceso. Por ello, y con el objeto de simplificar la exposición, se optó por recoger solo el modelo del cuadro 3, que es del mismo tipo que los de las restantes series.

⁽¹²⁾ Los tres tipos de modelos considerados son:

ARIMA (0,1,1) x ARIMA (0,1,1)

ARIMA (0,2,2) x ARIMA (0,1,1)^s

ARIMA (2,1,2) x ARIMA (0,1,1)^s

donde s es el número de observaciones por año.

el procedimiento X11ARIMA⁽¹³⁾. En este trabajo se ha seguido esta segunda vía, a la vez que se han empleado como input las series limpias de las intervenciones detectadas en los modelos. Como en todos los casos, las variables artificiales son de tipo escalón, el análisis de intervención lo que hace es recoger el componente tendencial determinístico, y, por tanto, para llegar al componente tendencial final de la variable analizada, habrá que sumar las intervenciones al componente tendencial estocástico, resultante del método X11ARIMA.

A grandes rasgos, el método X11ARIMA aplica, de forma iterativa, medias móviles. En este punto se parece a los modelos estocásticos ad hoc. De entre estos últimos, se aprovecha la conexión existente entre los modelos de alisado exponencial y los modelos ARIMA para determinar los órdenes de las medias más apropiadas en cada caso. A continuación, se ofrecen las equivalencias de algunos modelos ARIMA con modelos de alisado exponencial, y, por extensión, se pone de relieve cómo la longitud de los filtros del método X11ARIMA debe acoplarse al proceso generador de los datos que se analizan.

Ejemplo 1: Modelo ARIMA (0,1,1)

Como es bien sabido, este modelo es de la forma:

$$(1 - L) X_t = (1 - \Theta L) a_t$$

donde L es el operador de desfases y a_t es un proceso de ruido blanco.

A su vez, desarrollando el cociente entre el operador de primeras diferencias y la media móvil se puede expresar como:

$$X_t = (1 - \Theta) X_{t-1} + \Theta (1 - \Theta) X_{t-2} + \Theta^2 (1 - \Theta) X_{t-3} + \dots + a_t$$

⁽¹³⁾ Una de las ventajas de construir el modelo externamente radica en que este puede ser más apropiado que si se limita la elección entre los tres tipos del procedimiento automático.

Si se define:

$$X_{t-1}^{\theta} = (1 - \Theta) \sum_{j=0}^{\infty} \Theta^j L^j X_{t-1}$$

el proceso se puede reformular como:

$$X_t = X_{t-1}^{\theta} + a_t$$

que es, exactamente, la suma de un modelo de alisado exponencial con desfase operativo de primer orden⁽¹⁴⁾ y un proceso ruido blanco, donde la influencia del pasado en la construcción del alisado exponencial depende del parámetro Θ del correspondiente modelo ARIMA, de forma que, cuanto mayor sea el parámetro en valor absoluto, mayor será la influencia del pasado en X_{t-1}^{θ} .

Ejemplo 2: Modelo ARIMA (0,1,1) x ARIMA (0,1,1)₁₂

Si en el modelo:

$$(1 - L)(1 - L^{12}) X_t = (1 - \Theta_1 L)(1 - \Theta_{12} L^{12}) a_t$$

se realiza el cociente entre la diferencia regular y la media móvil de primer orden y se reagrupa convenientemente, se obtiene:

$$(1 - L^{12})(X_t - X_{t-1}^{\theta_1}) = (1 - \Theta_{12} L^{12}) a_t$$

donde, igual que antes:

$$X_{t-1}^{\theta_1} = (1 - \Theta_1) \sum_{j=0}^{\infty} \Theta_1^j L^j X_{t-1}$$

⁽¹⁴⁾ En general, el modelo de alisado exponencial con desfase operativo m es:

$$X_t^{\theta_m} = (1 - \Theta) \sum_{j=0}^{\infty} \Theta^j L^{jm} X_t$$

Procediendo de forma similar con la parte estacional, se llega a:

$$(X_t - X_{t-1}^{\theta_1}) - (X_{t-12} - X_{t-13}^{\theta_1})^{\theta_{12}} = a_t$$

siendo:

$$y_{t-12}^{\theta_{12}} = (1 - \theta_{12}) \sum_{j=0}^{\infty} \theta_{12}^j L^{12j} y_{t-12}$$

con:

$$y_{t-12} = (X_{t-12} - X_{t-13}^{\theta_1})$$

Finalmente, despejando X_t , se verifica:

$$X_t = X_{t-1}^{\theta_1} + [X_{t-12} - X_{t-13}^{\theta_1}]^{\theta_{12}} + a_t$$

donde el primer término a la derecha del igual refleja el nivel local de la serie, y el segundo, los incrementos estacionales sobre el nivel local. En otras palabras: θ_1 rige la tendencia-ciclo de la serie, y, cuanto mayor sea en valor absoluto, mayor será la influencia del pasado en la tendencia-ciclo. Por su parte, θ_{12} es el parámetro que controla la estacionalidad de este proceso, y, por tanto, cuanto mayor sea en valor absoluto, mayor será la memoria del componente estacional.

El programa X11ARIMA permite seleccionar la longitud de las medias móviles⁽¹⁵⁾, que pueden ser de (3x3), (3x5) o (3x9), y de las

⁽¹⁵⁾ Una media móvil de ($m \times n$) consiste en una media móvil centrada de m términos, términos que previamente son el resultado de aplicar medias móviles centradas de n términos. Por ejemplo, si $m = n = 3$ entonces el valor de la media móvil correspondiente a t se obtiene como:

$$\begin{aligned} \frac{1}{3} \left[\frac{X_{t-2} + X_{t-1} + X_t}{3} + \frac{X_{t-1} + X_t + X_{t+1}}{3} + \frac{X_t + X_{t+1} + X_{t+2}}{3} \right] &= \\ = \frac{1}{9} [X_{t-2} + 2 X_{t-1} + 3 X_t + 2 X_{t+1} + X_{t+2}] \end{aligned}$$

medias de Henderson⁽¹⁶⁾, que, a su vez, pueden ser de 9, 13 ó 23 términos, aplicándose en la estimación de la tendencia-ciclo ambos tipos, pero solo medias móviles para el componente estacional. Por tanto, en el modelo de las líneas aéreas, el orden óptimo de las medias móviles será función de Θ_{12} , mientras el de las medias de Henderson dependerá tanto de Θ_{12} como de Θ_1 .

Otra forma alternativa de poner de relieve la importancia de Θ_1 y Θ_{12} surge de forma natural al reparar en que los parámetros Θ_1 y Θ_{12} están relacionados con la estabilidad de la tendencia y del componente estacional, respectivamente. En el modelo de las líneas aéreas, si $\Theta_i=1$, con $i=1$ ó 12 , implica que el componente correspondiente es determinista, y, por tanto, para estimarlo se utilizan todas las observaciones de la serie con las mismas ponderaciones. A medida que Θ_i se acerca a cero, significa que la variabilidad de dicho componente se incrementa, y en su estimación las observaciones, cuanto más lejanas en el tiempo están, menos ponderan.

En los modelos de las series de partida del indicador, el parámetro Θ_{12} es bastante elevado (en todos los casos, está por encima de 0,6) y, por tanto, es razonable aplicar en todas las submuestras consideradas medias móviles (3x9), ya que, a medida que aumenta la influencia del pasado en las series, se requieren medias más amplias para obtener sus componentes. Respecto a las medias de Henderson, parece apropiado elegirlas de 9 términos, puesto que, en lugar de procesos regulares de medias móviles de primer orden como hay en el ejemplo 2, se tienen procesos regulares autorregresivos de primer orden, a la vez que los coeficientes de estos son más bien pequeños, oscilando entre el 0,25 y el 0,35.

es decir, una media móvil (3 x 3) es una media móvil ponderada de 5 términos.

⁽¹⁶⁾ Las medias de Henderson equivalen también a medias móviles ponderadas, pero donde los pesos se obtienen como resultado de suponer que el componente tendencia-ciclo sigue una parábola de tercer grado en un intervalo de tiempo corto (entre uno y dos años, aproximadamente). Sobre este tipo de medias, se puede consultar Macaulay (1931).

Una vez seleccionadas las medias y ajustadas las series de las intervenciones, se aplicó el método X11ARIMA con la descomposición multiplicativa⁽¹⁷⁾, es decir, suponiendo que los componentes estacional e irregular son una proporción del componente de tendencia-ciclo. El componente de tendencia-ciclo final resultante es el producto de agregar el obtenido con el X11ARIMA y los escalones detectados en los modelos ARIMA. En los gráficos 1 y 2, se ha representado este componente, y en el gráfico 3, los factores estacionales.

En general, las series de partida y los componentes resultantes satisfacen los contrastes que el programa realiza sobre la presencia de estacionalidad en la serie original, identificabilidad de la misma y naturaleza de los componentes irregular y estacional⁽¹⁸⁾. Asimismo, los parámetros estimados por el programa no difieren mucho de los estimados en el apartado anterior, aunque el parámetro de la media móvil estacional, en todas las submuestras, es algo inferior en la estimación del X11ARIMA.

El único problema que se detecta consiste en una estacionalidad demasiado variable para la primera submuestra⁽¹⁹⁾, y que se puede apreciar en el gráfico de los factores estacionales. Muy probablemente, el cambio en el patrón estacional de la primera submuestra puede estar

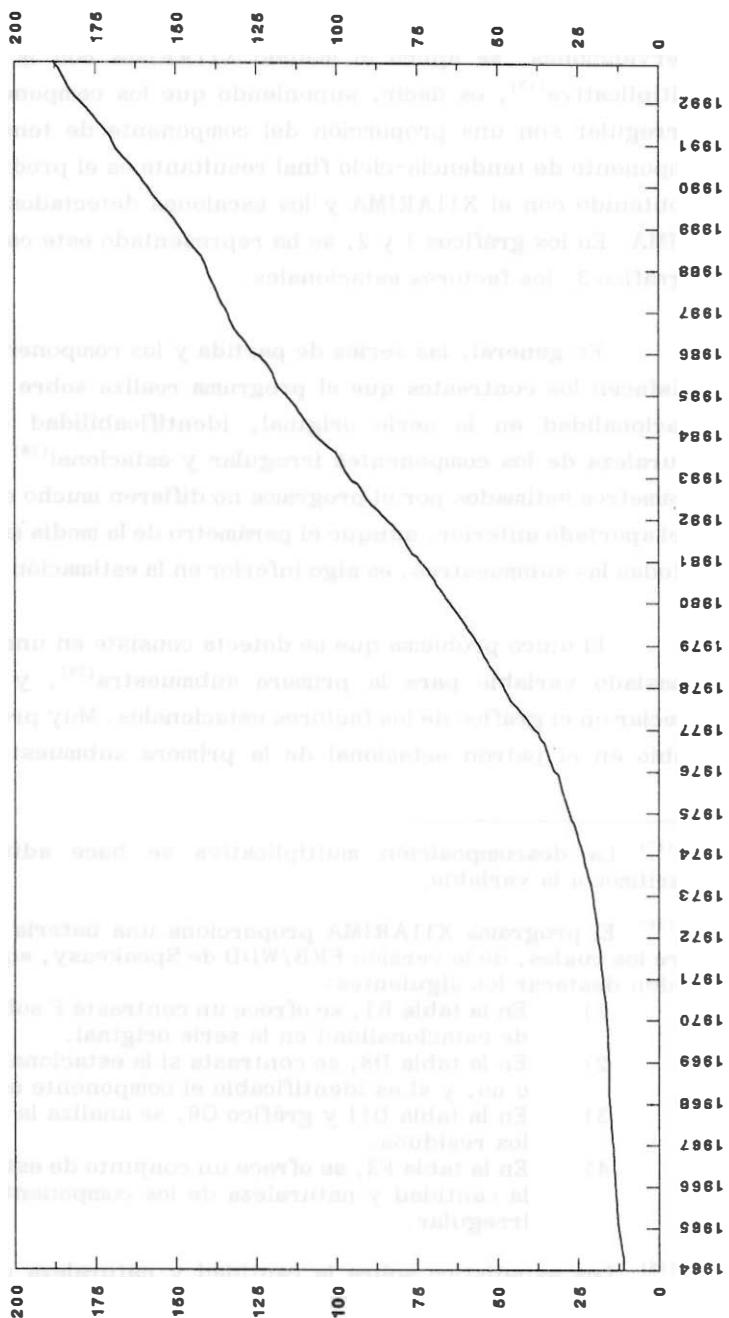
⁽¹⁷⁾ La descomposición multiplicativa se hace aditiva al aplicar logaritmos a la variable.

⁽¹⁸⁾ El programa X11ARIMA proporciona una batería de contrastes, entre los cuales, de la versión FRB/WDD de Speakeeasy, aquí utilizada, se pueden destacar los siguientes:

- 1) En la tabla B1, se ofrece un contraste F sobre la presencia de estacionalidad en la serie original.
- 2) En la tabla D8, se contrasta si la estacionalidad es estable o no, y si es identificable el componente estacional.
- 3) En la tabla D11 y gráfico G6, se analiza la aleatoriedad de los residuos.
- 4) En la tabla F3, se ofrece un conjunto de estadísticos sobre la cantidad y naturaleza de los componentes estacional e irregular.

⁽¹⁹⁾ Los estadístico sobre la cantidad y naturaleza del componente estacional, que pueden tomar valores comprendidos entre cero y tres, son ligeramente superiores a uno (van de 1,05 a 1,38), cuando lo deseable es que sean inferiores a 1.

**GRÁFICO 1. INDICADOR
TENDENCIA-CICLO FINAL
(X11 ARIMA)**



**GRÁFICO 2. INDICADOR ALTERNATIVO
TENDENCIA-CICLO FINAL
(X11ARIMA)**

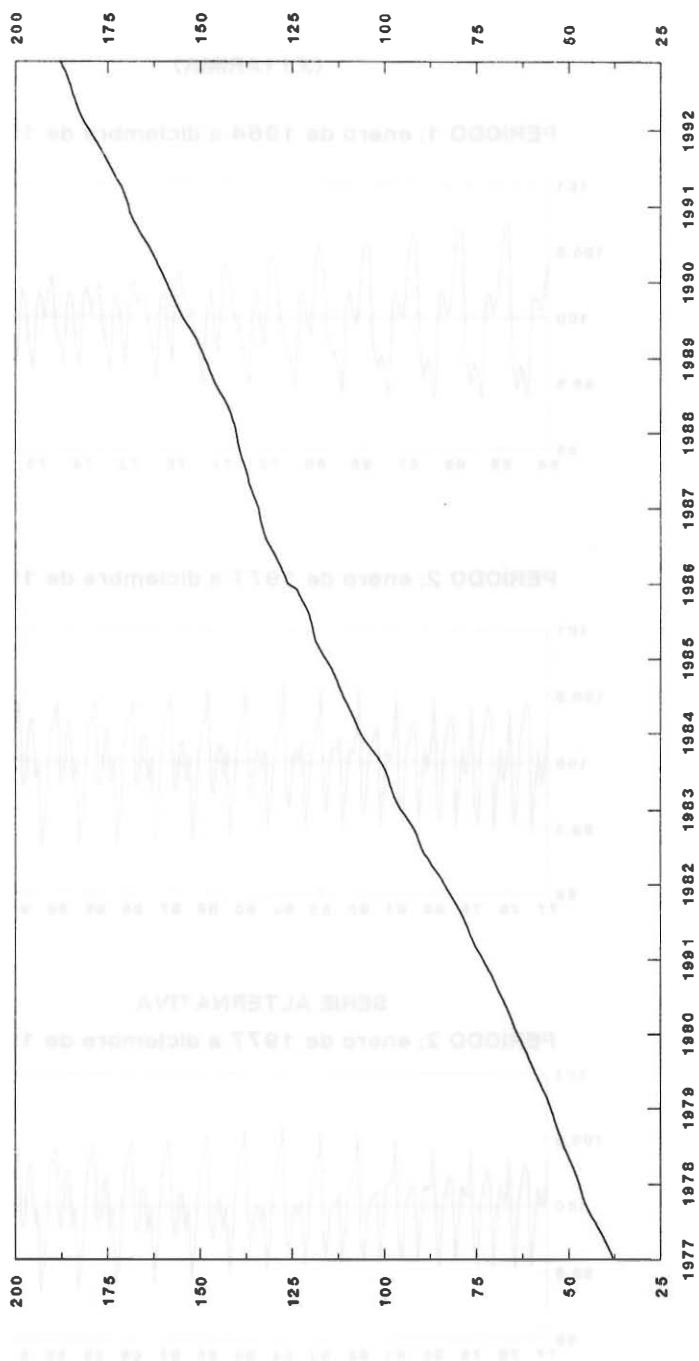
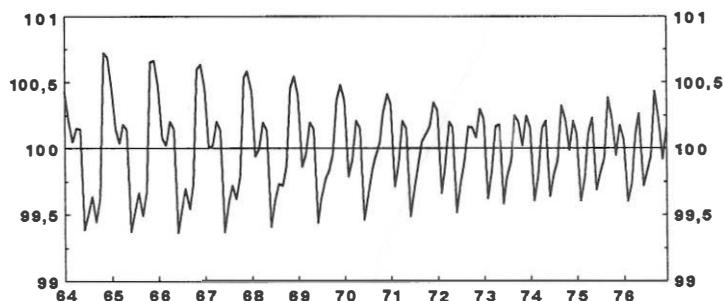
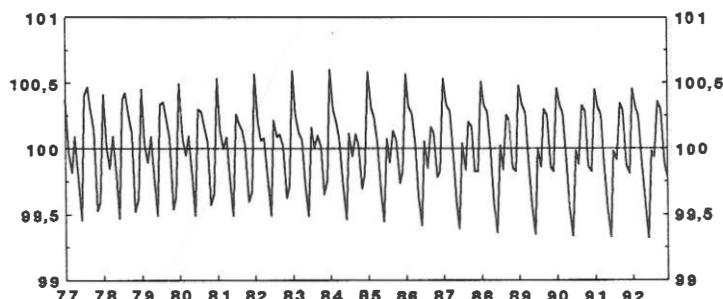


GRÁFICO 3. FACTORES ESTACIONALES (X11ARIMA)

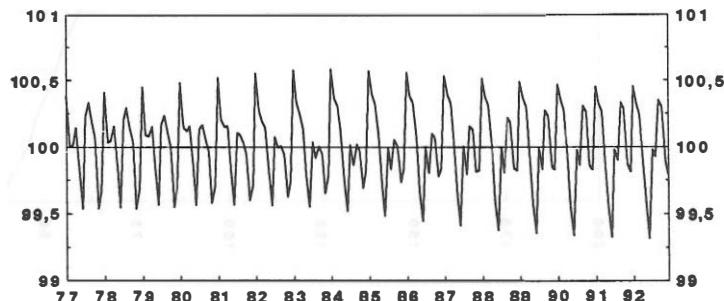
PERÍODO 1: enero de 1964 a diciembre de 1976



PERÍODO 2: enero de 1977 a diciembre de 1992



SERIE ALTERNATIVA
PERÍODO 2: enero de 1977 a diciembre de 1992



inducido por el cambio de base del ICV, y la inclusión de un IPC para el último año.

3.3. Extracción de señales con modelos de forma reducida

En la extracción de señales por modelos de forma reducida, los componentes no observables de una serie se construyen a partir de las raíces que presenta el modelo ARIMA que mejor se ajusta a dicha serie, suponiendo que esos componentes sigan, a su vez, procesos ARIMA. Sin embargo, no todos los modelos ARIMA son susceptibles de tal descomposición; por ejemplo, no es admisible un proceso de líneas aéreas donde Θ_{12} no sea positivo o muy próximo a cero⁽²⁰⁾. Además, para poder pasar del modelo ARIMA a los modelos de sus componentes, se deben exigir unas restricciones que se detallan a continuación.

Supóngase que la serie X_t sigue un proceso del tipo:

$$\phi(L) X_t = \Theta(L) a_t$$

donde $\phi(L)$ puede tener raíces unitarias y a_t es un proceso ruido blanco, e interesa descomponerla en sus componentes de tendencia-ciclo, estacionalidad e irregular, esto es⁽²¹⁾:

$$X_t = T C_t + S_t + I_t$$

Las raíces de los polinomios $\phi(L)$ y $\Theta(L)$ se asignarán a cada uno de estos tres componentes, teniendo en cuenta el ciclo de cada una de las raíces y

⁽²⁰⁾ Este resultado, como demuestran Hillmer y Tiao (1982), es común a todos los modelos ARIMA (0, 1, 1) x ARIMA (0, 1, 1), y, a su vez, es extensible a los modelos ARIMA (0, 0, 1) x ARIMA (0, 1, 1). Además, estos mismos autores establecen a partir de qué valores d^es Θ_s , para distintos s, los modelos ARIMA (0, 1, 1), son consistentes con una descomposición por modelos de forma reducida, siendo la condición suficiente que $\Theta_s > -0,1010$.

⁽²¹⁾ Con el fin de simplificar la exposición, se ha tratado como una unidad el componente tendencia-ciclo, aunque en realidad se trate de dos componentes perfectamente diferenciados en este procedimiento.

el componente al que teóricamente corresponde⁽²²⁾, para lo cual se parte de la hipótesis de que los tres componentes siguen, a su vez, procesos ARIMA, de la forma:

$$\begin{aligned}\phi_T(L) TC_t &= \Theta_T(L) a1_t \\ \phi_S(L) S_t &= \Theta_S(L) a2_t \\ \phi_I(L) I_t &= \Theta_I(L) a3_t\end{aligned}$$

donde $a1_t$, $a2_t$ y $a3_t$ son procesos ruidos blancos independientes entre sí, y los polinomios del componente de tendencia-ciclo y el estacional pueden tener raíces unitarias.

Además, se debe cumplir que:

$$\phi(L) = \phi_T(L) \phi_S(L) \phi_I(L)$$

no compartiendo raíces en común los polinomios autorregresivos que aparecen a la derecha del igual.

Una vez asignada cada una de las raíces del polinomio $\phi(L)$ a los tres componentes no observables, se imponen las restricciones de que los órdenes máximos de $\Theta_T(L)$ y $\Theta_S(L)$ no deben superar respectivamente los órdenes máximos de $\phi_T(L)$ y $\phi_S(L)$. Por último, como el sistema no está identificado solo con estas restricciones de órdenes, se suele requerir que se maximice la varianza de la innovación del componente irregular, $\sigma^2_{a3_t}$. Esta última condición se denomina requisito canónico, e implica que la mayor variabilidad se concentra en el componente irregular, mientras los otros dos componentes son tan estables como sea posible.

Una vez que se tienen para los componentes sus modelos ARIMA, incluidos los parámetros, se requiere generar una serie temporal para cada uno de ellos. Pues bien: los estimadores teóricos de los componentes con error cuadrático medio mínimo se obtienen aplicando filtros simétricos a la serie original. Para el componente tendencia-ciclo, dicho filtro consiste en:

⁽²²⁾ Sin embargo, en algunas situaciones puede no estar claro a qué componente corresponde una determinada raíz.

$$\frac{\sigma_{a1}^2}{\sigma_a^2} \frac{\Theta_T(L)\Theta_T(F)\phi_s(L)\phi_s(F)\phi_i(L)\phi_i(F)}{\Theta(L)\Theta(F)}$$

donde F es el operador de adelantos, es decir, $F=L^{-1}$. Mientras el filtro del componente estacional es:

$$\frac{\sigma_{a2}^2}{\sigma_a^2} \frac{\Theta_s(L)\Theta_s(F)\phi_T(L)\phi_T(F)\phi_i(L)\phi_i(F)}{\Theta(L)\Theta(F)}$$

y, por último, el componente irregular se estima como residuo entre la serie original y los restantes componentes no observables. Aunque, en general, es irrelevante qué componente se estime como diferencia, pudiendo estimar el irregular, directamente, con el siguiente filtro:

$$\frac{\sigma_{a3}^2}{\sigma_a^2} \frac{\Theta_i(L)\Theta_i(F)\phi_T(L)\phi_T(F)\phi_s(L)\phi_s(F)}{\Theta(L)\Theta(F)}$$

En este punto, es interesante señalar cómo los estimadores teóricos de los componentes difieren de los verdaderos componentes. Como ejemplo, obsérvese que, mientras el modelo del componente tendencia-ciclo se define como:

$$\phi_T(L)TC_t = \Theta_T(L)a1_t ,$$

su estimador teórico es de la forma:

$$\begin{aligned}\hat{TC}_t &= \frac{\sigma_{a1}^2}{\sigma_a^2} \frac{\Theta_T(L)\Theta_T(F)\phi_s(L)\phi_s(F)\phi_i(L)\phi_i(F)}{\Theta(L)\Theta(F)} X_t = \\ &= \frac{\sigma_{a1}^2}{\sigma_a^2} \frac{\Theta_T(L)\Theta_T(F)\phi_s(F)\phi_i(F)}{\phi_T(L)\Theta(F)} a_t\end{aligned}$$

En consecuencia, las propiedades estocásticas del verdadero componente no coinciden con las de su estimador teórico. En concreto, el espectro del

estimador tiene ceros adicionales, que corresponden a las raíces unitarias de $\phi_s(F)$. Además, también difieren sus correspondientes funciones de correlación, debido a la presencia en la ecuación de \bar{TC}_t del último cociente a la derecha del igual. Este mismo resultado es extensible al resto de componentes no observables.

En la práctica, es necesario aplicar los filtros anteriores, que se caracterizan por ser simétricos e infinitos, aunque convergentes, a una muestra finita, resultando los estimadores empíricos de los componentes. Para ello, se aproximan por filtros finitos, y en los extremos de la serie se sustituyen los valores desconocidos por predicciones; por tanto, el estimador empírico está contaminado por los errores de predicción.

Como las propiedades estadísticas de los estimadores difieren de las propiedades de los componentes, ya que está claro que un estimador es siempre diferente de lo que se estima, es lógico que el modelo teórico de los componentes no observables pueda diferir de forma apreciable del estimador teórico de los componentes no observables; por tanto, en la validación de la descomposición, son los estimadores teóricos los que se deben tomar como referencia, y, consecuentemente, es a estos últimos a los que se deben parecer los estimadores empíricos.

Se ha aplicado este procedimiento a las series de partida del indicador, utilizando el paquete SEATS. Este programa impone otras limitaciones adicionales a las ya comentadas, que se refieren a los órdenes máximos del modelo ARIMA de partida, y que, si expresamos el modelo como:

$$ARIMA(p,d,q) \times ARIMA(bp,bd,bq)_s,$$

se concretan en:

$$\begin{aligned} p &\leq 3, \quad d \leq 3, \quad q \leq 3, \\ bp &\leq 1, \quad bd \leq 2, \quad bq \leq 1, \end{aligned}$$

y

$$p + d + bp \cdot s + bd \cdot s \geq q + bq \cdot s$$

Como se puede comprobar fácilmente, los modelos presentados en el apartado 3.1 están entre los permitidos por el programa SEATS, aunque, como por el momento este paquete no incluye análisis de intervención, se han utilizado como variables inputs las series ajustadas de variables artificiales, y, como sucedía con el procedimiento X11ARIMA, se han asignado después las intervenciones al componente tendencial.

En los gráficos 4 y 5, se representa la serie de tendencia final, y los factores estacionales en el gráfico 6. Además, en el cuadro 4, se recogen los modelos teóricos de los componentes no observables, y, en los gráficos 7 al 9, los espectros⁽²³⁾ correspondientes a los diversos modelos teóricos, que cumplen las características que a priori serían deseables. Es decir, los modelos teóricos de la tendencia, obtenidos para las distintas submuestras y especificaciones, poseen un espectro cuya masa se concentra en las frecuencias bajas, mientras que, por su parte, los de los componentes estacionales presentan picos en las frecuencias estacionales, esto es, en $\lambda_j = 2\pi j/12$ con $j=1, \dots, 6$, y los modelos teóricos de los componentes irregulares (no representados en los gráficos) poseen espectros planos, por ser procesos de ruido blanco.

La bondad de la descomposición se constató al comprobar cómo las funciones de autocorrelaciones y las varianzas del estimador teórico y del empírico, para los 3 componentes no observables y todas las submuestras, eran muy parecidas.

Igual que sucedía con el método X11ARIMA, los factores estacionales muestran un comportamiento muy poco regular, apreciándose cambios sustanciales dentro de todas las submuestras.

3.4. Extracción de señales con modelos estructurales

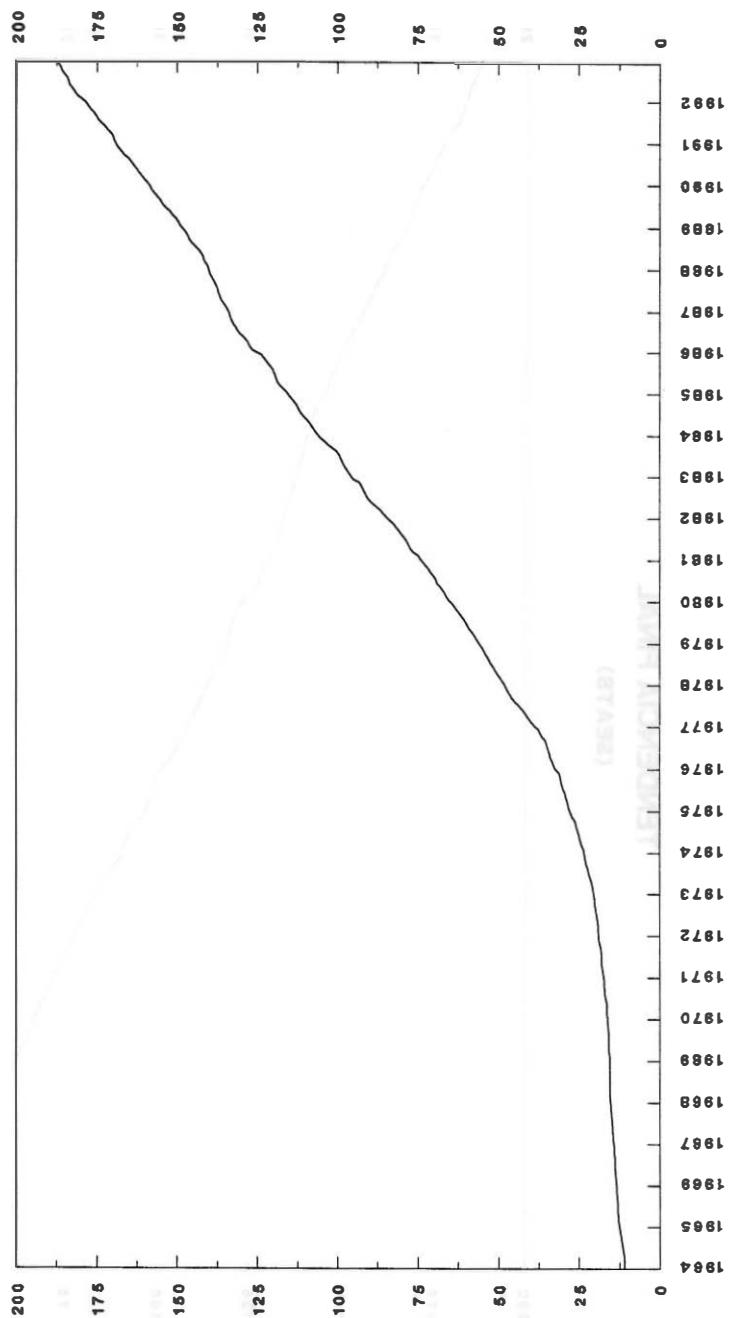
Los modelos estructurales de series temporales son aquellos en los cuales la variable de interés viene explicada por los componentes no observables en los que se puede descomponer, esto es, por los componentes: tendencia-ciclo, estacional e irregular. Al igual que sucede

⁽²³⁾ En el anexo, se ofrece una breve introducción al espectro.

Cuadro 4

MODELOS TEÓRICOS DE LOS COMPONENTES NO OBSERVABLES ESTOCÁSTICOS	
A. PERÍODO 1: enero de 1964 a diciembre de 1976	
TENDENCIA $T_t = \frac{(1-0,1070L-0,9656L^2+0,1414L^3)a_1}{(1-2,3457L+1,6914L^2-0,3457L^3)}a_t$	
ESTACIONALIDAD	
$S_{12}(L) S_t = (1+2,1917L+2,9785L^2+3,3345L^3+3,3089L^4+3,0180L^5+2,5646L^6+2,0204L^7+1,4787L^8+0,9449L^9+0,5346L^{10}+0,0340L^{11})a_2t$	
IRREGULAR $I_t = a_3t$	
B. PERÍODO 2: enero de 1977 a diciembre de 1992	
TENDENCIA $T_t = \frac{(1-0,0840L-0,9625L^2+0,1215L^3)a_1}{(1-2,250L+1,5010L^2-0,2505L^3)}a_t$	
ESTACIONALIDAD	
$S_{12}(L) S_t = (1+2,0901L+2,7099L^2+2,9424L^3+2,8508L^4+2,5512L^5+1,6491L^6+1,1335L^7+1,1683L^8+0,7289L^9+0,4041L^{10}-0,0121L^{11})a_2t$	
IRREGULAR $I_t = a_3t$	
C. SERIE ALTERNATIVA	
PERÍODO 2: enero de 1977 a diciembre de 1992	
TENDENCIA $T_t = \frac{(1-0,0936L-0,9709L^2+0,1227L^3)a_1}{(1-2,2567L+1,5133L^2-0,2567L^3)}a_t$	
ESTACIONALIDAD	
$S_{12}(L) S_t = (1+2,0964L+2,7257L^2+2,9647L^3+2,8763L^4+2,5767L^5+2,1568L^6+1,2037L^7+1,6689L^8+0,7402L^9+0,4109L^{10}-0,0094L^{11})a_2t$	
IRREGULAR $I_t = a_3t$	
donde $S_{12}(L) = (1 + L + L^2 + \dots + L^{11})$	

**GRÁFICO 4. INDICADOR
TENDENCIA FINAL
(SEATS)**



**GRÁFICO 5. INDICADOR ALTERNATIVO
TENDENCIA FINAL
(SEATS)**

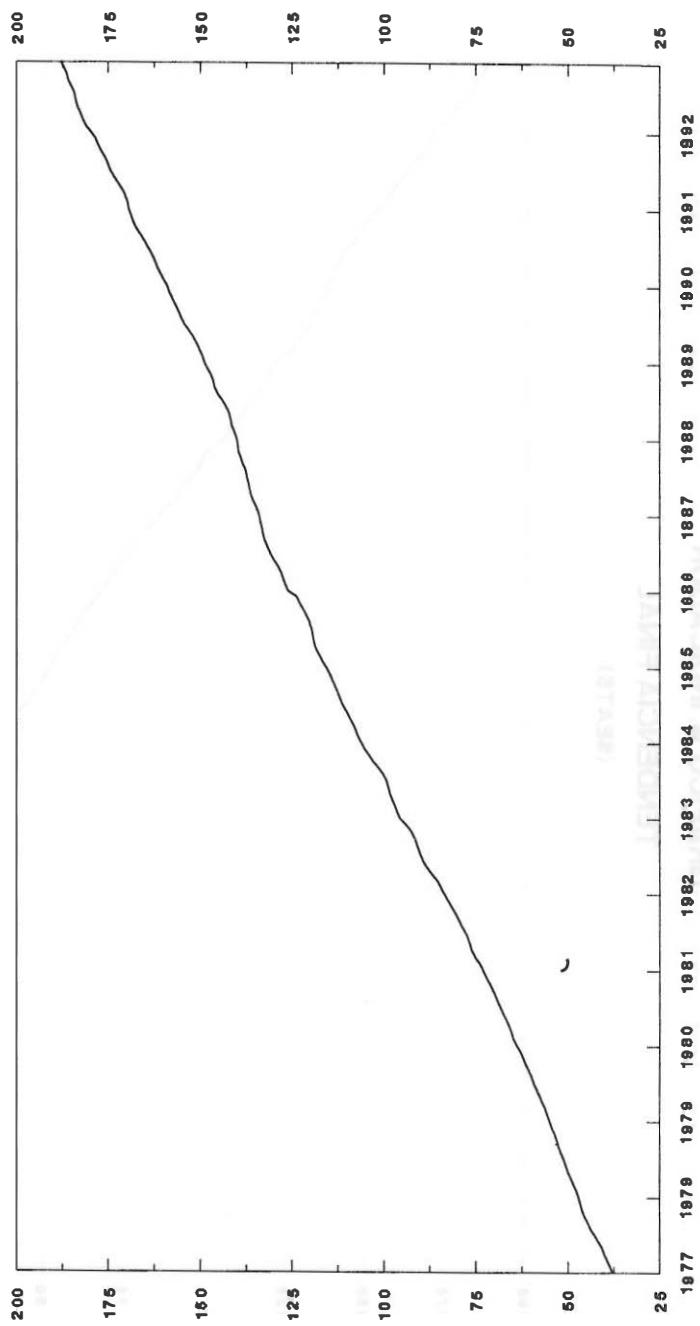
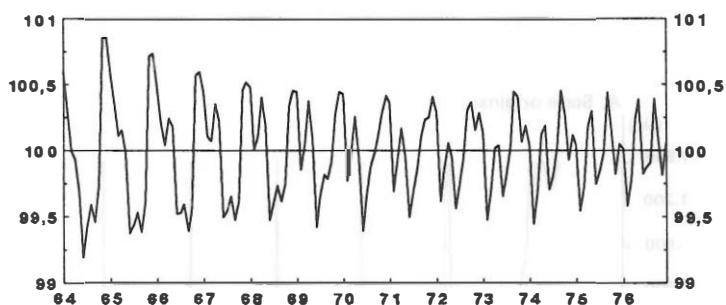
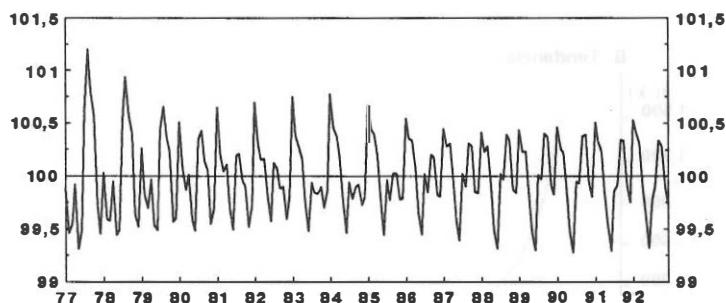


GRÁFICO 6. FACTORES ESTACIONALES (SEATS)

PERÍODO 1: enero de 1964 a diciembre de 1976



PERÍODO 2: enero de 1977 a diciembre de 1992



SERIE ALTERNATIVA
PERÍODO 2: enero de 1977 a diciembre de 1992

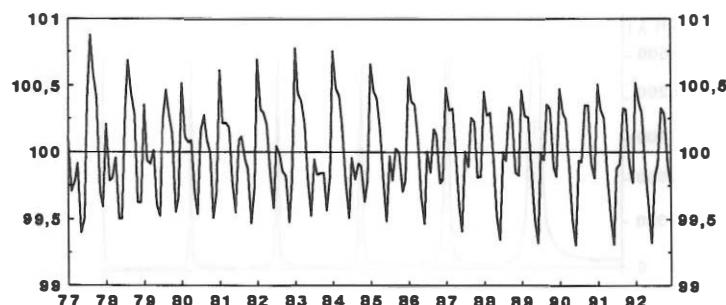


Gráfico 7

ESPECTRO DE LA SERIE ORIGINAL Y DE
LOS MODELOS TEÓRICOS DE LOS
COMPONENTES NO OBSERVABLES

PERÍODO 1 : enero de 1964 a diciembre de 1976

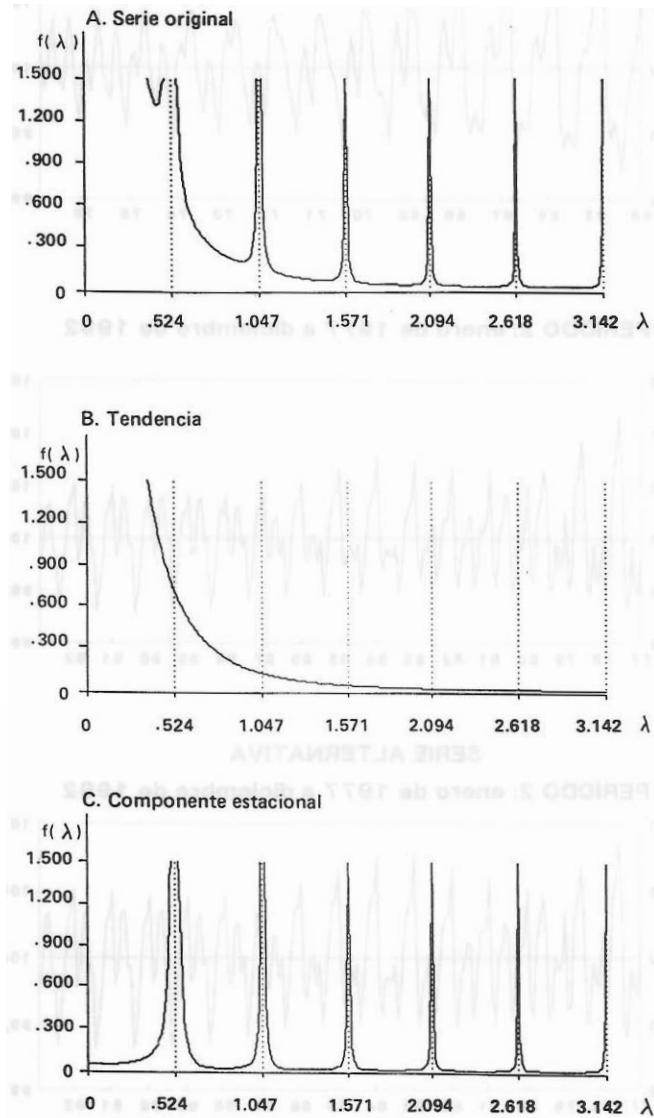


Gráfico 8

ESPECTRO DE LA SERIE ORIGINAL Y DE
LOS MODELOS TEÓRICOS DE LOS
COMPONENTES NO OBSERVABLES
PERÍODO 2 : enero de 1977 a diciembre de 1992

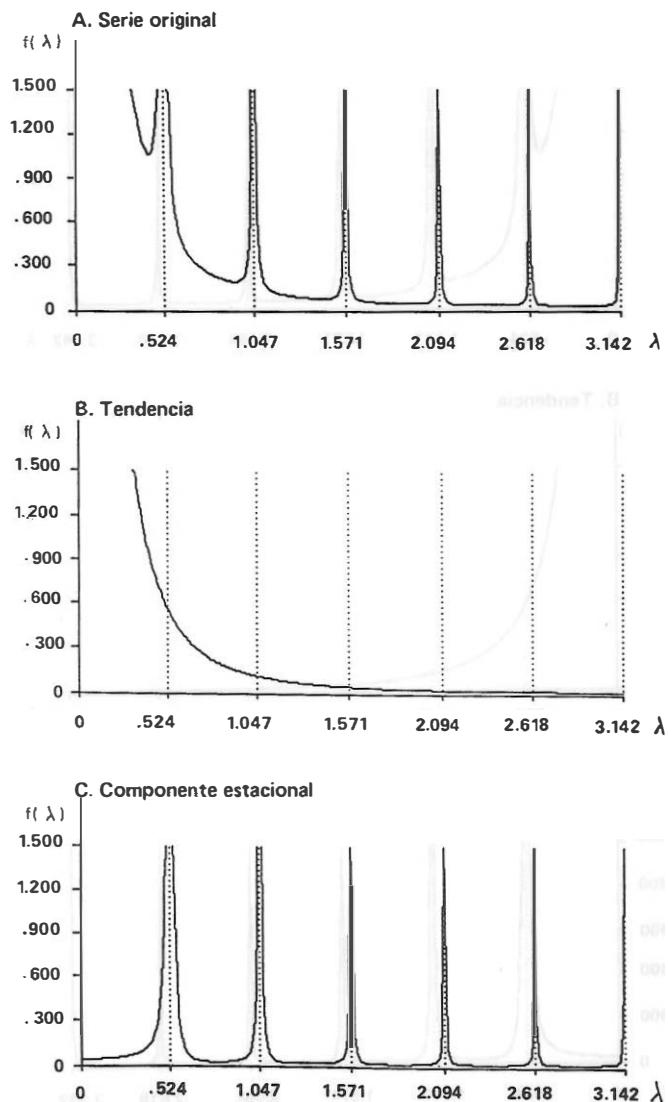
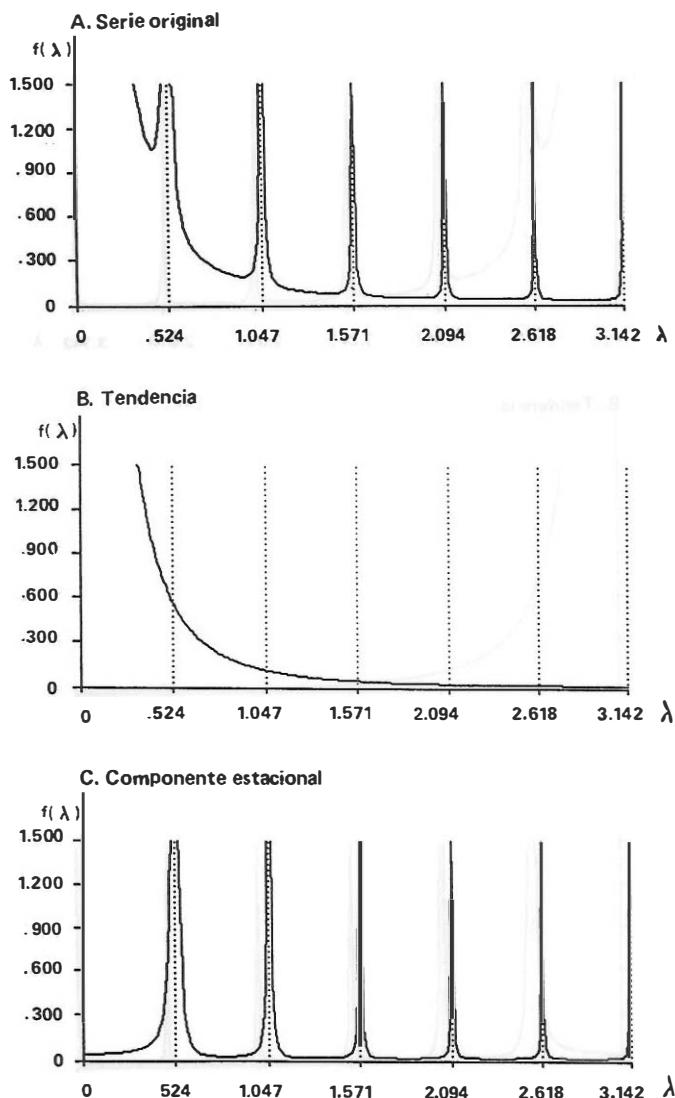


Gráfico 9

ESPECTRO DE LA SERIE ORIGINAL Y DE
LOS MODELOS TEÓRICOS DE LOS
COMPONENTES NO OBSERVABLES
SERIE ALTERNATIVA
PERÍODO 2 : enero de 1977 a diciembre de 1992



con los modelos econométricos, este tipo de modelos tiene una representación en forma reducida, que consiste en un modelo ARIMA al que se le imponen ciertas restricciones sobre el rango en el cual se pueden mover los parámetros.

Estas restricciones no tienen por qué verse como una desventaja de estos modelos, puesto que son estas mismas limitaciones de los coeficientes las que evitan la incompatibilidad que, en algunas ocasiones, aparece entre los parámetros estimados de los modelos ARIMA y la extracción de señales por el procedimiento de descomposición por modelos de forma reducida.

El modelo estructural básico es de la forma:

$$y_t = \mu_t + \gamma_t + \varepsilon_t$$

donde μ_t es el componente tendencial,
 γ_t es el componente estacional, y
 ε_t es el componente irregular.

A su vez, el componente tendencial está caracterizado por dos ecuaciones, la primera de las cuales define el nivel de la tendencia, y la segunda, su pendiente. Es decir:

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \beta_{t-1} + \eta_t$$

$$\beta_t = \beta_{t-1} + \xi_t$$

donde η_t y ξ_t son ruidos blancos mutuamente incorrelacionados, y, a su vez, no están correlacionados con ningún otro ruido del modelo.

Por tanto, η_t permite que cambie con el tiempo el nivel del componente tendencial, mientras ξ_t realiza la misma función con la pendiente. En otras palabras, cuanto mayores sean las varianzas de η_t y ξ_t , mayores serán los movimientos estocásticos de la tendencia. Por el contrario, si ambas varianzas son nulas, la tendencia consiste en una tendencia determinista.

Respecto al componente estacional, cabe captarlo por variables estacionales artificiales de ceros y unos, o bien, de términos trigonométricos estacionales. En el primer caso, se supone que la estacionalidad es del tipo:

$$\gamma_t = - \sum_{j=1}^{s-1} \gamma_{t-j} + \omega_t$$

donde ω_t es un ruido blanco, no correlacionado con ningún otro ruido del modelo, y s es el período estacional o número de observaciones en el año. De esta manera, se permite que el componente estacional cambie en el tiempo de forma estocástica, pero, a la vez, se asegura que su valor esperado sume cero cada s períodos consecutivos.

Una forma alternativa de modelizar el componente estacional consiste en un conjunto de términos trigonométricos en las frecuencias estacionales, $\lambda_j = 2\pi j/s$ para $j = 1, \dots, [s/2]$, donde el corchete indica la parte entera. Es decir:

$$\gamma_t = \sum_{j=1}^{[s/2]} \gamma_{jt}$$

con:

$$\gamma_{jt} = \gamma_{j,t-1} \cos \lambda_j + \gamma_{j,t-1}^* \sin \lambda_j + \omega_{jt}$$

$$\gamma_{jt}^* = -\gamma_{j,t-1} \sin \lambda_j + \gamma_{j,t-1}^* \cos \lambda_j + \omega_{jt}^*$$

donde γ_{jt}^* se construye únicamente con el fin de formar γ_{jt} ; ω_{jt} y ω_{jt}^* son dos procesos de ruidos blancos incorrelacionados entre sí, pero con una varianza en común σ_j^2 para $j = 1, \dots, [s/2]$, aunque en la práctica se suele imponer que $\sigma_j^2 = \sigma_u^2$ para $j = 1, \dots, [s/2]$. Además, nuevamente como sucede con todos los ruidos de los distintos componentes, ω_{jt} y ω_{jt}^* no están correlacionados con ningún otro ruido del modelo.

Las anteriores ecuaciones definen las dos variantes del modelo estructural básico, según el tipo de variables artificiales utilizadas para el componente estacional.

Hasta ahora no se ha mencionado el componente cíclico, pero se puede incluir como otro más. Es decir:

$$y_t = \Psi_t + \mu_t + \gamma_t + \varepsilon_t$$

donde Ψ_t es el ciclo, cumpliéndose que:

$$\begin{pmatrix} \Psi_t \\ \Psi_t^* \end{pmatrix} = \rho \begin{pmatrix} \cos \lambda_c & \sin \lambda_c \\ -\sin \lambda_c & \cos \lambda_c \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Psi_{t-1} \\ \Psi_{t-1}^* \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} K_t \\ K_t^* \end{pmatrix}$$

con $0 \leq \rho \leq 1$.

Ψ_t^* se construye únicamente con el fin de formar Ψ_t .

λ_c es la frecuencia del ciclo en radianes, y, por tanto, el periodo del ciclo será igual a $2\pi/\lambda_c$.

K_t y K_t^* son dos ruidos blancos, incorrelacionados con los restantes ruidos del modelo.

Para que el modelo esté identificado, se requiere que ambos ruidos tengan la misma varianza o que estén incorrelacionados, pero en la práctica se suelen imponer ambas restricciones. Con este modelo se supone que el ciclo sigue un proceso AR(1) vectorial, que desemboca en un proceso AR(1) cuando λ_c es 0 o π , y que será estacionario cuando ρ sea estrictamente menor que uno.

Pero esta no es la única forma de incorporar un ciclo en el modelo, sino que también se puede introducir como parte de la tendencia. Es decir, expresando el modelo como:

$$y_t = \mu_t + \gamma_t + \varepsilon_t$$

con : $\mu_t = \mu_{t-1} + \beta_{t-1} + \Psi_{t-1} + \eta_t$

donde nuevamente Ψ_{t-1} es el ciclo y se caracteriza de forma similar a la de antes.

La principal diferencia de este último modelo respecto al anterior, donde el ciclo era aditivo, radica en que en este se supone que la tendencia y el ciclo no son separables, y, por tanto, el término del nivel de la función de predicción final depende del componente cíclico.

La relación entre los modelos estructurales de series temporales y los modelos ARIMA surge al expresar los primeros, en una única ecuación, en su forma estacionaria, para lo cual hay que tener en cuenta que dicha representación estacionaria de la tendencia será la siguiente:

$$\Delta^2 \mu_t = \xi_{t-1} + \Delta \eta_t$$

mientras el componente estacional con variables estacionales artificiales de ceros y unos se puede también escribir como:

$$S_s(L) \gamma_t = \omega_t$$

donde $S_s(L) = (1 + L + L^2 + \dots + L^{s-1})$.

Por tanto, para el modelo estructural básico con variables estacionales artificiales de ceros y unos, operando convenientemente, se llega a:

$$\Delta \Delta_s y_t = S_s(L) \xi_{t-1} + \Delta_s \eta_t + \Delta^2 \omega_t + \Delta \Delta_s \varepsilon_t$$

que es un modelo ARIMA con restricciones entre sus parámetros. Dichas restricciones⁽²⁴⁾ se pueden apreciar al calcular el correlograma del proceso $\Delta \Delta_s y_t$. Como la función de autocovarianzas de $\Delta \Delta_s y_t$ es:

⁽²⁴⁾ Intuitivamente, es fácil ver que las restricciones que surgen en el correlograma son un reflejo de las que poseen los parámetros del modelo. Para ello solo hay que recordar que uno de los métodos de estimación de un proceso ARIMA consiste en resolver un conjunto de ecuaciones que relacionan los valores del correlograma con los parámetros del proceso.

$$\begin{aligned}
\gamma(0) &= s \sigma_{\xi}^2 + 2 \sigma_{\eta}^2 + 6 \sigma_{\omega}^2 + 4 \sigma_{\epsilon}^2 \\
\gamma(1) &= (s - 1) \sigma_{\xi}^2 - 4 \sigma_{\omega}^2 - 2 \sigma_{\epsilon}^2 \\
\gamma(2) &= (s - 2) \sigma_{\xi}^2 + \sigma_{\omega}^2 \\
\gamma(\tau) &= (s - \tau) \sigma_{\xi}^2 \quad \text{para } \tau = 3, \dots, s - 2 \\
\gamma(s - 1) &= \sigma_{\xi}^2 + \sigma_{\epsilon}^2 \\
\gamma(s) &= -\sigma_{\eta}^2 - 2 \sigma_{\epsilon}^2 \\
\gamma(s + 1) &= \sigma_{\epsilon}^2 \\
\gamma(\tau) &= 0 \quad \text{para } \tau \geq s + 2
\end{aligned}$$

ello implica las siguientes restricciones sobre las autocorrelaciones:

$$\begin{aligned}
\rho(\tau) / \rho(\tau + 1) &= (s - \tau) / (s - 1 - \tau) \quad \text{para } \tau = 3, \dots, s - 3 \\
\rho(\tau) &> 0 \quad \text{para } \tau = 2, \dots, s - 1, s + 1 \\
\rho(s) &< 0 \\
\rho(\tau) &> \rho(\tau + 1) > 0 \quad \text{para } \tau = 2, \dots, s - 3 \\
|\rho(s)| &> \rho(s + 1) \\
\rho(s - 1) &> \rho(s + 1)
\end{aligned}$$

Es decir, de la función de autocovarianzas se deduce que la forma reducida del modelo básico es tal que $\Delta_s y_t$ sigue un proceso de medias móviles de orden $s + 1$, pero cuyos parámetros deben cumplir las restricciones anteriores.

Con variables trigonométricas para el componente estacional, aunque el desarrollo es algo más engorroso, también se llega a una representación ARIMA parecida, ya que $S_s(L) \gamma_t$ es un proceso MA(s-2).

Se ha utilizado el programa STAMP para construir modelos estructurales de series temporales. Este programa, como sucedía con los anteriores, tampoco está libre de algunas restricciones sobre el rango de los modelos permitidos. Por ejemplo, no se puede incluir más de un ciclo, cuando en algunos casos puede ser razonable que la variable tenga más de uno.

Como el programa admite análisis de intervención, se han utilizado las series originales, y se han incluido variables artificiales, de tipo escalón, para eliminar los valores anómalos que superaban tres veces la desviación estándar de los residuos.

Las estimaciones se hicieron en el dominio del tiempo⁽²⁵⁾, y, como en los restantes métodos, sobre la transformación logarítmica⁽²⁶⁾. Los únicos parámetros desconocidos de los modelos estructurales son las varianzas de los componentes, y, en su caso, el parámetro del autorregresivo y la frecuencia del ciclo, que determinan la velocidad a la que los componentes no observables evolucionan en el tiempo. Una vez estimados los parámetros desconocidos, los componentes no observables se obtienen aplicando recursivamente un algoritmo de suavizado, que parte de la estimación del vector de estado y de su matriz de varianzas y covarianzas proporcionada por el filtro de Kalman.

Por tratarse de series de precios, se partió de modelos que solo contenían componente irregular, tendencia y estacionalidad. Sin embargo,

⁽²⁵⁾ Es decir, se maximiza la función de verosimilitud a partir del filtro de Kalman y la descomposición del error de predicción.

⁽²⁶⁾ En sentido estricto, al estar especificado el modelo en logaritmos, a la hora de calcular los componentes sobre el nivel de la serie habría que tener en cuenta la relación entre las distribuciones normal y lognormal. Es decir, si $\log Y_t = \lambda + \epsilon_t$ el efecto de λ sobre Y será $\exp(\lambda + 1/2 \text{Var}(\lambda))$. No obstante, al calcular los componentes en niveles, y como el programa no facilita $\text{Var}(\lambda)$, se ha omitido la varianza.

en la segunda submuestra, este tipo de modelos presentaba unos residuos que no eran ruido blanco, sino que poseían raíces complejas. Por tanto, aunque no hay una justificación económica, desde un punto de vista meramente estadístico, y para limpiar el correlograma, se incluyó un ciclo cuando parecía necesario. Los modelos estimados, que verifican todos los contrastes que el paquete STAMP incluye⁽²⁷⁾, se han recopilado en el cuadro 5.

Comparando el cuadro 5 con los cuadros 1, 2 y 3, se observa cómo el análisis de intervención de los modelos estructurales difiere del que se requería en los modelos ARIMA. Lo más sorprendente es que algunas observaciones que no era posible explicar con los modelos de forma reducida, y, por tanto, eran valores anómalos, sí lo son con los estructurales, es decir, no aparecen como valores atípicos, y a la inversa.

En todos los modelos, para el componente irregular se estima una varianza nula. En general, con la salvedad del modelo para la serie alternativa con un ciclo sobre la tendencia, en todas las series es indiferente qué tipo de variable se utilice para captar la estacionalidad, aunque la varianza del error de predicción es siempre algo más pequeña con variables artificiales de ceros y unos. Por ello, se eligieron los modelos que incluyen estas variables para simplificar la exposición que se realiza en el siguiente apartado, así como para reducir el material gráfico que se proporciona. En este mismo sentido, se descartó el modelo para la serie alternativa con ciclo sobre la tendencia, porque se estimaba un parámetro autorregresivo muy próximo a la unidad, que puede ser un síntoma de mala especificación⁽²⁸⁾.

La aparición de un ciclo en la segunda submuestra no es un resultado muy satisfactorio, máxime cuando el período del ciclo está en

⁽²⁷⁾ Los contrastes que el programa incorpora van desde el correlograma de los residuos, incluyendo el estadístico Q de Box-Ljung, a la verificación de la hipótesis de normalidad, tanto conjunta como de curtosis y de simetría por separado, pasando por contrastes sobre homocedasticidad y significatividad conjunta del efecto estacional, así como presentando diversas medidas de la bondad del ajuste.

⁽²⁸⁾ Cuando ρ es la unidad, se obtiene un ciclo no estacionario.

Cuadro 5
MODOS ESTRUCTURALES ESTUDIADOS

Período	Estacionalidad con variables de	Tipo de ciclo	Análisis de Intervención		$\hat{\sigma}^2_{\epsilon}$	$\hat{\sigma}^2_{\eta}$	$\hat{\sigma}^2_{\zeta}$	$\hat{\sigma}^2_{\kappa}$	$\hat{\sigma}^2_{\theta}$	$2\pi/\lambda_a$	$\hat{\sigma}^2_t$	$\hat{\sigma}^2_e$
			Fecha	Coefficiente								
196401-197612	Ceros y unos	---	7601	0,0226	320	5	1	---	---	---	0	391
	Términos trigonométricos	---	7601	0,0225	319	5	>>	---	---	---	0	396
197701-199212	Ceros y unos	aditivo	7806	-0,0081	0	4	1	90	0,8416	13,1067	0	209
	Términos trigonométricos	aditivo	7806	-0,0082	0	4	>>	90	0,8412	13,1866	0	210
SERIE ALTERNATIVA												
197701-199212	Términos trigonométricos	sobre la tendencia	7806 7906 8106	-0,0096 -0,0072 -0,0110	120	3	>>	1	0,9964	11,8305	0	185
	Ceros y unos	aditivo	7806 7906 8106	-0,0111 -0,0071 -0,0108	0	4	1	75	0,8589	12,0646	0	186
	Términos trigonométricos	aditivo	7806 7906 8106	-0,0114 -0,0074 -0,0109	0	4	>>	74	0,8601	12,1284	0	187

Notas:

>> Indica que la varianza es menor que 10^{-7} .

-- Indica que dicho componente no se ha incluido en la estimación.

Todas las variantas estimadas están multiplicadas por 10^{-2} .
Todas las intervenciones son de tipo escala, con unos a partir de la fecha indicada.
○ es la varianza del error de predicción.

torno al año. Podría suceder que el componente estacional no se esté recogiendo adecuadamente y, como consecuencia, se genere un ciclo anual. Ello explicaría el hecho de que el componente estacional de estos modelos es mucho más regular que el estimado por los otros procedimientos.

En todos los modelos con ciclo aditivo, se obtiene un $\hat{\sigma}_\eta^2 = 0$, aunque con un $\hat{\sigma}_\zeta^2 > 0$, lo cual hace que el componente tendencial sea más suave que el obtenido en los modelos de la primera submuestra, que poseen un $\hat{\sigma}_\eta^2 > 0$. Además, al ser, en ese período, el σ_η^2 sustancialmente mayor que cualquier otro parámetro, está indicando que las innovaciones que influyen en el nivel de la tendencia son importantes.

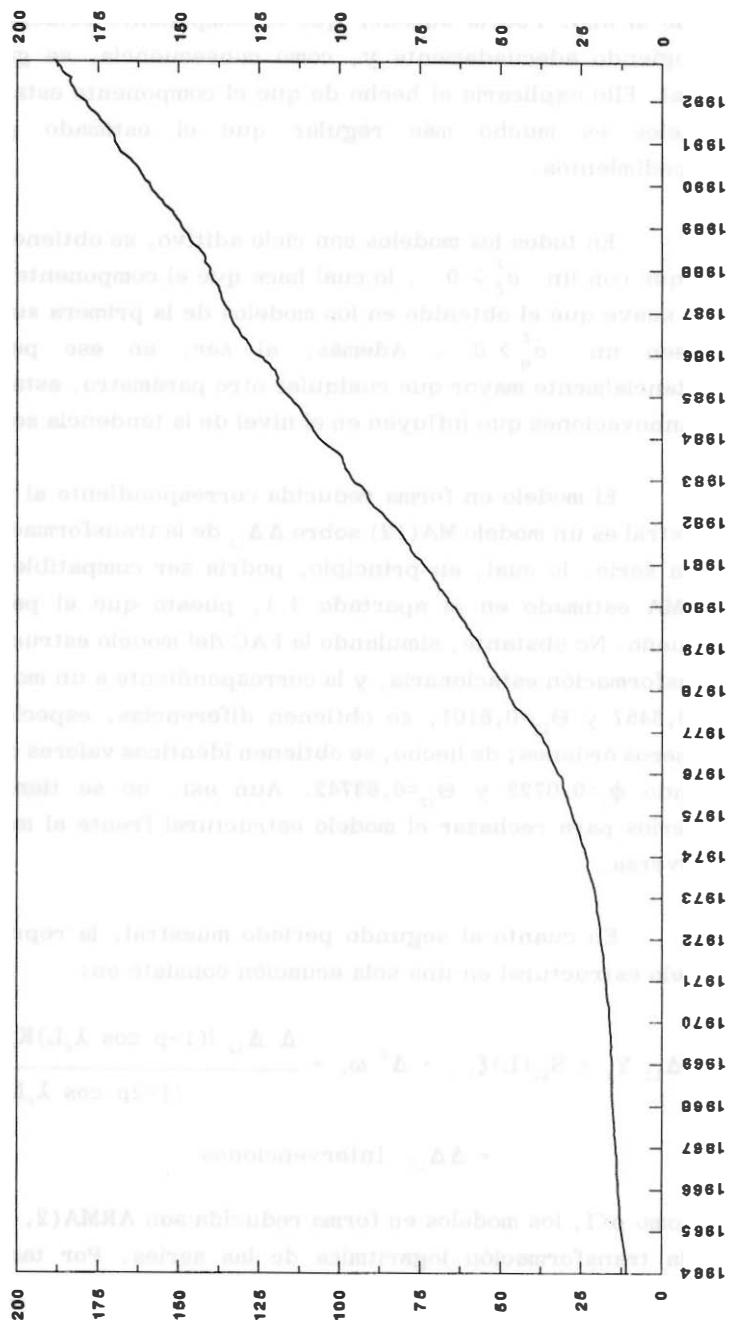
El modelo en forma reducida correspondiente al primer período muestral es un modelo MA(12) sobre $\Delta\Delta_{12}$ de la transformación logarítmica de la serie, lo cual, en principio, podría ser compatible con el modelo ARIMA estimado en el apartado 3.1, puesto que el parámetro ϕ_1 es pequeño. No obstante, simulando la FAC del modelo estructural, sobre la transformación estacionalaria, y la correspondiente a un modelo ARMA con $\phi_1=0,3457$ y $\Theta_{12}=0,6101$, se obtienen diferencias, especialmente en los primeros órdenes; de hecho, se obtienen idénticos valores de $\rho(1)$ y $\rho(12)$ cuando $\phi_1=0,0722$ y $\Theta_{12}=0,63742$. Aun así, no se tienen suficientes criterios para rechazar el modelo estructural frente al modelo ARIMA o viceversa.

En cuanto al segundo período muestral, la representación del modelo estructural en una sola ecuación consiste en:

$$\Delta\Delta_{12} Y_t = S_{12}(L)\xi_{t-1} + \Delta^2 \omega_t + \frac{\Delta\Delta_{12} \{(1-\rho \cos \lambda_c L)K_t + (\rho \sin \lambda_c L)K_t^*\}}{(1-2\rho \cos \lambda_c L + \rho^2 L^2)} + \\ + \Delta\Delta_{12} \text{ Intervenciones}$$

y, como $\rho<1$, los modelos en forma reducida son ARMA(2, 14) sobre $\Delta\Delta_{12}$ de la transformación logarítmica de las series. Por tanto, para este segundo período, es mucho más evidente que existe algún tipo de incongruencia entre los modelos estructurales y los modelos ARIMA

**GRÁFICO 10. INDICADOR
TENDENCIA-CICLO FINAL
(STAMP)**



**GRÁFICO 11. INDICADOR ALTERNATIVO
TENDENCIA-CICLO FINAL
(STAMP)**

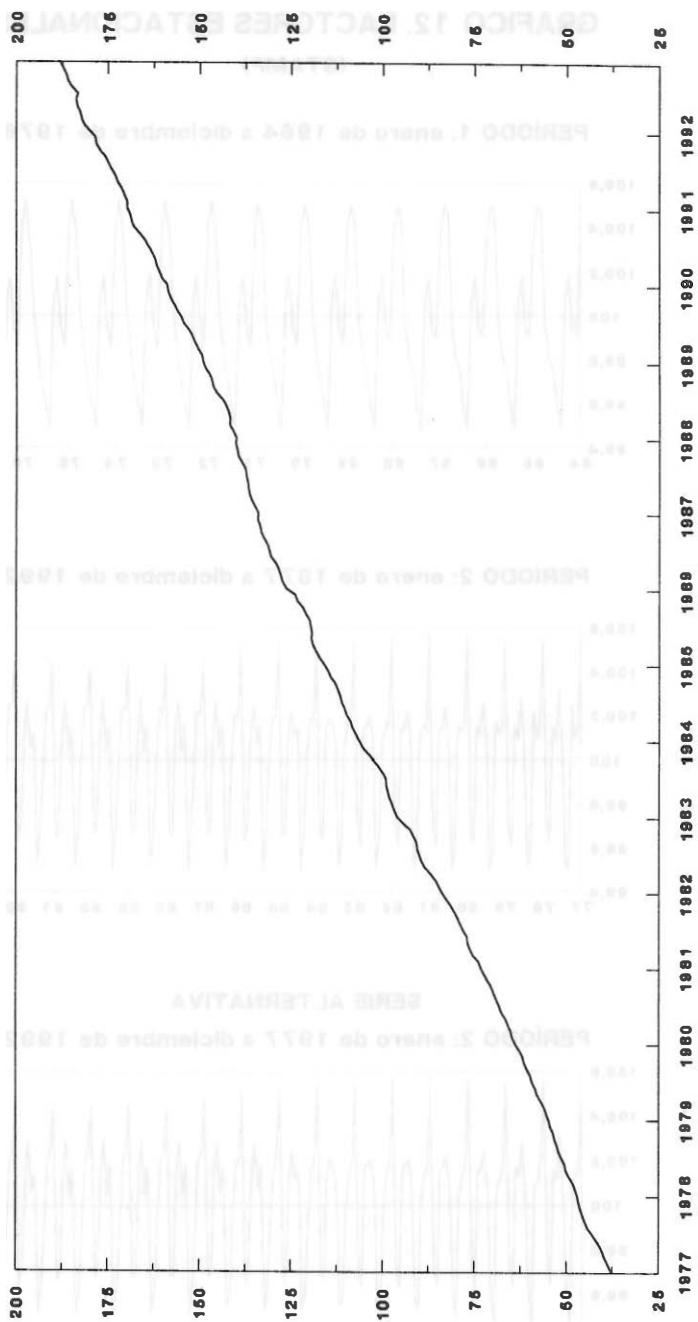
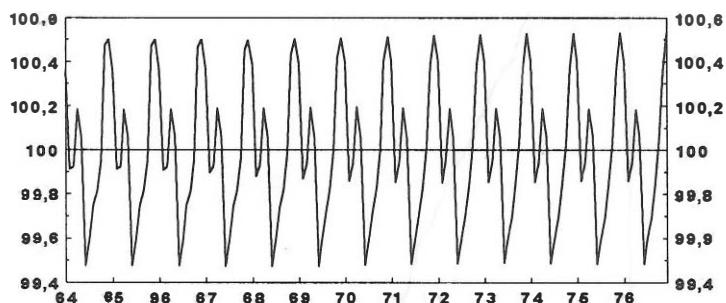
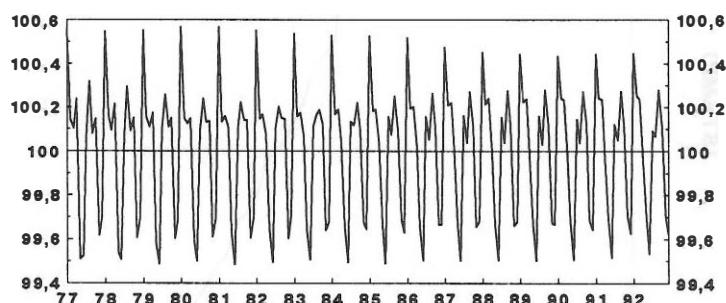


GRÁFICO 12. FACTORES ESTACIONALES (STAMP)

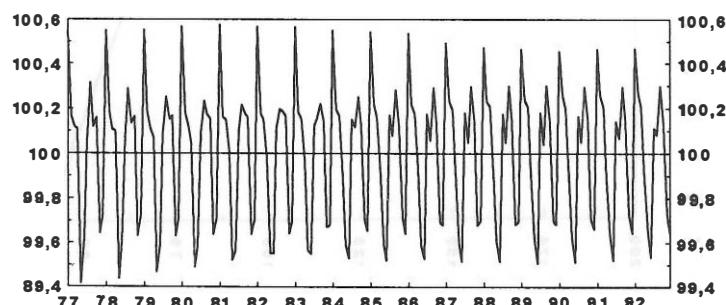
PERÍODO 1: enero de 1964 a diciembre de 1976



PERÍODO 2: enero de 1977 a diciembre de 1992



SERIE ALTERNATIVA
PERÍODO 2: enero de 1977 a diciembre de 1992



estimados. Dada la poca justificación económica de un ciclo como el obtenido en los modelos estructurales, todo apunta a rechazar estos últimos.

3.5. Comparación de los componentes tendencia-ciclo obtenidos con los distintos procedimientos

En el campo empírico, la extracción de señales históricamente ha sido una herramienta que, en la mayoría de los casos, se utilizaba para la obtención de series ajustadas de estacionalidad. Consecuentemente, a la hora de comparar diferentes métodos, se ha prestado mayor atención al componente estacional y a la serie ajustada de estacionalidad⁽²⁹⁾. Y, en contrapartida, no hay demasiadas medidas que permitan elegir entre componentes de tendencia-ciclo alternativos. Además, no hay que olvidar que, en general, el componente estacional y el componente de tendencia-ciclo no son las dos caras de una misma moneda, y, por tanto, que un procedimiento proporcione un componente estacional mejor no implica que, a su vez, tenga que producir el mejor componente de tendencia-ciclo. Incluso, como ponen de manifiesto Bell y Hillmer (1992), las diferencias que presenta un componente, según el método utilizado, solo reflejan los distintos supuestos de partida de los métodos. A todo lo cual se une el hecho de que, al ser componentes no observables -desconocidos-, no es fácil decantarse hacia un método u otro. Por ejemplo, como señalan Bruce y Jurke (1992), mientras las tendencias cuanto más suaves son visualmente más atractivas, no existe consenso en que una tendencia más suave sea necesariamente mejor.

Por todo ello, en el presente trabajo solo se ha realizado una comparación gráfica de las series de tendencia-ciclo obtenidas, que, junto a la bondad de los resultados obtenidos por los tres procedimientos, ya comentada en los apartados anteriores, ha servido para elegir una de ellas para la siguiente etapa de trimestralización.

⁽²⁹⁾ Este es, por ejemplo, el principal objetivo de las medidas propuestas por Findley et al. (1990), o las de Bruce y Jurke (1992) e incluso buena parte del artículo de Bell y Hillmer (1992).

Las diferencias entre los componentes de tendencia-ciclo finales obtenidos en los apartados anteriores son minimas, haciéndose algo mayores -aunque siguen siendo muy pequeñas- al final de las muestras, al ser algo más diferentes las series que proporciona el programa STAMP respecto a las otras dos. De igual forma, y a pesar de ser de escasa magnitud, las discrepancias entre las series son proporcionalmente mayores en la primera muestra.

Algo más apreciables son las diferencias en tasas de crecimiento. Sirvan de ejemplo las tasas interanuales de las medias trimestrales de los indicadores, que son las relevantes desde el punto de vista de la Contabilidad Nacional Trimestral (véase del gráfico 13 al 15). Como se puede observar, las diferencias son muy pequeñas y probablemente no sean significativamente distintas. Aun así, lo que se obtiene son tasas más suaves con el procedimiento X11ARIMA, y, por otro lado, son prácticamente idénticas las obtenidas por los otros dos procedimientos. Estos mismos comentarios son válidos para otras tasas, como, por ejemplo, la T_{12}^1 (véase apéndice gráfico).

En resumen, y como primer resultado, no se aprecian divergencias importantes entre los tres procedimientos, y, por tanto, no es excesivamente importante para las series analizadas en este estudio el método que se emplee. No obstante, a la hora de tener que elegir uno, se ha descartado el procedimiento X11ARIMA, porque, al ser un procedimiento ad hoc, en general, será más ineficiente que los otros. Por su parte, también se ha eliminado la extracción de señales a través del programa STAMP, porque es poco aceptable que las series en el segundo periodo presenten un ciclo con periodo anual, lo cual, como ya se ha comentado, podría estar reflejando un posible problema en la estimación del componente estacional. Consecuentemente, se ha decidido utilizar la serie de tendencia final obtenida con los modelos de forma reducida para la trimestralización del deflactor del consumo privado nacional.

GRÁFICO 13. TASAS INTERANUALES
TENDENCIA-CICLO FINAL TRIMESTRAL
PERÍODO 1: enero de 1964 a diciembre de 1976

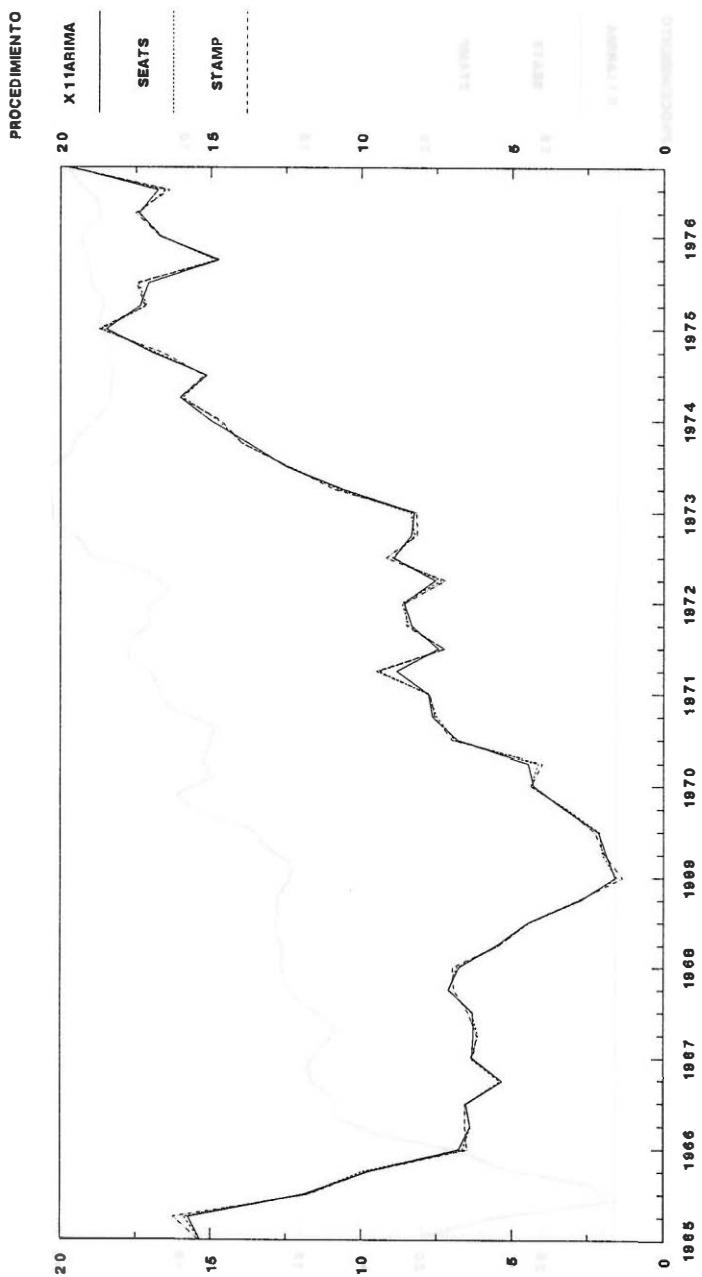


GRÁFICO 14. TASAS INTERANUALES
TENDENCIA-CICLO FINAL TRIMESTRAL
PERÍODO 2: enero de 1977 a diciembre de 1992

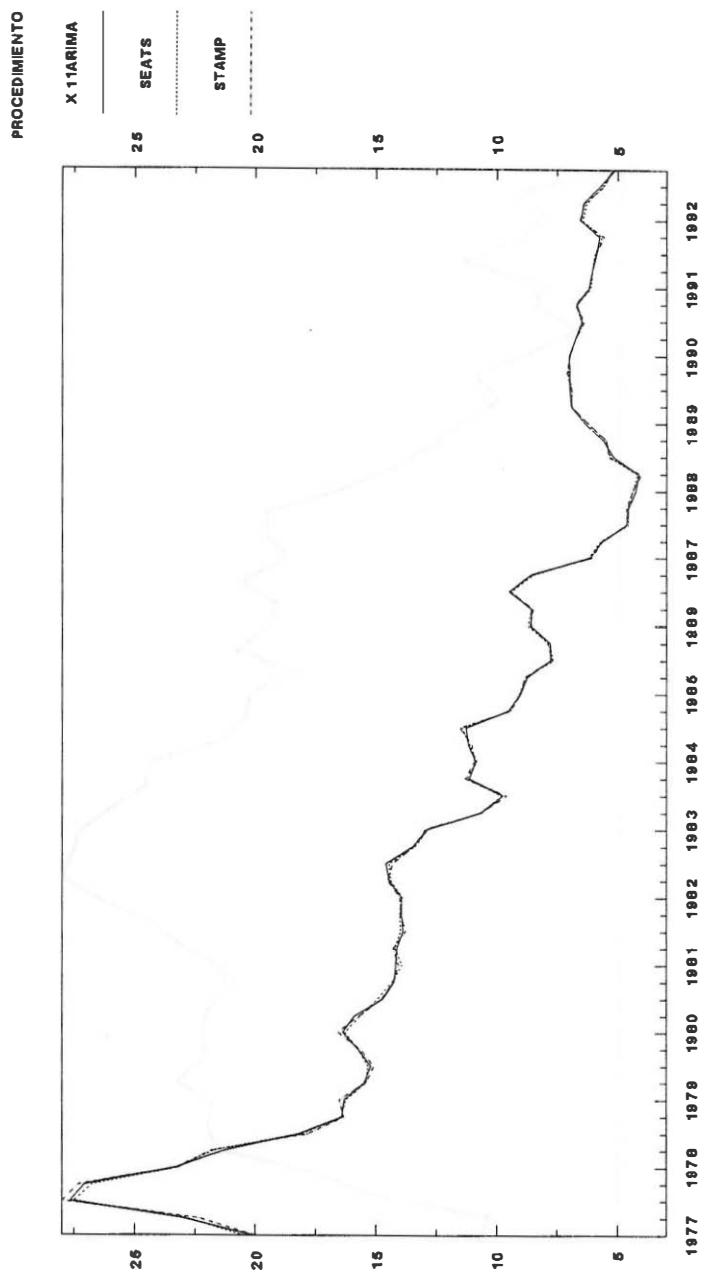
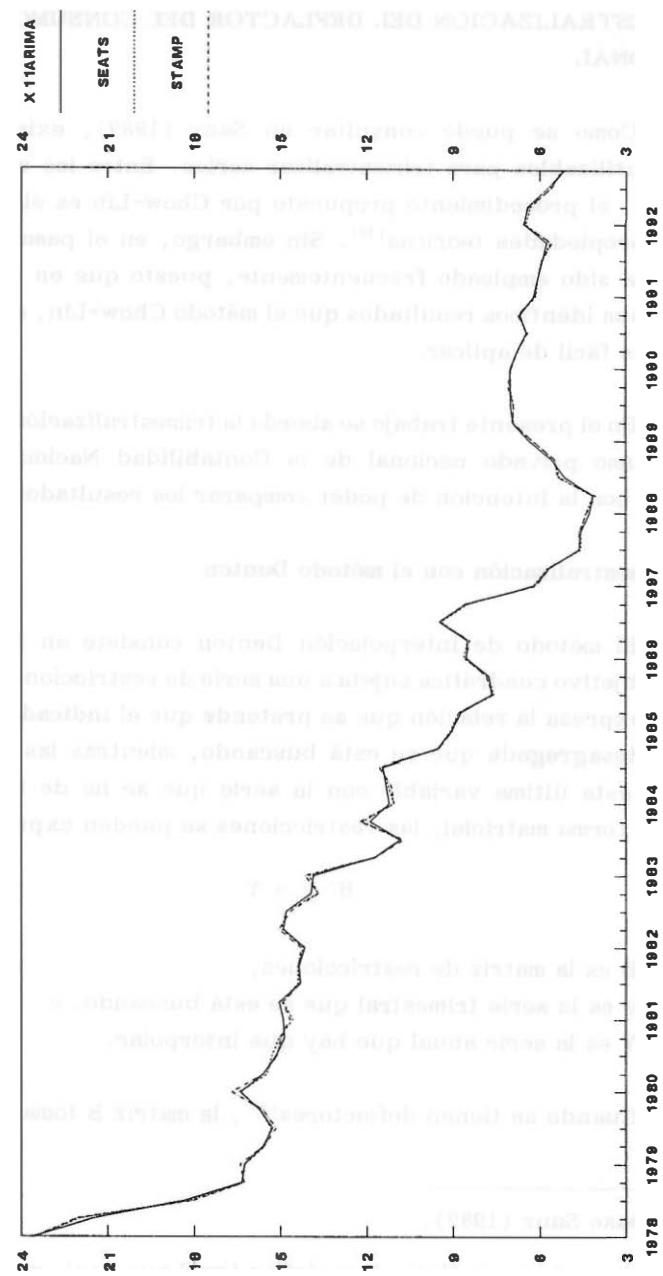


GRÁFICO 15. TASAS INTERANUALES

TENDENCIA-CICLO FINAL ALTERNATIVA TRIMESTRAL

Período 2: enero de 1977 a diciembre de 1992

PROCEDIMIENTO



4. TRIMESTRALIZACION DEL DEFLCTOR DEL CONSUMO PRIVADO NACIONAL

Como se puede consultar en Sanz (1982), existen distintos métodos utilizables para trimestralizar series. Entre los existentes con indicador, el procedimiento propuesto por Chow-Lin es el que presenta mejores propiedades teóricas⁽³⁰⁾. Sin embargo, en el pasado, el método Denton ha sido empleado frecuentemente, puesto que en algunos casos proporciona idénticos resultados que el método Chow-Lin, a la vez que es mucho más fácil de aplicar.

En el presente trabajo se aborda la trimestralización del deflactor del consumo privado nacional de la Contabilidad Nacional por ambos métodos, con la intención de poder comparar los resultados obtenidos.

4.1. Trimestralización con el método Denton

El método de interpolación Denton consiste en minimizar una función objetivo cuadrática sujeta a una serie de restricciones. La función objetivo expresa la relación que se pretende que el indicador cumpla con la serie desagregada que se está buscando, mientras las restricciones vinculan esta última variable con la serie que se ha de interpolar; es decir, en forma matricial, las restricciones se pueden expresar como:

$$B' y = Y$$

donde B es la matriz de restricciones,
 y es la serie trimestral que se está buscando, e
 Y es la serie anual que hay que interpolar.

Cuando se tienen deflactores⁽³¹⁾, la matriz B toma la forma:

⁽³⁰⁾ Véase Sanz (1982).

⁽³¹⁾ Si la serie es un flujo, B se define igual que aquí, pero eliminando $1/4$, mientras que, si la serie es un saldo, únicamente habrá que sustituir, por columnas, en cada conjunto de unos, todos ellos por ceros, excepto el último.

$$B' = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & & & & & & & & & \ddots & & & \\ 0 & & & & & & & & & 1 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

Respecto a la función objetivo, se manejan dos opciones que se conocen como Denton aditivo y Denton multiplicativo. La versión del Denton aditivo minimiza las diferencias absolutas entre el indicador y la serie que se quiere obtener, esto es:

$$\sum_t \sum_j [\Delta^h(y_{tj} - x_{tj})]^2 \quad \text{para un } h = 0, 1, 2, 3, \dots$$

donde x es el indicador,
 j indica el trimestre ($j = 1, 2, 3, 4$), y
 t indica el año,

cuya representación matricial será $(y - x)' A(y - x)$, siendo A una matriz simétrica que depende de h.

Por su parte, en la versión multiplicativa, lo que se minimiza son las diferencias relativas, es decir:

$$\sum_t \sum_1^h \left[\Delta^h \left(\frac{y_{tj} - x_{tj}}{x_{tj}} \right) \right]^2 \quad \text{para } h = 0, 1, 2, 3, \dots$$

que en forma matricial se puede expresar como:

$$(v - x)' X^{-1} A X^{-1} (v - x)$$

siendo X una matriz diagonal formada con los elementos del indicador x . Nuevamente, A es una matriz simétrica que será función de h .

Para ambas versiones, el caso más simple se da cuando $h = 0$, y, por tanto, A es igual a la matriz identidad. Sin embargo, en la práctica se suele elegir $h = 1$ (primeras diferencias) o $h = 2$ (segundas diferencias).

Las soluciones a estos problemas de minimización condicionados, en uno y otro caso, son las siguientes:

- Denton aditivo: $y = x + A^{-1} B (B' A^{-1} B)^{-1} (Y - B' x)$
- Denton multiplicativo: $y = x + X A^{-1} XB (B' X A^{-1} XB)^{-1} (Y - B' x)$

Luego, la serie trimestral será igual al indicador más una parte de las diferencias existentes cada año entre la serie anual Y y el indicador x . Si bien con el Denton aditivo el reparto de estas discrepancias entre los cuatro trimestres de un año son independientes del indicador, en el Denton multiplicativo se distribuirán según el perfil del indicador.

En la aplicación práctica, ha parecido más adecuado distribuir estas diferencias según el indicador, y, por tanto, se ha elegido el Denton multiplicativo. A su vez, se ha optado por $h = 2$, puesto que de los ejercicios comparativos que realizó Sanz (1982) se concluye⁽³²⁾ que las segundas diferencias proporcionan series interpoladas más coherentes con la serie anual de partida.

4.2. Trimestralización con el método Chow-Lin

El procedimiento de Chow-Lin se plantea como un problema estadístico en el que se trata de obtener el mejor estimador lineal insesgado de la serie trimestral considerada, suponiendo que esta serie satisface una relación de regresión múltiple con p indicadores, y sujeto a una serie de restricciones que ligan los datos anuales con los trimestrales. Más formalmente, el método parte de suponer la relación:

$$y = x\beta + \mu$$

⁽³²⁾ Véanse págs. 42 - 46 de Sanz (1982).

donde y es la serie trimestral que se está buscando,
 x es una matriz que recoge los p indicadores trimestrales, y
 μ es un término de error con media cero y matriz de varianza y covarianzas V ,

pudiéndose expresar la relación anterior con la serie anual como:

$$Y = B' y = B' x\beta + B' \mu$$

donde Y es la serie anual que se ha de trimestralizar y B se define de igual forma que en el procedimiento Denton, y sirve para transformar los datos trimestrales en anuales. El problema consiste en obtener un estimador lineal insesgado de y , que se puede denotar por \hat{y} , para alguna matriz D . Es decir:

$$\hat{y} = DY .$$

Para que sea insesgado, debe cumplir:

$$E[\hat{y} - y] = E[D(B'x\beta + B'\mu) - (x\beta + \mu)] = (DB'x - x)\beta = 0$$

por tanto, $DB'x - x = 0$.

Utilizando esta última identidad, se demuestra que:

$$\hat{y} - y = DB'\mu - \mu ,$$

por lo que la matriz de varianzas y covarianzas será:

$$\text{Cov}(\hat{y} - y) = E[(DB'\mu - \mu)(DB'\mu - \mu)'] = DB'VBD' - VBD' - DB'V + V$$

El mejor estimador lineal insesgado de \hat{y} se obtiene minimizando la traza de la expresión anterior con respecto a D y sujeto a:

$$DB'x - x = 0 ,$$

que arroja como solución:

$$D = x(x'B(B'VB)^{-1}B'x)^{-1} x'B(B'VB)^{-1} + \\ + VB(B'VB)^{-1} [I - B'x(x'B(B'VB)^{-1}B'x)^{-1} x'B(B'VB)^{-1}] ,$$

resultando como estimador:

$$\hat{y} = DY = \hat{x}\hat{\beta} + (VB(B'VB)^{-1}) B'\hat{\mu}$$

con

$$\hat{\beta} = (x'B(B'VB)^{-1}B'x)^{-1} x'B(B'VB)^{-1}B' y \\ \hat{\mu} = [I - x(x'B(B'VB)^{-1}B'x)^{-1} x'B(B'VB)^{-1}B'] y = \\ = y - \hat{x}\hat{\beta}$$

luego $B'\hat{\mu} = Y - B'x\hat{\beta}$, que es el vector de residuos de la regresión con datos anuales.

La dificultad del método radica en que se requiere conocer la matriz de varianza y covarianzas V . Por ello, en la práctica se suele asumir alguna estructura para los residuos de la regresión trimestral. El caso más simple se da cuando se supone que los residuos están serialmente incorrelacionados y poseen una varianza σ^2 , por lo que $V = \sigma^2 I$. Otra opción que se suele utilizar es la de suponer que los residuos trimestrales siguen un proceso AR(1). Aquí únicamente se van a manejar estas dos opiniones, por no tener otras programadas.

Antes de finalizar con el desarrollo analítico del procedimiento, conviene hacer notar que, como es fácilmente comprobable, el método de Chow-Lin coincide con el método Denton cuando se tiene un único indicador y $V=A^{-1}$ (Denton aditivo) o $V=X A^{-1} X$ (Denton multiplicativo).

La aplicación práctica se inició suponiendo que los residuos estaban incorrelacionados. Sin embargo, el correlograma de los mismos indicaba la presencia de un AR(1), probablemente no estacionario. En consecuencia, en segundo lugar se supuso que los residuos seguían un AR(1). Este supuesto no fue suficiente para eliminar el problema de la

correlación, y, por tanto, también se descartó esta trimestralización. Los resultados tampoco mejoraron al introducir una constante en la regresión. Todo parece apuntar a la necesidad de realizar la regresión sobre diferencias.

Según los residuos trimestrales de las pruebas realizadas, la relación trimestral debe darse como mínimo a partir de las primeras diferencias. Sin embargo, esta opción complica innecesariamente la relación en términos anuales. Otra alternativa que evita esta complejidad y que es compatible con la información que aportan los intentos anteriores⁽³³⁾, consiste en suponer que la relación trimestral se da sobre las diferencias estacionales, es decir:

$$\Delta_4 y = \Delta_4 x \beta + \mu$$

mientras la ecuación que transforma los datos trimestrales del deflactor en anuales es:

$$\Delta Y = B' \Delta_4 y$$

definiendo B igual que antes.

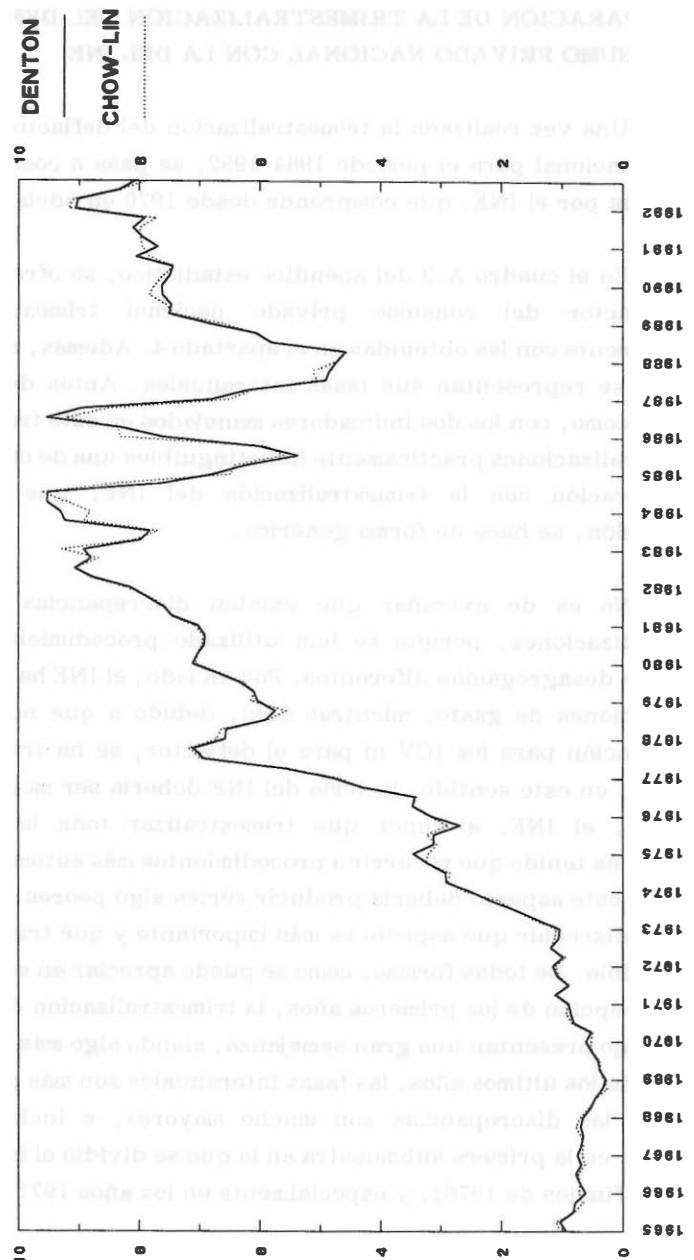
Siguiendo esta vía, se solucionó el problema de la no estacionariedad de los residuos trimestrales, a la vez que fue suficiente suponer que los residuos estaban incorrelacionados. Pero, por otro lado, se generó la dificultad de reconstruir la serie trimestral del deflactor a partir de sus diferencias estacionales, para lo cual es necesaria una condición inicial, no siendo irrelevante la que se tome.

En lugar de buscar una condición inicial, lo que se hizo fue comparar los resultados obtenidos, en diferencias estacionales, entre el procedimiento Chow-Lin y el Denton. En vista de la similitud de ambas

⁽³³⁾ Como es bien sabido, $\Delta = \Delta U(3)$, donde $U(3) = (1+L+L^2)$; por ello, la no estacionariedad de los residuos podría ser debida a que necesita una diferencia estacional en lugar de la regular. En todo caso, a posteriori se puede comprobar este supuesto a partir del correlograma de los residuos de la ecuación trimestral sobre diferencias estacionales.

series (véase gráfico 16), que refuerza la bondad de la serie obtenida con el Denton, se decidió seleccionar esta última, para evitar la imposición de una condición inicial que pudiera ser inapropiada.

**GRÁFICO 16. DEFLECTOR TRIMESTRAL DEL
CONSUMO PRIVADO NACIONAL
DIFERENCIAS ESTACIONALES**



Nota: Utilizando el IPC homogéneo.

5. COMPARACIÓN DE LA TRIMESTRALIZACIÓN DEL DEFLECTOR DEL CONSUMO PRIVADO NACIONAL CON LA DEL INE

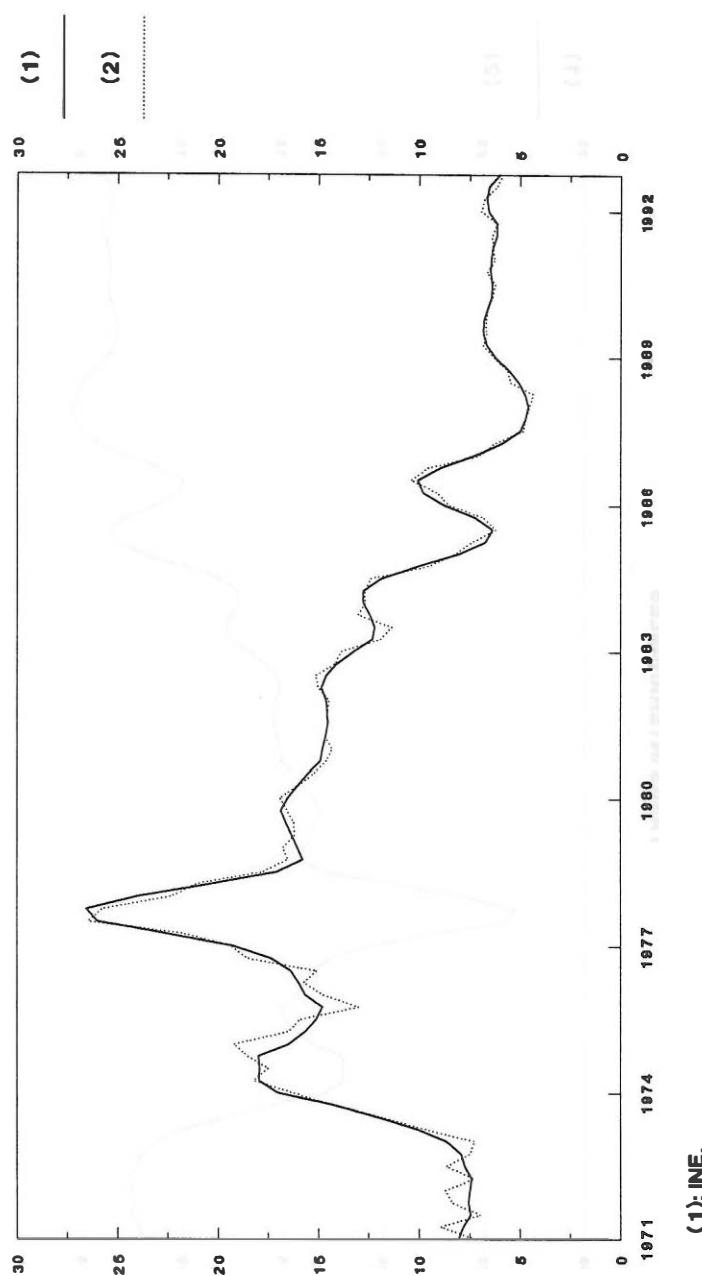
Una vez realizada la trimestralización del deflector del consumo privado nacional para el período 1964-1992, se pasa a compararla con la construida por el INE, que comprende desde 1970 en adelante.

En el cuadro A.3 del apéndice estadístico, se ofrecen las series del deflector del consumo privado nacional trimestral del INE conjuntamente con las obtenidas en el apartado 4. Además, en los gráficos 17 y 18, se representan sus tasas interanuales. Antes de nada, es de destacar cómo, con los dos indicadores manejados en este trabajo, se llega a trimestralizaciones prácticamente indistinguibles una de otra, por lo que la comparación con la trimestralización del INE, que se realiza a continuación, se hace de forma genérica.

No es de extrañar que existan discrepancias entre ambas trimestralizaciones, porque se han utilizado procedimientos e incluso niveles de desagregación diferentes. Por un lado, el INE ha partido de las ocho funciones de gasto, mientras aquí, debido a que no se tenía esa desagregación para los ICV ni para el deflector, se ha trabajado con el agregado; en este sentido, la serie del INE debería ser mejor. Pero, por otro lado, el INE, al tener que trimestralizar toda la Contabilidad Nacional, ha tenido que recurrir a procedimientos más automáticos, y, por tanto, en este aspecto debería producir series algo peores. En conjunto, es difícil discernir qué aspecto es más importante y qué trimestralización es preferible. De todas formas, como se puede apreciar en estos gráficos, con la excepción de los primeros años, la trimestralización del INE y la de este trabajo presentan una gran semejanza, siendo algo más suave la serie del INE. En los últimos años, las tasas interanuales son más parecidas; sin embargo, las discrepancias son mucho mayores, e incluso de cierta magnitud, en la primera submuestra en la que se dividió el indicador (que termina a finales de 1976), y especialmente en los años 1971, 1972 y 1975.

A lo largo de 1971 y 1972, las tasas T_4^1 del deflector obtenido en este trabajo oscilan alrededor de las correspondientes a las del INE. Esta mayor oscilación viene inducida por el indicador, y es común a los tres

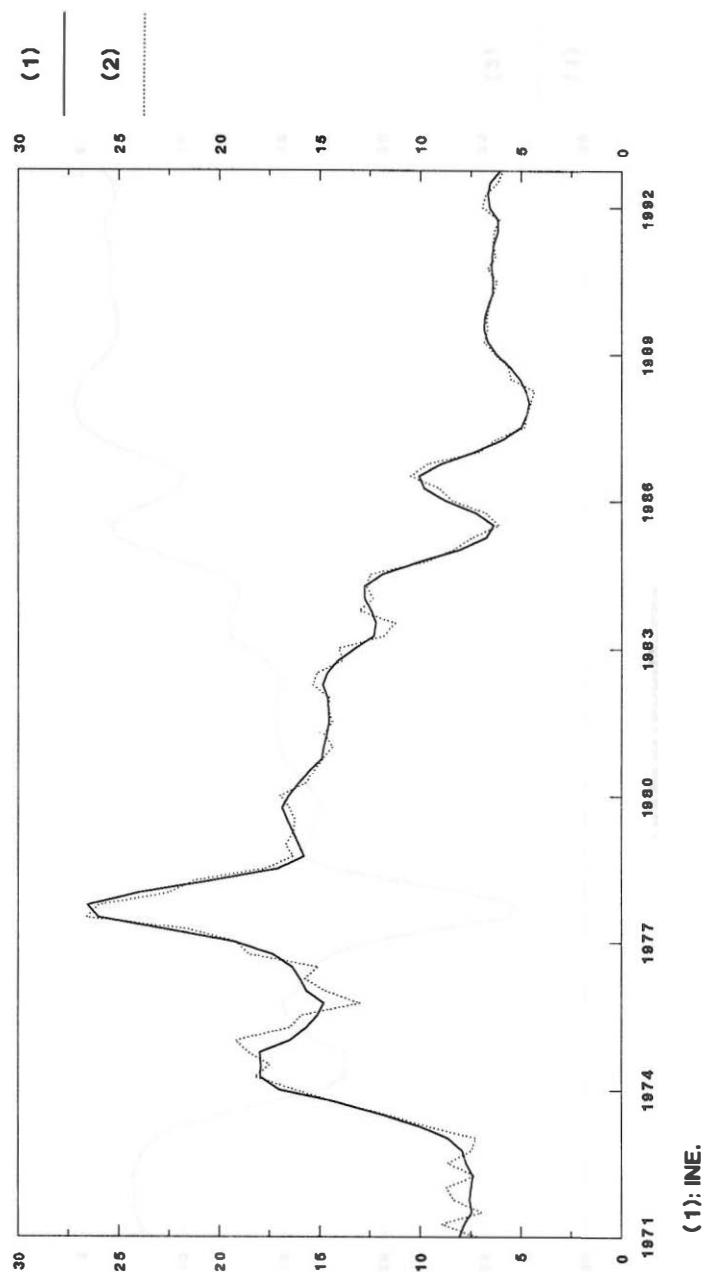
**GRÁFICO 17. DEFLACTOR TRIMESTRAL DEL
CONSUMO PRIVADO NACIONAL
TASAS INTERANUALES**



(1): INE.

(2): Elaboración propia.

**GRÁFICO 18. DEFLACTOR TRIMESTRAL DEL
CONSUMO PRIVADO NACIONAL
TASAS INTERANUALES**



(1): INE.

(2): Elaboración propia, a partir
del Indicador alternativo.

procedimientos de extracción de señales usados en el trabajo (véase, por ejemplo, el gráfico B.1). Por tanto, las divergencias pueden ser debidas, o bien a que el procedimiento de extracción de señales o de trimestralización empleado por el INE obtiene series mucho más suaves, o/y las series de partida para construir el indicador no son las mismas en un caso y en el otro. La primera explicación no parece suficiente, por cuanto las diferencias se reducen notablemente a partir de 1977 -un año después de sustituir los ICV por los IPC-, por lo que probablemente sea debido a que el INE posee información más detallada de la primera submuestra.

Respecto al año 1975, la mayor caída que sufre la serie aquí elaborada viene generada por la presencia de una intervención de tipo escalón en noviembre de 1974 del ICV, y que se descuenta, en la tasa interanual, en el cuarto trimestre de 1975. En consecuencia, la superioridad de una trimestralización frente a la otra para este año estriba, en primer lugar, en que la intervención del modelo ARIMA esté justificada, y, en segundo, en que sus causas afecten también al deflactor del consumo privado. Todo parece apuntar a que este debería ser el caso, ya que la causa de la importante elevación del ICV en noviembre de 1974 fue la liberalización del precio de los aceites.

En general, en los momentos en los cuales es necesario utilizar, en los modelos ARIMA, análisis de intervención, y en los inmediatamente siguientes, las dos trimestralizaciones deberían diferir, ya que en este trabajo solo se han usado variables artificiales de tipo escalón, mientras el INE considera únicamente las de tipo aditivo e innovacional, pero no escalón. Aquí no se va a discutir si el criterio del INE es bueno como norma común para toda la Contabilidad Nacional, pero respecto a los deflactores parece inadecuado. Con series de precios, lo frecuente es que las variaciones tengan un efecto permanente. Piénsese, por ejemplo, en la introducción del IVA en enero de 1986 o en la ya comentada de noviembre de 1974, por lo que las intervenciones de tipo aditivo e innovacional, que acaban cancelándose en el tiempo, no son las más apropiadas; por el contrario, las de tipo escalón pueden capturar dichos efectos permanentes.

6. CONCLUSIONES

Con el fin de proceder a la trimestralización del deflactor del consumo privado nacional, se ha entrado, con algún detalle, en diversos procedimientos de extracción de señales y de trimestralización. En cuanto a los procedimientos para la obtención del componente de tendencia-ciclo, se ha podido constatar cómo, en el caso de los ICV y los IPC, se obtienen resultados muy parecidos con el X11ARIMA, con modelos de forma reducida y con modelos estructurales, aunque no hay que olvidar que, a pesar de que el X11ARIMA no puede aprovechar al máximo la información que aporta la serie, se han utilizado todas las opciones disponibles de la forma más conveniente, en lugar de utilizar el procedimiento automático. De todas formas, el X11ARIMA es el procedimiento que proporciona un componente de tendencia-ciclo más suave, probablemente debido a que los filtros que utiliza son mucho más largos que los que serían necesarios, a la vista de las series resultantes de aplicar el procedimiento basado en modelos de forma reducida, que a priori es mucho mejor. En este mismo sentido, incluso se habría obtenido una serie más suave si en lugar de emplear el X11ARIMA se hubiera utilizado el X11 de manera totalmente automática (véase el gráfico B.5 del apéndice). Por otro lado, en la aplicación práctica de los modelos estructurales han surgido problemas en el último período considerado, al ser necesario introducir un ciclo con período próximo al año. En consecuencia, se ha elegido el procedimiento basado en modelos de forma reducida para la estimación del componente de tendencia-ciclo.

Respecto a la trimestralización, con el procedimiento de Chow-Lin se obtenían unos residuos que presentaban un autorregresivo no estacionario. Este resultado apunta a la inexistencia de una cointegración completa entre el deflactor del consumo privado nacional y el indicador que se ha construido en el presente documento. Muy probablemente, si se hubiese trabajado a un nivel de desagregación superior, este problema desaparecería. Sin embargo, por limitaciones estadísticas no se ha podido llevar a cabo la desagregación. En su defecto, se trimestralizó utilizando diferencias estacionales, y, como los resultados sobre esta transformación no diferían demasiado de los obtenidos por el método Denton, acabó eligiéndose la trimestralización proporcionada por este último método, en

lugar de imponer una condición inicial que sirviera para generar los niveles del deflactor a partir de las diferencias estacionales proporcionadas por el método Chow-Lin.

Finalmente, se ha comparado la trimestralización resultante con la elaborada por el INE. En líneas generales, ambos deflactores trimestrales son bastante parecidos, pero con la peculiaridad de que las tasas interanuales de la serie del INE muestran una evolución más suave. Adicionalmente, en los años 1971 y 1972, la serie del presente documento presenta una oscilación que parece excesiva. Pero, por otro lado, en algunos momentos pudiera ser que la serie del INE fuera demasiado suave, como, por ejemplo, en el año 1975, debido a un tratamiento algo diferente del que aquí se ha empleado para captar los valores anómalos.

ANEJO. BREVE NOTA SOBRE EL ESPECTRO

En este apéndice solo se pretende realizar una breve introducción al espectro⁽³⁴⁾, de forma que sea más fácil analizar los resultados del programa SEATS.

El espectro de cualquier proceso de la forma:

$$y_t = \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j e_{t-j}$$

se define por la función continua

$$f(\lambda) = \frac{1}{2\pi} \left[\gamma(0) + 2 \sum_{\tau=1}^{\infty} \gamma(\tau) \cos \lambda \tau \right]$$

donde λ es la frecuencia en radianes.

$\gamma(m)$ son las autocovarianzas de desfase m .

Aunque λ puede tomar cualquier valor en el rango $[-\pi, \pi]$, como $f(\lambda)$ suele ser simétrica alrededor de cero⁽³⁵⁾, toda la información del espectro estará contenida en el rango $[0, \pi]$: además, el área por debajo del espectro (contenida en el rango $[-\pi, \pi]$) será igual a la varianza.

$$\int_{-\pi}^{\pi} f(\lambda) d\lambda = \gamma(0)$$

Por ello, el espectro de un proceso lineal se puede ver como la descomposición de su varianza en frecuencias.

En un proceso ruido blanco $\gamma(\tau) = 0 \quad \forall \tau \neq 0$, mientras $\gamma(0) = \sigma^2$, y por tanto:

⁽³⁴⁾ Una exposición más detallada del espectro y referencias bibliográficas adicionales se pueden encontrar en el capítulo 3 de Harvey (1981).

⁽³⁵⁾ Si y_t es real.

$$f(\lambda) = \frac{\sigma^2}{2\pi}$$

Es decir, su espectro es plano y el proceso se puede ver como resultado de un número infinito de componentes cílicos cuyos pesos son idénticos.

Por su parte, en un proceso MA(1) las autocovarianzas se caracterizan por anularse para desfases superiores o iguales a 2, mientras la varianza del proceso coincide con $(1 + \Theta^2) \sigma^2$, siendo σ^2 la varianza de las perturbaciones y Θ el parámetro del proceso, y la covarianza de desfase 1 es $-\Theta \sigma^2$. Así que su espectro vendrá dado por:

$$f(\lambda) = \frac{\sigma^2}{2\pi} (1 + \Theta^2 - 2\Theta \cos \lambda)$$

Si Θ es negativo, y_t es más suave que un proceso ruido blanco, lo que implica que tiene unos valores mayores en las frecuencias bajas del espectro. Por el contrario, si Θ es positivo, el espectro es mayor en las frecuencias altas, indicando que el proceso es más irregular que el proceso ruido blanco (véase gráfico adjunto). Además, cuanto menor sea Θ , en valor absoluto, más plano se hace el espectro.

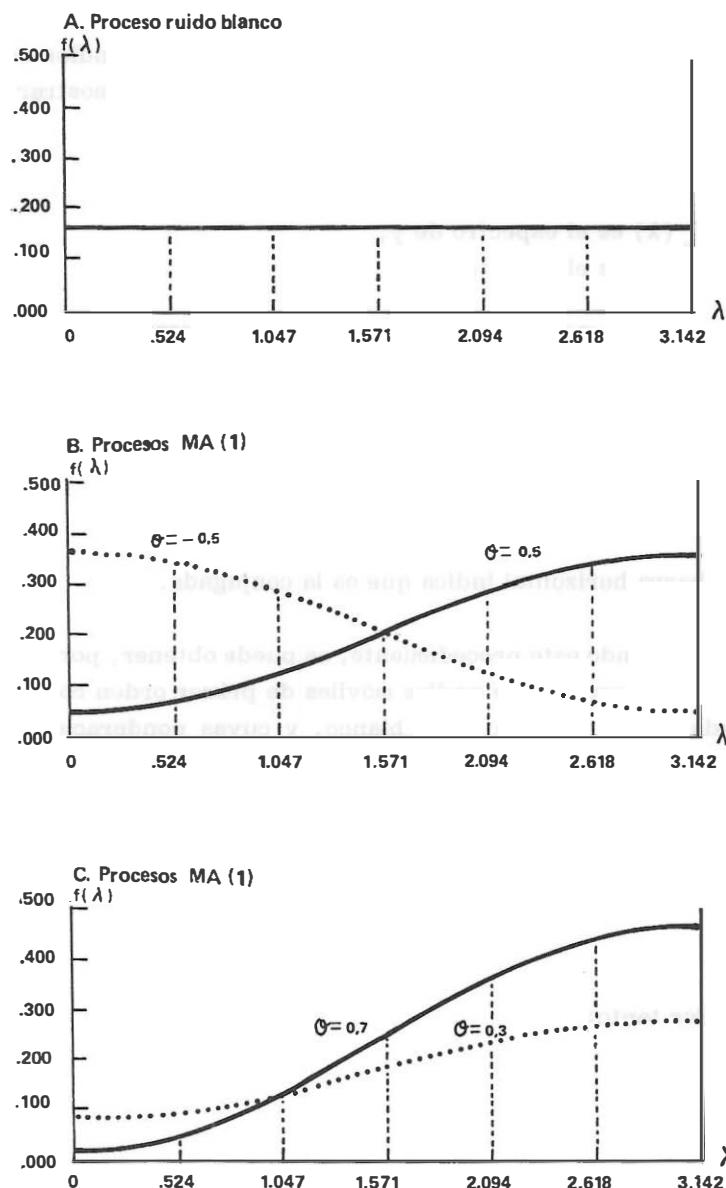
Como se ha señalado, en general, el espectro es simétrico alrededor de cero, pero esto no ocurre si y_t no es real, y en tales situaciones el espectro debe definirse por la transformación compleja de Fourier:

$$f(\lambda) = \frac{1}{2\pi} \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} \gamma(\tau) e^{-i\lambda\tau}$$

En algunas situaciones, el cálculo del espectro se puede simplificar si el proceso se expresa como una media ponderada de otro(s) proceso(s).

Gráfico B.1.

ESPECTROS



Supóngase que:

$$y_t = \sum_{j=-\infty}^{\infty} \omega_j X_{t-j}$$

donde las ω son los pesos, es decir, son fijos (independientes de t), reales y satisfacen que $\sum |\omega_j| < \infty$; entonces se puede demostrar que:

$$f_y(\lambda) = |W(e^{-i\lambda})|^2 f_x(\lambda)$$

donde $f_y(\lambda)$ es el espectro de y ,
 $f_x(\lambda)$ es el espectro de x , y

$$W(e^{-i\lambda}) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} \omega_j e^{-i\lambda j} \text{ es la función de respuesta frecuencial.}$$

A su vez, $|W(e^{-i\lambda})|^2$ se conoce como la función de transferencia, y consiste en:

$$|W(e^{-i\lambda})|^2 = W(e^{-i\lambda}) \overline{W(e^{-i\lambda})}$$

donde la barra horizontal indica que es la conjugada.

Siguiendo este procedimiento, se puede obtener, por ejemplo, el espectro de un proceso de medias móviles de primer orden como la media ponderada de un proceso ruido blanco, y cuyas ponderaciones serían $\omega_0 = 1$, $\omega_1 = -\Theta$ y $\omega_j = 0 \forall j > 1$, llegando a una función de respuestas de frecuencias:

$$W(e^{-i\lambda}) = 1 - \Theta e^{-i\lambda}$$

Por tanto:

$$|W(e^{-i\lambda})|^2 = (1 - \Theta e^{-i\lambda})(1 - \Theta e^{i\lambda}) = 1 + \Theta^2 - \Theta(e^{-i\lambda} + e^{i\lambda})$$

Como X_t es un proceso ruido blanco, $f_x(\lambda) = \sigma^2 / 2\pi$, y consecuentemente el espectro de y_t es⁽³⁶⁾:

$$f_y(\lambda) = \frac{\sigma^2}{2\pi} (1 + \Theta^2 - 2\Theta \cos \lambda)$$

que coincide con la expresión que anteriormente se había obtenido para este mismo proceso.

Aunque para un proceso MA este procedimiento no supone una ganancia respecto al cálculo directo del espectro, sí se revela superior para calcular los espectros de procesos AR o procesos mixtos.

Por ejemplo, un proceso AR(1) estacionario se puede expresar como un MA(∞). Por lo cual:

$$W(\lambda) = \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j e^{-i\lambda j} = \sum_{j=0}^{\infty} (\phi e^{-i\lambda})^j = \frac{1}{1 - \phi e^{-i\lambda}}$$

y el espectro del proceso será:

$$f_y(\lambda) = \frac{\sigma^2}{2\pi} \frac{1}{|1 - \phi e^{-i\lambda}|^2} = \frac{\sigma^2}{2\pi} \frac{1}{1 + \phi^2 - 2\phi \cos \lambda}$$

El espectro de un proceso AR(1) con parámetro positivo (negativo) es similar al de un MA(1) con parámetro negativo (positivo). Cuando $\phi > 0$ la correlación serial positiva se refleja en valores altos de $f(\lambda)$ para las frecuencias bajas. A medida que ϕ tiende a uno, la

⁽³⁶⁾ Puede ser útil recordar las siguientes identidades trigonométricas para el cálculo de espectros:

$$\begin{aligned} e^{ix} &= \cos X + i \sin X, \\ \cos X &= (e^{ix} + e^{-ix}) / 2, \text{ y} \\ \sin X &= (e^{ix} - e^{-ix}) / 2i. \end{aligned}$$

contribución de las frecuencias bajas en la varianza aumenta, a la vez que la serie cambia más lentamente.

Si en lugar de un AR(1) el modelo es un AR(p), el espectro se obtiene fácilmente teniendo en cuenta que:

$$W(\lambda) = \frac{1}{\left(1 - \sum_{j=1}^p \phi_j e^{-i\lambda j}\right)}$$

De igual forma, se puede demostrar que el espectro de un proceso mixto ARMA(p,q) es:

$$f_y(\lambda) = \frac{\sigma^2}{2\pi} \frac{\left|1 + \sum_{j=1}^q \Theta_j e^{-i\lambda j}\right|^2}{\left|1 - \sum_{j=1}^p \phi_j e^{-i\lambda j}\right|^2}$$

APÉNDICE A. ESTADÍSTICO

CUADRO A.1. DESCOMPOSICIÓN CON MODELOS DE FORMA REDUCIDA

COMPONENTES ESTOCÁSTICOS ESTIMADOS						
	FECHA	SERIE ORIGINAL	TENDENCIA FINAL	TENDENCIA ESTOCÁSTICA	FACTOR ESTACIONAL	FACTOR IRREGULAR
64	ENE	11,051	10,979	10,979	100,601	100,057
	FEB	11,051	11,025	11,025	100,308	99,928
	MAR	11,085	11,080	11,080	100,002	100,047
	ABR	11,127	11,131	11,131	99,935	100,029
	MAY	11,161	11,214	11,214	99,685	99,841
	JUN	11,296	11,390	11,390	99,197	99,980
	JUL	11,550	11,606	11,606	99,428	100,086
	AGO	11,735	11,777	11,777	99,593	100,047
	SEP	11,845	11,919	11,919	99,464	99,912
	OCT	12,048	12,074	12,074	99,731	100,055
	NOV	12,327	12,221	12,221	100,857	100,009
	DIC	12,462	12,356	12,356	100,859	99,996
65	ENE	12,588	12,534	12,534	100,577	99,858
	FEB	12,808	12,741	12,741	100,356	100,171
	MAR	12,902	12,887	12,887	100,117	99,998
	ABR	12,994	12,977	12,977	100,159	99,970
	MAY	13,053	13,047	13,047	99,986	100,063
	JUN	12,994	13,073	13,073	99,377	100,021
	JUL	13,003	13,082	13,082	99,439	99,958
	AGO	13,070	13,145	13,145	99,535	99,891
	SEP	13,188	13,249	13,249	99,387	100,154
	OCT	13,273	13,343	13,343	99,612	99,861
	NOV	13,552	13,446	13,446	100,715	100,070
	DIC	13,628	13,518	13,518	100,737	100,074
66	ENE	13,594	13,539	13,539	100,477	99,929
	FEB	13,594	13,558	13,558	100,207	100,055
	MAR	13,594	13,596	13,596	100,042	99,944
	ABR	13,721	13,706	13,706	100,243	99,868
	MAY	13,924	13,885	13,885	100,180	100,104
	JUN	13,949	13,999	13,999	99,524	100,118
	JUL	13,940	14,017	14,017	99,530	99,917
	AGO	13,966	14,013	14,013	99,597	100,071
	SEP	13,924	14,022	14,022	99,397	99,901
	OCT	14,017	14,077	14,077	99,563	100,012
	NOV	14,244	14,166	14,166	100,567	99,986
	DIC	14,337	14,238	14,238	100,599	100,092
67	ENE	14,355	14,316	14,316	100,447	99,825
	FEB	14,464	14,424	14,424	100,104	100,170
	MAR	14,524	14,537	14,537	100,071	99,840
	ABR	14,725	14,659	14,659	100,355	100,096
	MAY	14,777	14,729	14,729	100,225	100,103
	JUN	14,650	14,743	14,743	99,502	99,864
	JUL	14,743	14,811	14,811	99,547	99,995
	AGO	14,870	14,914	14,914	99,657	100,045
	SEP	14,912	14,982	14,982	99,480	100,051
	OCT	14,979	15,066	15,066	99,623	99,797
	NOV	15,284	15,170	15,170	100,458	100,293
	DIC	15,284	15,251	15,251	100,520	99,697
68	ENE	15,458	15,345	15,345	100,481	100,256
	FEB	15,396	15,421	15,421	100,011	99,828
	MAR	15,505	15,466	15,466	100,101	100,150

CUADRO A.1. DESCOMPOSICIÓN CON MODELOS DE FORMA REDUCIDA
(continuación)

FECHA	SERIE ORIGINAL	COMPONENTES ESTOCÁSTICOS ESTIMADOS			
		TENDENCIA FINAL	TENDENCIA ESTOCÁSTICA	FACTOR ESTACIONAL	FACTOR IRREGULAR
ABR	15,535	15,480	15,480	100,405	99,948
MAY	15,520	15,503	15,503	100,188	99,919
JUN	15,489	15,550	15,550	99,479	100,127
JUL	15,489	15,560	15,560	99,606	99,937
AGO	15,520	15,557	15,557	99,737	100,023
SEP	15,505	15,571	15,571	99,620	99,953
OCT	15,551	15,573	15,573	99,749	100,111
NOV	15,597	15,567	15,567	100,337	99,859
DIC	15,676	15,594	15,594	100,456	100,071
69 ENE	15,691	15,617	15,617	100,446	100,026
FEB	15,597	15,627	15,627	99,858	99,949
MAR	15,691	15,696	15,696	100,047	99,923
ABR	15,878	15,807	15,807	100,375	100,074
MAY	15,878	15,840	15,840	100,091	100,149
JUN	15,691	15,818	15,818	99,424	99,774
JUL	15,815	15,851	15,851	99,651	100,123
AGO	15,862	15,896	15,896	99,821	99,966
SEP	15,893	15,925	15,925	99,788	100,013
OCT	15,955	15,970	15,970	99,926	99,980
NOV	16,094	16,059	16,059	100,286	99,932
DIC	16,265	16,181	16,181	100,447	100,073
70 ENE	16,342	16,267	16,267	100,431	100,027
FEB	16,280	16,327	16,327	99,775	99,936
MAR	16,405	16,403	16,403	99,990	100,023
ABR	16,498	16,431	16,431	100,258	100,149
MAY	16,390	16,432	16,432	99,942	99,803
JUN	16,452	16,561	16,561	99,394	99,946
JUL	16,762	16,813	16,813	99,676	100,023
AGO	17,025	17,016	17,016	99,887	100,167
SEP	17,103	17,133	17,133	99,986	99,842
OCT	17,274	17,228	17,228	100,127	100,140
NOV	17,320	17,270	17,270	100,280	100,009
DIC	17,367	17,326	17,326	100,417	99,823
71 ENE	17,553	17,465	17,465	100,364	100,141
FEB	17,538	17,603	17,603	99,693	99,940
MAR	17,724	17,734	17,734	99,933	100,011
ABR	17,911	17,880	17,880	100,170	100,003
MAY	18,019	18,038	18,038	99,956	99,939
JUN	18,096	18,154	18,154	99,499	100,181
JUL	18,096	18,159	18,159	99,688	99,964
AGO	18,127	18,179	18,179	99,853	99,862
SEP	18,345	18,316	18,316	100,099	100,061
OCT	18,546	18,514	18,514	100,235	99,936
NOV	18,795	18,748	18,748	100,250	100,000
DIC	19,043	18,935	18,935	100,411	100,159
72 ENE	19,059	19,022	19,022	100,293	99,902
FEB	19,043	19,126	19,126	99,619	99,948
MAR	19,230	19,222	19,222	99,843	100,198
ABR	19,230	19,250	19,250	100,062	99,833
MAY	19,322	19,320	19,320	99,958	100,054
JUN	19,369	19,473	19,473	99,563	99,903

CUADRO A.1. DESCOMPOSICIÓN CON MODELOS DE FORMA REDUCIDA
(continuación)

FECHA	SERIE ORIGINAL	COMPONENTES ESTOCÁSTICOS ESTIMADOS			
		TENDENCIA FINAL	TENDENCIA ESTOCÁSTICA	FACTOR ESTACIONAL	FACTOR IRREGULAR
JUL	19,633	19,666	19,666	99,743	100,092
AGO	19,835	19,859	19,859	99,950	99,931
SEP	20,114	20,039	20,039	100,313	100,059
OCT	20,254	20,172	20,172	100,366	100,040
NOV	20,285	20,262	20,262	100,159	99,956
DIC	20,441	20,389	20,389	100,289	99,967
73 ENE	20,595	20,563	20,563	100,134	100,020
FEB	20,626	20,723	20,723	99,481	100,050
MAR	20,797	20,874	20,874	99,699	99,934
ABR	21,092	21,089	21,089	100,024	99,989
MAY	21,402	21,415	21,415	100,042	99,899
JUN	21,729	21,761	21,761	99,657	100,198
JUL	21,961	22,032	22,032	99,801	99,878
AGO	22,318	22,300	22,300	100,030	100,048
SEP	22,705	22,627	22,627	100,448	99,897
OCT	23,063	22,920	22,920	100,412	100,213
NOV	23,094	23,109	23,109	100,070	99,864
DIC	23,342	23,283	23,283	100,189	100,063
74 ENE	23,482	23,470	23,470	100,040	100,010
FEB	23,560	23,727	23,727	99,450	99,844
MAR	24,072	24,137	24,137	99,680	100,053
ABR	24,599	24,554	24,554	100,122	100,062
MAY	24,910	24,857	24,857	100,190	100,024
JUN	25,019	25,097	25,097	99,706	99,982
JUL	25,314	25,378	25,378	99,813	99,936
AGO	25,732	25,708	25,708	100,021	100,070
SEP	26,136	26,026	26,026	100,457	99,966
OCT	26,415	26,336	26,336	100,284	100,015
NOV	27,145	27,160	26,648	99,935	100,011
DIC	27,517	27,498	26,980	100,118	99,952
75 ENE	27,905	27,900	27,375	100,044	99,974
FEB	28,169	28,245	27,713	99,546	100,187
MAR	28,356	28,483	27,947	99,728	99,823
ABR	28,852	28,784	28,242	100,188	100,048
MAY	29,209	29,101	28,553	100,298	100,072
JUN	29,286	29,396	28,842	99,749	99,878
JUL	29,752	29,789	29,228	99,847	100,028
AGO	30,218	30,220	29,651	99,989	100,004
SEP	30,699	30,518	29,943	100,445	100,147
OCT	30,699	30,693	30,116	100,144	99,874
NOV	30,901	30,966	30,383	99,824	99,966
DIC	31,398	31,368	30,778	100,054	100,041
76 ENE	32,460	32,462	31,189	100,020	99,975
FEB	32,769	32,907	31,617	99,584	99,995
MAR	33,284	33,339	32,032	99,776	100,058
ABR	33,800	33,743	32,420	100,238	99,933
MAY	34,315	34,172	32,832	100,389	100,029
JUN	34,521	34,572	33,216	99,824	100,028
JUL	34,830	34,852	33,485	99,873	100,064
AGO	35,036	35,112	33,735	99,908	99,874
SEP	35,654	35,500	34,108	100,391	100,042

CUADRO A.1. DESCOMPOSICIÓN CON MODELOS DE FORMA REDUCIDA
(continuación)

FECHA	SERIE ORIGINAL	TENDENCIA FINAL	COMPONENTES ESTOCÁSTICOS ESTIMADOS		
			TENDENCIA ESTOCÁSTICA	FACTOR ESTACIONAL	FACTOR IRREGULAR
OCT	36,685	36,666	34,565	100,085	99,967
NOV	37,097	37,149	35,020	99,817	100,045
DIC	37,612	37,590	35,437	100,064	99,993
77 ENE	38,814	38,858	38,858	99,890	99,996
FEB	39,355	39,610	39,610	99,461	99,894
MAR	40,319	40,466	40,466	99,545	100,093
ABR	41,210	41,194	41,194	99,926	100,112
MAY	41,498	41,890	41,890	99,312	99,750
JUN	42,649	42,811	42,811	99,493	100,130
JUL	44,076	43,858	43,858	100,620	99,878
AGO	45,490	44,875	44,875	101,204	100,164
SEP	46,085	45,725	45,725	100,809	99,979
OCT	46,713	46,449	46,449	100,577	99,991
NOV	47,019	47,109	47,109	99,732	100,077
DIC	47,373	47,635	47,635	99,456	99,995
78 ENE	48,145	48,168	48,168	100,033	99,920
FEB	48,640	48,807	48,807	99,595	100,063
MAR	49,275	49,544	49,544	99,580	99,877
ABR	50,402	50,392	50,392	99,951	100,070
MAY	50,898	51,137	51,137	99,445	100,087
JUN	51,404	51,699	51,699	99,492	99,937
JUL	52,566	52,298	52,298	100,530	99,982
AGO	53,469	52,945	52,945	100,940	100,049
SEP	53,840	53,546	53,546	100,579	99,971
OCT	54,364	54,135	54,135	100,402	100,021
NOV	54,548	54,780	54,780	99,639	99,936
DIC	55,243	55,467	55,467	99,524	100,072
79 ENE	56,246	56,125	56,125	100,262	99,953
FEB	56,697	56,780	56,780	99,830	100,025
MAR	57,263	57,429	57,429	99,698	100,012
ABR	58,080	58,171	58,171	99,969	99,875
MAY	58,817	58,984	58,984	99,541	100,176
JUN	59,316	59,698	59,698	99,494	99,866
JUL	60,698	60,346	60,346	100,440	100,142
AGO	61,305	60,989	60,989	100,654	99,865
SEP	62,009	61,802	61,802	100,348	99,987
OCT	62,885	62,663	62,663	100,227	100,127
NOV	63,041	63,358	63,358	99,574	99,925
DIC	63,898	64,223	64,223	99,605	99,889
80 ENE	65,707	65,293	65,293	100,508	100,125
FEB	66,202	66,108	66,108	100,074	100,068
MAR	66,538	66,684	66,684	99,870	99,911
ABR	67,357	67,301	67,301	100,013	100,070
MAY	67,707	68,096	68,096	99,596	99,832
JUN	68,833	69,112	69,112	99,488	100,109
JUL	69,678	69,422	70,036	100,338	100,031
AGO	70,436	70,169	70,789	100,432	99,949
SEP	71,046	70,879	71,505	100,149	100,087
OCT	71,554	71,604	72,237	100,054	99,876
NOV	72,202	72,492	73,132	99,553	100,047
DIC	73,197	73,413	74,062	99,695	100,011

CUADRO A.1. DESCOMPOSICIÓN CON MODELOS DE FORMA REDUCIDA
(continuación)

FECHA	SERIE ORIGINAL	COMPONENTES ESTOCÁSTICOS ESTIMADOS			
		TENDENCIA FINAL	TENDENCIA ESTOCÁSTICA	FACTOR ESTACIONAL	FACTOR IRREGULAR
81	ENE	74,704	74,200	74,856	100,652
	FEB	75,068	74,921	75,583	100,224
	MAR	76,611	76,566	76,321	100,045
	ABR	77,387	77,311	77,064	100,114
	MAY	77,765	77,891	77,642	99,715
	JUN	77,859	78,380	78,129	99,498
	JUL	79,310	79,128	78,875	100,198
	AGO	80,204	80,002	79,746	100,220
	SEP	80,740	80,795	80,536	99,959
	OCT	81,567	81,642	81,381	99,915
	NOV	82,212	82,634	82,370	99,527
	DIC	83,515	83,711	83,444	99,726
82	ENE	85,320	84,727	84,457	100,695
	FEB	85,933	85,692	85,418	100,295
	MAR	86,838	86,686	86,409	100,161
	ABR	87,893	87,832	87,552	100,165
	MAY	89,047	89,144	88,859	99,815
	JUN	89,913	90,248	89,960	99,576
	JUL	91,122	91,033	90,742	100,129
	AGO	91,745	91,567	91,274	100,075
	SEP	91,749	92,005	91,711	99,885
	OCT	92,628	92,627	92,332	99,903
	NOV	92,896	93,325	93,027	99,600
	DIC	95,023	95,221	93,784	99,797
83	ENE	96,794	96,028	94,580	100,752
	FEB	97,068	96,714	95,255	100,384
	MAR	97,649	97,405	95,936	100,276
	ABR	98,301	98,050	96,571	100,172
	MAY	98,269	98,596	97,109	99,768
	JUN	98,696	99,059	97,565	99,482
	JUL	99,267	99,499	97,998	99,938
	AGO	100,205	100,376	98,862	99,845
	SEP	101,519	101,662	100,129	99,837
	OCT	102,870	102,986	101,433	99,904
	NOV	104,010	104,312	102,738	99,702
	DIC	105,402	105,490	103,899	99,859
84	ENE	107,216	106,393	104,788	100,777
	FEB	107,670	107,216	105,598	100,461
	MAR	108,475	107,954	106,325	100,377
	ABR	108,680	108,618	106,979	100,193
	MAY	109,305	109,495	107,843	99,766
	JUN	109,847	110,470	108,804	99,465
	JUL	111,332	111,344	109,664	99,947
	AGO	111,825	112,052	110,362	99,788
	SEP	112,521	112,639	110,940	99,903
	OCT	113,208	113,365	111,655	99,924
	NOV	113,975	114,157	112,435	99,732
	DIC	114,554	114,938	113,204	99,801
85	ENE	116,780	115,929	114,180	100,668
	FEB	117,448	116,929	115,165	100,436
	MAR	118,270	117,874	116,096	100,396

CUADRO A.1. DESCOMPOSICIÓN CON MODELOS DE FORMA REDUCIDA
(continuación)

FECHA	SERIE ORIGINAL	COMPONENTES ESTOCÁSTICOS ESTIMADOS			
		TENDENCIA FINAL	TENDENCIA ESTOCÁSTICA	FACTOR ESTACIONAL	FACTOR IRREGULAR
ABR	119,137	118,797	117,005	100,193	100,093
MAY	119,028	119,246	117,447	99,750	100,068
JUN	118,632	119,454	117,652	99,448	99,863
JUL	119,983	119,914	118,105	99,967	100,091
AGO	120,162	120,563	118,744	99,776	99,891
SEP	121,482	121,331	119,501	100,031	100,093
OCT	122,107	122,222	120,378	100,028	99,878
NOV	123,048	123,152	121,294	99,785	100,131
DIC	123,557	123,877	122,008	99,795	99,946
86 ENE	127,109	126,436	122,675	100,546	99,987
FEB	127,677	127,156	123,374	100,354	100,055
MAR	128,107	127,716	123,917	100,333	99,973
ABR	128,419	128,334	124,516	100,082	99,985
MAY	128,777	129,339	125,491	99,659	99,907
JUN	129,959	130,496	126,614	99,449	100,141
JUL	131,258	131,259	127,354	100,027	99,972
AGO	131,630	131,891	127,967	99,849	99,953
SEP	132,993	132,660	128,713	100,206	100,046
OCT	133,490	133,184	129,222	100,183	100,046
NOV	133,184	133,521	129,549	99,824	99,924
DIC	133,753	133,897	129,914	99,810	100,083
87 ENE	134,778	134,310	130,314	100,443	99,907
FEB	135,352	134,946	130,932	100,276	100,024
MAR	136,139	135,729	131,691	100,310	99,992
ABR	136,447	136,392	132,335	100,005	100,035
MAY	136,277	136,836	132,765	99,579	100,012
JUN	136,311	137,203	133,121	99,392	99,957
JUL	137,691	137,555	133,463	100,026	100,073
AGO	137,631	137,880	133,779	99,901	99,918
SEP	138,900	138,498	134,378	100,309	99,982
OCT	139,725	139,213	135,072	100,284	100,083
NOV	139,404	139,688	135,533	99,856	99,941
DIC	139,903	140,021	135,856	99,839	100,077
88 ENE	140,791	140,311	136,137	100,415	99,928
FEB	141,176	140,916	136,724	100,234	99,951
MAR	142,200	141,607	137,395	100,279	100,139
ABR	141,705	141,955	137,733	99,913	99,910
MAY	141,697	142,433	138,196	99,490	99,994
JUN	142,247	143,201	138,941	99,320	100,014
JUL	144,125	144,230	139,939	100,023	99,904
AGO	145,551	145,438	141,112	99,971	100,107
SEP	146,829	146,202	141,853	100,394	100,035
OCT	146,993	146,555	142,195	100,333	99,966
NOV	146,911	147,202	142,823	99,877	99,925
DIC	148,080	148,234	143,824	99,847	100,050
89 ENE	149,800	149,068	144,633	100,436	100,055
FEB	149,907	149,666	145,213	100,234	99,927
MAR	150,864	150,487	146,010	100,242	100,009
ABR	151,269	151,427	146,922	99,873	100,023
MAY	151,483	152,330	147,798	99,470	99,974
JUN	152,309	153,455	148,890	99,302	99,951

CUADRO A.1. DESCOMPOSICIÓN CON MODELOS DE FORMA REDUCIDA
(continuación)

FECHA	SERIE ORIGINAL	COMPONENTES ESTOCÁSTICOS ESTIMADOS			
		TENDENCIA FINAL	TENDENCIA ESTOCÁSTICA	FACTOR ESTACIONAL	FACTOR IRREGULAR
90	JUL	154,781	154,558	149,961	100,016
	AGO	155,137	155,323	150,703	99,972
	SEP	156,779	156,067	151,424	100,403
	OCT	157,411	156,894	152,227	100,373
	NOV	157,665	157,750	153,057	99,923
	DIC	158,280	158,490	153,775	99,830
	90 ENE	159,821	159,258	154,520	100,459
	FEB	160,834	160,246	155,479	100,269
	MAR	161,423	161,148	156,354	100,228
	ABR	161,790	161,932	157,115	99,861
	MAY	161,777	162,660	157,821	99,485
	JUN	162,277	163,497	158,633	99,283
	JUL	164,457	164,460	159,567	99,949
91	AGO	165,177	165,325	160,407	99,936
	SEP	166,916	166,386	161,437	100,379
	OCT	168,398	167,559	162,575	100,395
	NOV	168,229	168,346	163,338	99,961
	DIC	168,644	169,009	163,981	99,809
	91 ENE	170,607	169,600	164,554	100,506
	FEB	170,368	169,948	164,892	100,318
	MAR	170,922	170,548	165,474	100,238
	ABR	171,293	171,530	166,428	99,860
	MAY	171,778	172,546	167,413	99,535
	JUN	172,274	173,561	168,398	99,299
	JUL	174,411	174,532	169,340	99,864
92	AGO	175,060	175,241	170,028	99,912
	SEP	176,490	175,972	170,737	100,338
	OCT	177,599	176,992	171,727	100,334
	NOV	177,869	177,862	172,571	99,928
	DIC	177,966	178,604	173,291	99,755
	92 ENE	180,787	179,818	174,469	100,531
	FEB	181,992	181,171	175,781	100,399
	MAR	182,650	182,042	176,627	100,313
	ABR	182,453	182,744	177,308	99,903
	MAY	182,930	183,570	178,109	99,605
	JUN	182,895	183,967	178,494	99,326
	JUL	183,491	184,241	178,760	99,782
	AGO	185,162	185,169	179,661	99,905
	SEP	186,691	185,985	180,452	100,333
	OCT	186,803	186,406	180,861	100,282
	NOV	186,922	187,096	181,530	99,902
	DIC	187,482	187,925	182,334	99,744

CUADRO A.2. DESCOMPOSICIÓN DE LA SERIE ALTERNATIVA CON MODELOS DE FORMA REDUCIDA

FECHA	SERIE ORIGINAL	COMPONENTES ESTOCÁSTICOS ESTIMADOS			
		TENDENCIA FINAL	TENDENCIA ESTOCÁSTICA	FACTOR ESTACIONAL	FACTOR IRREGULAR
77	ENE 38,013	37,976	37,976	100,121	99,977
	FEB 38,593	38,735	38,735	99,712	99,920
	MAR 39,515	39,558	39,558	99,783	100,110
	ABR 40,231	40,233	40,233	99,918	100,078
	MAY 40,573	40,924	40,924	99,400	99,741
	JUN 41,733	41,887	41,887	99,500	100,133
	JUL 43,098	42,985	42,985	100,384	99,879
	AGO 44,497	44,024	44,024	100,878	100,195
	SEP 45,111	44,869	44,869	100,597	99,944
	OCT 45,793	45,604	45,604	100,411	100,004
	NOV 46,169	46,260	46,260	99,707	100,097
	DIC 46,544	46,743	46,743	99,595	99,979
78	ENE 47,295	47,226	47,226	100,211	99,934
	FEB 47,738	47,812	47,812	99,789	100,058
	MAR 48,353	48,513	48,513	99,810	99,860
	ABR 49,376	49,354	49,354	99,961	100,083
	MAY 49,888	50,092	50,092	99,507	100,087
	JUN 50,366	50,659	50,659	99,507	99,915
	JUL 51,458	51,302	51,302	100,315	99,988
	AGO 52,379	51,986	51,986	100,690	100,066
	SEP 52,789	52,568	52,568	100,439	99,981
	OCT 53,266	53,114	53,114	100,281	100,004
	NOV 53,505	53,740	53,740	99,627	99,934
	DIC 54,256	54,407	54,407	99,630	100,093
79	ENE 55,177	55,012	55,012	100,355	99,944
	FEB 55,587	55,601	55,601	99,939	100,037
	MAR 56,167	56,247	56,247	99,914	99,945
	ABR 57,020	57,036	57,036	100,017	99,955
	MAY 57,702	57,852	57,852	99,611	100,131
	JUN 58,214	58,560	58,560	99,527	99,882
	JUL 59,443	59,217	59,217	100,240	100,141
	AGO 60,057	59,865	59,865	100,466	99,855
	SEP 60,842	60,678	60,678	100,263	100,008
	OCT 61,661	61,495	61,495	100,141	100,130
	NOV 61,797	62,129	62,129	99,556	99,909
	DIC 62,685	62,959	62,959	99,667	99,898
80	ENE 64,425	64,034	64,034	100,516	100,093
	FEB 65,005	64,856	64,856	100,111	100,119
	MAR 65,346	65,360	65,360	100,076	99,903
	ABR 65,994	65,918	65,918	100,092	100,023
	MAY 66,438	66,733	66,733	99,695	99,863
	JUN 67,462	67,645	67,645	99,541	100,189
	JUL 68,417	68,363	68,363	100,160	99,919
	AGO 69,236	69,063	69,063	100,274	99,976
	SEP 69,953	69,836	69,836	100,091	100,077
	OCT 70,533	70,625	70,625	99,992	99,878
	NOV 71,249	71,548	71,548	99,510	100,072
	DIC 72,239	72,456	72,456	99,709	99,991
81	ENE 73,706	73,204	73,204	100,612	100,074
	FEB 74,082	74,089	74,089	100,217	99,774
	MAR 75,549	75,237	75,237	100,220	100,195

**CUADRO A.2. DESCOMPOSICIÓN DE LA SERIE ALTERNATIVA CON MODELOS
DE FORMA REDUCIDA (continuación)**

FECHA	SERIE ORIGINAL	TENDENCIA FINAL	COMPONENTES ESTOCÁSTICOS ESTIMADOS		
			TENDENCIA ESTOCÁSTICA	FACTOR ESTACIONAL	FACTOR IRREGULAR
ABR	76,300	76,186	76,186	100,185	99,965
MAY	76,675	76,734	76,734	99,793	100,130
JUN	76,743	77,254	77,254	99,551	99,787
JUL	78,245	78,121	78,121	100,090	100,069
AGO	79,200	79,074	79,074	100,118	100,042
SEP	79,814	79,892	79,892	99,948	99,955
OCT	80,702	80,810	80,810	99,881	99,986
NOV	81,418	81,839	81,839	99,474	100,011
DIC	82,647	82,840	82,840	99,748	100,019
82 ENE	84,353	83,786	83,786	100,694	99,983
FEB	85,001	84,701	84,701	100,318	100,036
MAR	85,854	85,646	85,646	100,295	99,948
ABR	86,980	86,869	86,869	100,208	99,921
MAY	88,243	88,292	88,292	99,848	100,097
JUN	89,096	89,425	89,425	99,585	100,047
JUL	90,222	90,207	90,207	100,044	99,972
AGO	90,836	90,757	90,757	99,981	100,107
SEP	90,973	91,243	91,243	99,861	99,842
OCT	91,860	91,899	91,899	99,825	100,132
NOV	92,167	92,862	92,862	99,480	99,770
DIC	94,214	94,347	94,347	99,796	100,063
83 ENE	96,659	95,792	95,792	100,775	100,129
FEB	97,051	96,638	96,638	100,440	99,987
MAR	97,622	97,293	97,293	100,382	99,957
ABR	98,230	97,950	97,950	100,212	100,074
MAY	98,290	98,554	98,554	99,817	99,915
JUN	98,748	99,083	99,083	99,533	100,130
JUL	99,387	99,571	99,571	99,949	99,865
AGO	100,242	100,436	100,436	99,836	99,971
SEP	101,570	101,707	101,707	99,847	100,019
OCT	102,886	103,065	103,065	99,848	99,978
NOV	103,986	104,398	104,398	99,569	100,036
84 ENE	105,376	105,533	105,533	99,820	100,031
FEB	107,236	106,437	106,437	100,755	99,996
MAR	107,772	107,278	107,278	100,477	99,983
ABR	108,547	108,006	108,006	100,418	100,082
MAY	108,760	108,677	108,677	100,194	99,883
JUN	109,391	109,564	109,564	99,791	100,051
JUL	109,995	110,573	110,573	99,514	99,963
AGO	111,506	111,474	111,474	99,962	100,067
SEP	111,919	112,145	112,145	99,803	99,995
OCT	112,599	112,707	112,707	99,918	99,986
NOV	113,279	113,464	113,464	99,899	99,938
DIC	114,588	114,983	114,983	99,785	99,871
85 ENE	116,746	115,960	115,960	100,658	100,019
FEB	117,622	117,034	117,034	100,449	100,053
MAR	118,374	117,962	117,962	100,412	99,937
ABR	119,113	118,831	118,831	100,169	100,069
MAY	119,117	119,332	119,332	99,757	100,063
JUN	118,846	119,568	119,568	99,491	99,904

**CUADRO A.2. DESCOMPOSICIÓN DE LA SERIE ALTERNATIVA CON MODELOS
DE FORMA REDUCIDA (continuación)**

FECHA	SERIE ORIGINAL	TENDENCIA FINAL	COMPONENTES ESTOCÁSTICOS ESTIMADOS		
			TENDENCIA ESTOCÁSTICA	FACTOR ESTACIONAL	FACTOR IRREGULAR
86	JUL	119,988	119,943	99,974	100,064
	AGO	120,165	120,544	99,798	99,887
	SEP	121,482	121,318	100,028	100,107
	OCT	122,050	122,233	99,999	99,851
	NOV	123,048	123,201	99,712	100,164
	DIC	123,557	123,908	99,787	99,929
	ENE	127,108	126,410	100,562	99,990
	FEB	127,677	127,126	100,380	100,054
	MAR	128,107	127,692	100,356	99,968
	ABR	128,419	128,322	100,080	99,995
	MAY	128,777	129,318	99,677	99,904
	JUN	129,959	130,481	99,470	100,131
	JUL	131,258	131,264	100,009	99,985
87	AGO	131,630	131,905	99,851	99,940
	SEP	132,993	132,701	100,169	100,051
	OCT	133,489	133,252	100,133	100,044
	NOV	133,184	133,582	99,771	99,931
	DIC	133,753	133,908	99,801	100,084
	ENE	134,778	134,267	100,482	99,899
	FEB	135,352	134,898	100,314	100,023
	MAR	136,139	135,705	100,327	99,993
	ABR	136,447	136,375	100,014	100,039
	MAY	136,277	136,805	99,605	100,008
	JUN	136,311	137,183	99,413	99,951
	JUL	137,690	137,564	100,008	100,084
	AGO	137,631	137,907	99,892	99,908
88	SEP	138,900	138,555	100,261	99,988
	OCT	139,725	139,289	100,228	100,085
	NOV	139,404	139,745	99,817	99,939
	DIC	139,903	140,033	99,823	100,083
	ENE	140,791	140,268	100,454	99,919
	FEB	141,176	140,864	100,275	99,947
	MAR	142,200	141,576	100,296	100,144
	ABR	141,705	141,917	99,940	99,911
	MAY	141,697	142,376	99,533	99,991
	JUN	142,247	143,166	99,351	100,007
	JUL	144,125	144,245	100,002	99,915
	AGO	145,551	145,492	99,941	100,099
	SEP	146,829	146,279	100,336	100,040
89	OCT	146,993	146,624	100,284	99,968
	NOV	146,911	147,245	99,850	99,923
	DIC	148,080	148,248	99,831	100,056
	ENE	149,800	149,040	100,461	100,048
	FEB	149,907	149,618	100,269	99,924
	MAR	150,864	150,448	100,263	100,013
	ABR	151,269	151,383	99,901	100,023
	MAY	151,483	152,274	99,509	99,972
	JUN	152,309	153,427	99,327	99,944
	JUL	154,781	154,582	99,992	100,137
	AGO	155,137	155,373	99,946	99,902
	SEP	156,779	156,133	100,357	100,056

CUADRO A.2. DESCOMPOSICIÓN DE LA SERIE ALTERNATIVA CON MODELOS
DE FORMA REDUCIDA (continuación)

FECHA	SERIE ORIGINAL	TENDENCIA FINAL	COMPONENTES ESTOCÁSTICOS ESTIMADOS		
			TENDENCIA ESTOCÁSTICA	FACTOR ESTACIONAL	FACTOR IRREGULAR
90	OCT	157,411	156,964	154,659	100,326
	NOV	157,665	157,797	155,479	99,893
	DIC	158,280	158,501	156,173	99,821
	ENE	159,821	159,238	156,899	100,475
	FEB	160,834	160,215	157,862	100,289
	MAR	161,423	161,114	158,748	100,250
	ABR	161,790	161,894	159,516	99,884
	MAY	161,777	162,616	160,227	100,052
	JUN	162,277	163,468	161,067	99,307
	JUL	164,457	164,463	162,047	99,941
	AGO	165,177	165,348	162,920	99,926
	SEP	166,916	166,435	163,990	100,350
91	OCT	168,398	167,630	165,168	100,350
	NOV	168,229	168,396	165,923	99,928
	DIC	168,644	169,022	166,539	99,808
	ENE	170,607	169,599	167,108	100,505
	FEB	170,368	169,940	167,444	100,321
	MAR	170,922	170,524	168,019	100,253
	ABR	171,293	171,505	168,986	99,878
	MAY	171,778	172,529	169,995	99,541
	JUN	172,274	173,541	170,992	99,312
	JUL	174,411	174,513	171,950	99,879
	AGO	175,060	175,241	172,667	99,910
	SEP	176,490	175,988	173,404	100,328
92	OCT	177,599	177,021	174,421	100,318
	NOV	177,869	177,873	175,260	99,915
	DIC	177,966	178,586	175,964	99,776
	ENE	180,787	179,826	177,185	100,522
	FEB	181,992	181,212	178,550	100,372
	MAR	182,650	182,069	179,395	100,298
	ABR	182,453	182,761	180,077	99,901
	MAY	182,930	183,599	180,902	99,583
	JUN	182,895	183,961	181,259	99,325
	JUL	183,491	184,195	181,489	99,822
	AGO	185,162	185,155	182,436	99,905
	SEP	186,691	185,993	183,262	100,327
	OCT	186,803	186,402	183,664	100,288
	NOV	186,922	187,081	184,333	99,904
	DIC	187,482	187,872	185,113	100,020

Nota: los datos anteriores a enero de 1977 son los mismos que aparecen en el CUADRO A.1 multiplicados por un factor de escala = 0,9794.

CUADRO A.3. DEFLACTOR TRIMESTRAL DEL CONSUMO PRIVADO NACIONAL					
FECHA	INE(1)	EP			
		A	B	C	D
1964	I	...	8,5	8,5	
	II	...	8,6	8,6	
	III	...	8,9	8,9	
	IV	...	9,2	9,2	
1965	I	...	9,5	9,5	
	II	...	9,7	9,7	
	III	...	9,7	9,7	
	IV	...	10,0	10,0	
1966	I	...	10,1	10,1	
	II	...	10,4	10,4	
	III	...	10,5	10,5	
	IV	...	10,6	10,6	
1967	I	...	10,8	10,8	
	II	...	11,0	11,0	
	III	...	11,2	11,2	
	IV	...	11,3	11,3	
1968	I	...	11,5	11,5	
	II	...	11,6	11,6	
	III	...	11,6	11,6	
	IV	...	11,7	11,7	
1969	I	...	11,8	11,8	
	II	...	12,0	12,0	
	III	...	12,0	12,1	
	IV	...	12,2	12,2	
1970	I	12,3	12,4	12,4	
	II	12,6	12,5	12,5	
	III	12,9	12,9	12,9	
	IV	13,1	13,1	13,1	
1971	I	13,3	13,3	13,3	
	II	13,6	13,6	13,6	
	III	13,8	13,8	13,8	
	IV	14,1	14,1	14,2	
1972	I	14,3	14,4	14,4	
	II	14,6	14,6	14,6	
	III	14,9	14,9	14,9	
	IV	15,2	15,2	15,2	
1973	I	15,5	15,5	15,5	
	II	16,1	16,0	16,0	
	III	16,7	16,7	16,7	
	IV	17,3	17,4	17,4	
1974	I	18,2	18,0	18,0	
	II	18,9	18,9	18,9	
	III	19,7	19,6	19,6	
	IV	20,5	20,6	20,6	
1975	I	21,2	21,5	21,5	
	II	21,9	22,1	22,1	
	III	22,7	22,8	22,8	
	IV	23,5	23,3	23,3	

**CUADRO A.3. DEFLECTOR TRIMESTRAL DEL
CONSUMO PRIVADO NACIONAL (continuación)**

FECHA	INE(1)	EP	
		A	B
1976	I	24,5	24,6
	II	25,4	25,5
	III	26,4	26,2
	IV	27,6	27,6
1977	I	29,2	29,4
	II	31,2	31,1
	III	33,2	33,1
	IV	34,9	34,7
1978	I	36,2	36,0
	II	37,5	37,7
	III	38,9	39,0
	IV	40,4	40,5
1979	I	42,0	42,1
	II	43,7	43,8
	III	45,4	45,4
	IV	47,2	47,2
1980	I	49,0	49,2
	II	50,7	50,8
	III	52,5	52,3
	IV	54,3	54,1
1981	I	56,2	56,2
	II	58,1	58,3
	III	60,1	59,9
	IV	62,2	62,0
1982	I	64,5	64,4
	II	66,8	67,0
	III	68,9	69,0
	IV	71,0	70,8
1983	I	73,0	73,3
	II	75,0	75,0
	III	77,3	76,8
	IV	79,8	80,1
1984	I	82,4	82,6
	II	84,6	84,5
	III	86,5	86,4
	IV	87,9	87,7
1985	I	89,0	89,4
	II	90,3	90,8
	III	92,0	91,7
	IV	94,2	93,7
1986	I	96,8	97,0
	II	99,2	99,1
	III	101,3	101,3
	IV	102,7	102,7
1987	I	103,9	103,8
	II	105,0	105,3
	III	106,3	106,2
	IV	107,5	107,5

**CUADRO A.3. DEFLECTOR TRIMESTRAL DEL
CONSUMO PRIVADO NACIONAL (continuación)**

FECHA	INE(1)	EP	
		A	B
1988	I	108,6	108,5
	II	110,0	109,9
	III	111,7	112,0
	IV	113,5	113,6
1989	I	115,4	115,4
	II	117,4	117,4
	III	119,4	119,5
	IV	121,2	121,2
1990	I	123,0	123,0
	II	124,9	124,9
	III	127,0	126,9
	IV	129,1	129,3
1991	I	131,0	130,7
	II	132,9	132,8
	III	134,8	135,0
	IV	137,0	137,2
1992	I	139,6	139,8
	II	141,7	141,8
	III	143,6	143,4
	IV	145,3	145,3

(1): datos definitivos hasta el año 1989.

A: Elaboración propia con indicador.

B: Elaboración propia con indicador alternativo.

APÉNDICE B . GRÁFICO

GRÁFICO B.1. TASAS INTERANUALES
TENDENCIA-CICLO FINAL
PERÍODO 1: enero de 1964 a diciembre de 1976

PROCEDIMIENTO

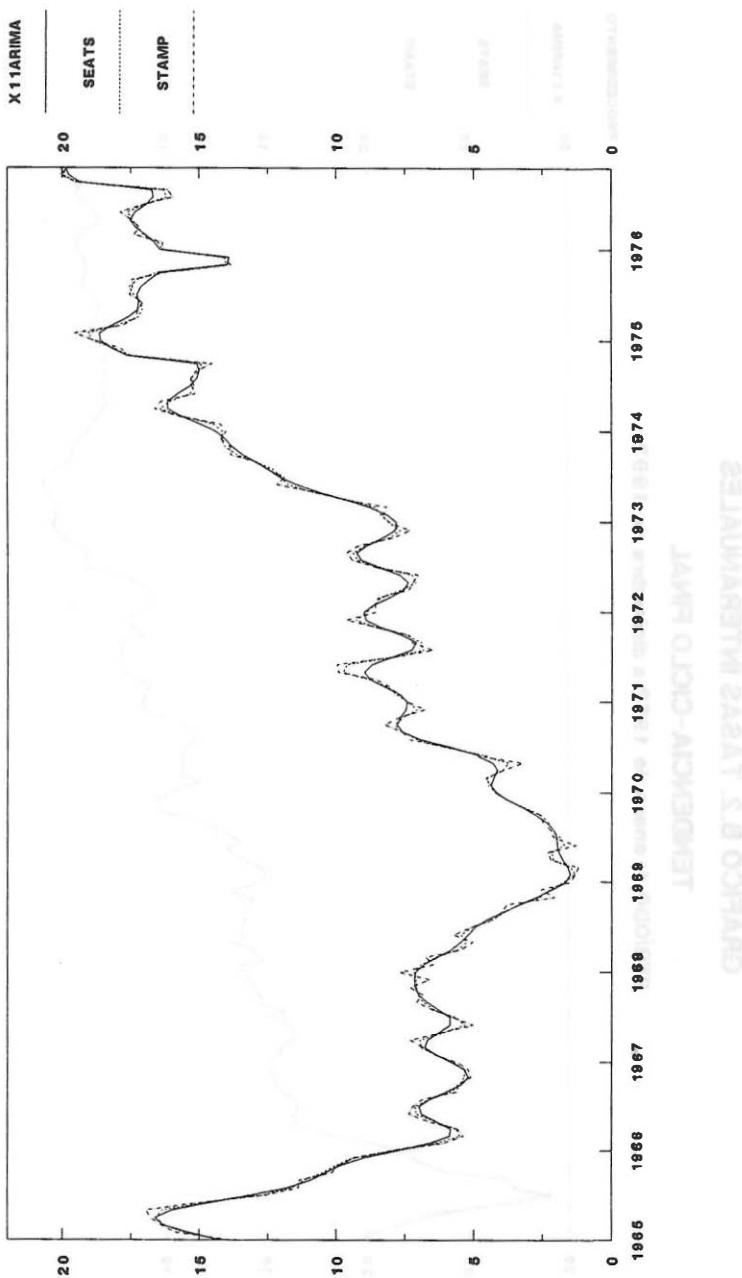


GRÁFICO B.2. TASAS INTERANUALES
TENDENCIA-CICLO FINAL
PERÍODO 1: enero de 1977 a diciembre de 1992

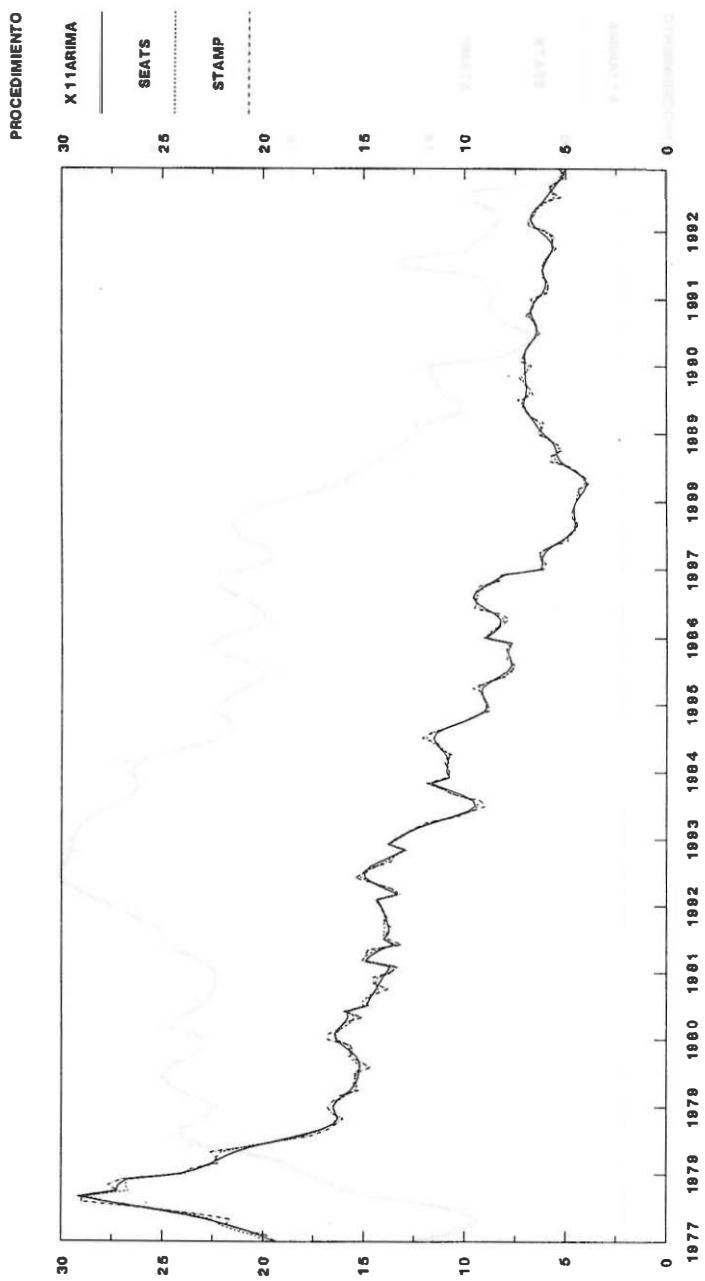
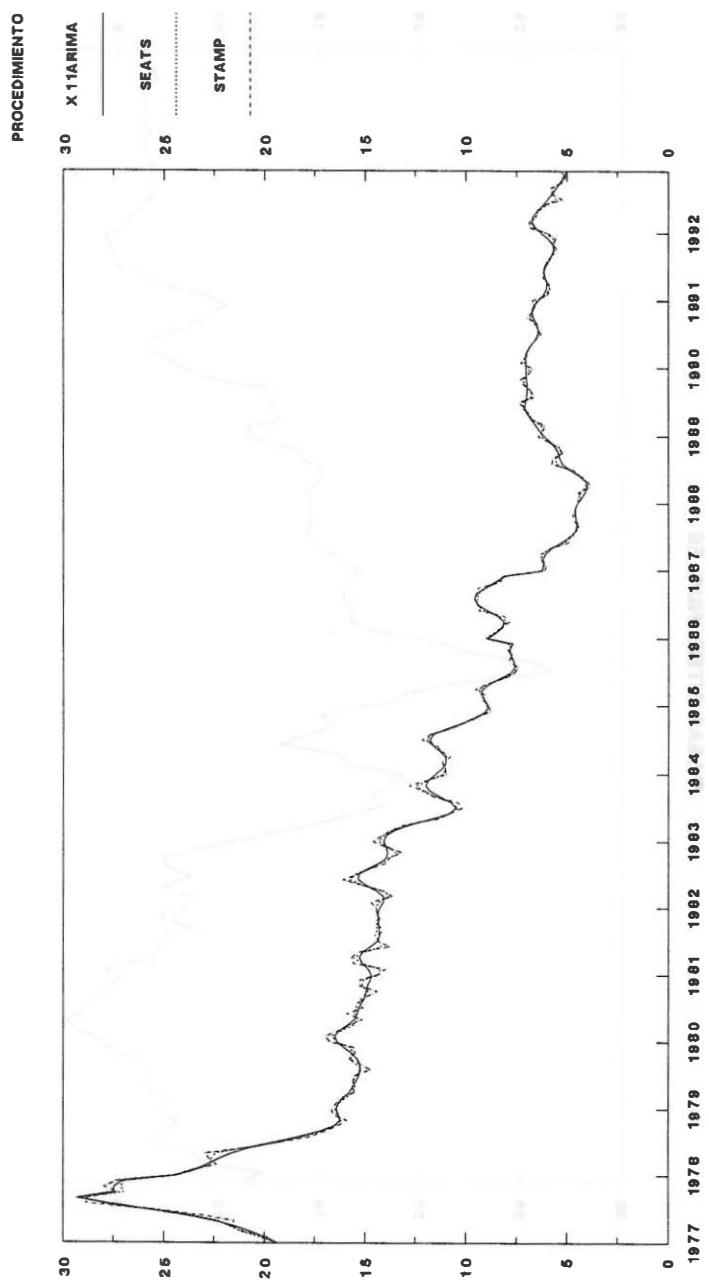
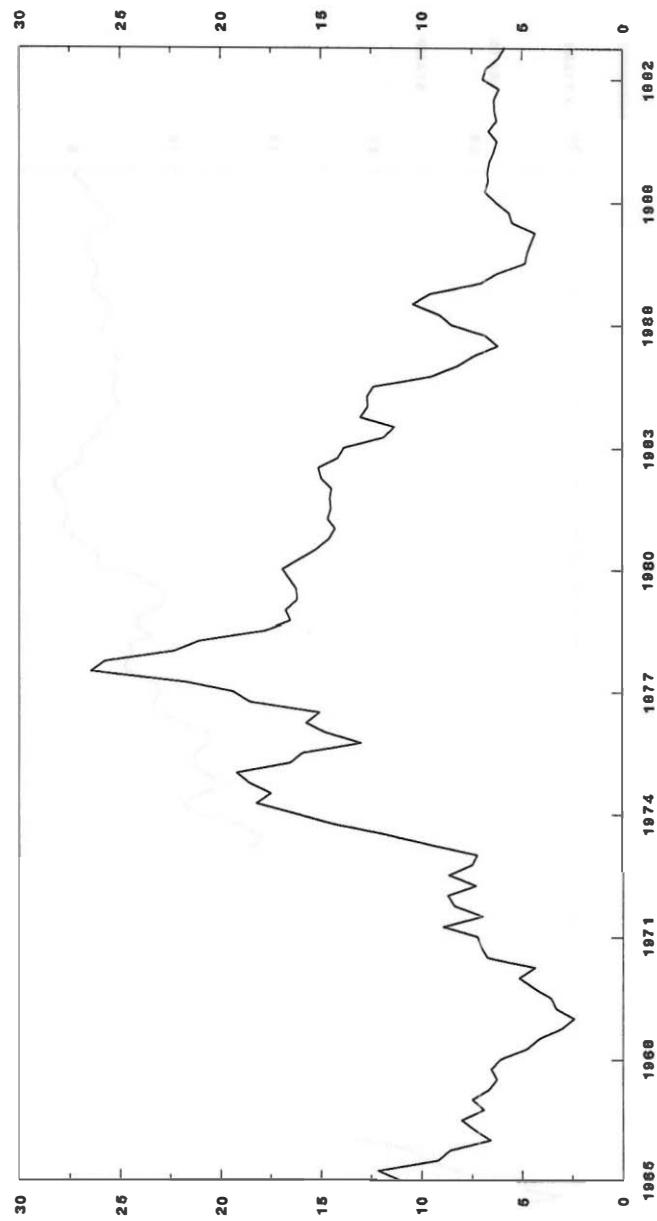


GRÁFICO B.3. TASAS INTERANUALES
TENDENCIA-CICLO FINAL ALTERNATIVA
PERÍODO 1: enero de 1977 a diciembre de 1992



**GRÁFICO B.4. DEFLECTOR TRIMESTRAL DEL
CONSUMO PRIVADO NACIONAL
TASAS INTERANUALES**

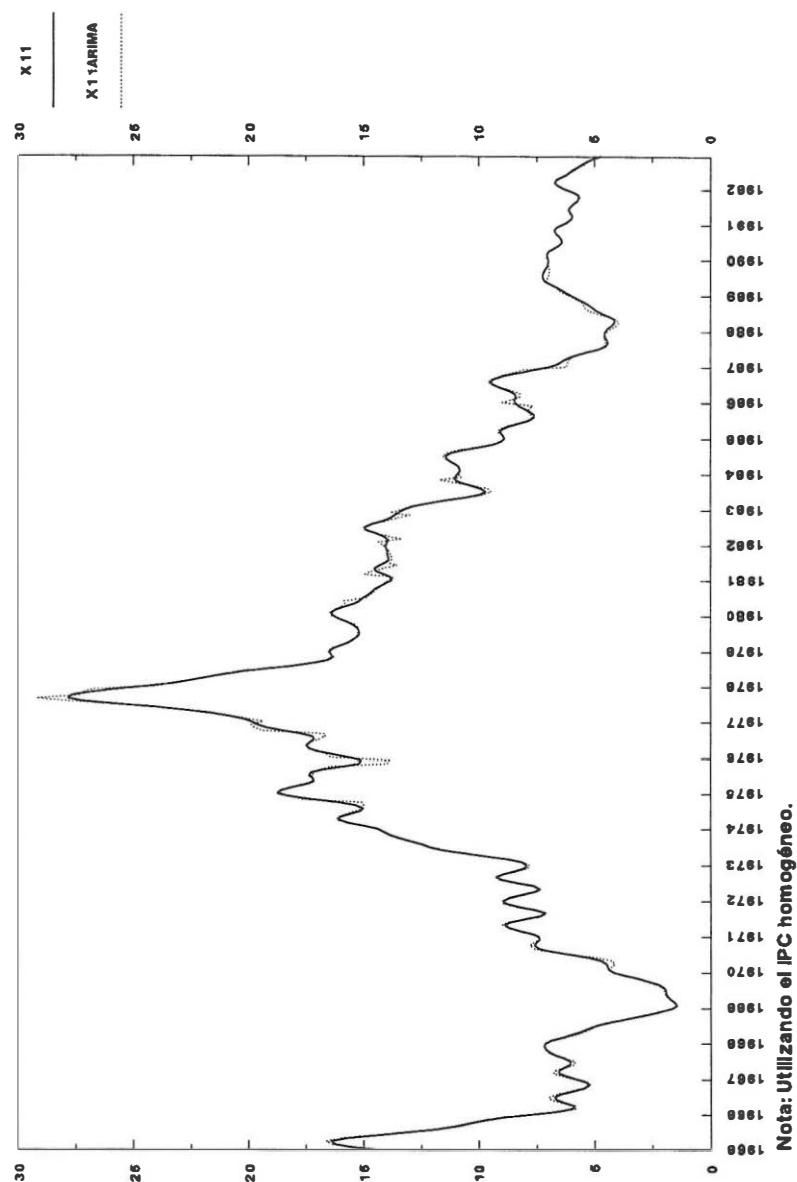


Fuente: Elaboración propia.

GRÁFICO B.5. TASAS INTERANUALES

TENDENCIA-CICLO FINAL

PERÍODO: enero de 1965 a diciembre de 1992



BIBLIOGRAFÍA

BARTELSMAN, E.J. Y CLEVELAND, W.P. (1992). "Joint seasonal adjustment of economic times series". Presentado en el International workshop on seasonal adjustment methods and diagnostics. Washington.

BELL, W.R. Y HILLMER, S.C. (1992). "Issues involved with the seasonal adjustment of economic time series" en Hylleberg, S. editor "Modelling seasonality". Oxford University Press, págs. 83-138.

BRUCE, A.G. Y JURKE, S.R. (1992). "Empirical comparison of two methods for non-gaussian seasonal adjustment". Presentado en el International workshop on seasonal adjustment methods and diagnostics. Washington.

BURRIDGE, P. Y WALLIS, K.F. (1992). "Unobserved-Components models for seasonal adjustment filters" en Hylleberg, S. editor "Modelling seasonality". Oxford University Press, págs. 259-281.

CHOW, G.C. Y LIN, A. (1971). "Best linear unbiased interpolation, distribution and extrapolation of time series by related series". Review of Economics and Statistics, vol. 53, nº 4, págs. 372-375.

CLEVELAND, W.P. Y TIAO, G.C. (1976). "Decomposition of seasonal time series: a model for the census X-11 program". Journal of the American Statistical Association, Vol. 71, nº 355, págs. 581-587.

DAGUM, E.B. (1988). "The X11ARIMA/88 seasonal adjustment method". Statistics Canada, Ottawa.

DAGUM, E.B., HUOT, G. Y MARRY, M. (1988). "Seasonal adjustment in the eighties: some problems and solutions". The Canadian Journal of Statistics, vol. 16. Suplemento 1988, págs. 109-126.

DENTON, F.T. (1971). "Adjustment of monthly or quarterly series to annual totals: an approach based on quadratic minimization". Journal of the American Statistical Association, vol. 66, nº 333, págs. 99-102.

ESPASA, A. Y CANCELO, J.R. (1993). "Caracterización de los aspectos esenciales de un fenómeno económico mediante técnicas estadísticas de extracción de señales", en Espasa, A. y Cancelo, J.R. editores "Métodos cuantitativos para el análisis de la coyuntura económica". Alianza Editorial, págs. 255-323.

FERNÁNDEZ, F.J. (1991). "El crecimiento subyacente en variables económicas". Estadística Española, Vol. 33, nº 126, págs. 73-98.

FINDLEY, D.F., MONSELL, B.C., SHULMAN, H.B. Y PUGH, M.G. (1990). "Sliding-Spans diagnostics for seasonal and related adjustments". Journal of the American Statistical Association, vol. 85, nº 410, págs. 345-355.

GEWEKE, J. (1978). "The temporal and sectorial aggregation of seasonally adjusted time series" en Zellner A. Editor "Seasonal analysis of economic time series", Bureau of the Census, Washington, págs. 411-427.

HARVEY, A.C. (1981). "Time series models". Philip Allan.

HARVEY, A.C. (1985). "Trends and cycles in macroeconomic time Series". Journal of Business and Economic Statistics, vol. 3, nº 3, págs. 216-227.

HARVEY, A.C. (1989). "Forecasting, structural time series models and the Kalman Filter". Cambridge University Press.

HARVEY, A.C. Y JAEGER, A. (1993). "Detrending, stylized facts and the business cycle". Journal of Applied Econometrics, vol. 8, págs. 231-247.

HILLMER, S.C. Y TIAO, G.C. (1982). "An ARIMA-model based approach to seasonal adjustment". Journal of the American Statistical Association, vol. 77, nº 377, págs. 63-70.

HODRICK, R.J. Y PRESCOTT, E.C. (1980). "Postwar U.S. business cycles: An empirical investigation". Carnegie-Mellon University, Discussion Paper nº 451.

INSTITUTO NACIONAL DE ESTADÍSTICA (1993). "Metodología de la Contabilidad Nacional Trimestral. Serie trimestral 1970-1992". Subdirección General de Cuentas Nacionales. Abril.

LOTHIAN, J. Y MARRY, M. (1977). "The problem of aggregation; direct or indirect". Statistics Canada, Ottawa.

MACAULAY, F.R. (1931). "The smoothing of time series". National Bureau of Economic Research.

MARAVALL, A. (1987). "Descomposición de series temporales: especificación, estimación e inferencia. (Con una aplicación a la oferta monetaria en España)". Banco de España. Documento de trabajo, nº 8702.

MARAVALL, A. Y GÓMEZ, V. (1992). "Signal Extraction in ARIMA time series. Program SEATS". European University Institute, Florence. Economics Department.

MELIS, F. (1991). "La estimación del ritmo de variación en series económicas". Estadística Española. Vol. 33, nº 126, págs. 7-56.

OJEDA, A. (1988). "Indices de precios en España en el período 1913-1987". Banco de España. Estudios de Historia Económica, nº 17.

SANZ, R. (1982). "Métodos de desagregación temporal de series económicas". Banco de España. Estudios Económicos, nº 22.

STAMP (1990). "Structural time series analyser, modeller and predictor". The London School of Economics and Political Science. Department of Statistical and Mathematical Sciences.

DOCUMENTOS DE TRABAJO (1)

- 9301 **Emiliano González Mota:** Políticas de estabilización y límites a la autonomía fiscal en un área monetaria y económica común.
- 9302 **Anindya Banerjee, Juan J. Dolado and Ricardo Mestre:** On some simple tests for cointegration: the cost of simplicity.
- 9303 **Juan Ayuso y Juan Luis Vega:** Agregados monetarios ponderados: el caso español. (Publicada una edición en inglés con el mismo número.)
- 9304 **Ángel Luis Gómez Jiménez:** Indicadores de la política fiscal: una aplicación al caso español.
- 9305 **Ángel Estrada y Miguel Sebastián:** Una serie de gasto en bienes de consumo duradero.
- 9306 **Jesús Briones, Ángel Estrada e Ignacio Hernando:** Evaluación de los efectos de reformas en la imposición indirecta
- 9307 **Juan Ayuso, María Pérez Jurado y Fernando Restoy:** Indicadores de credibilidad de un régimen cambiario: el caso de la peseta en el SME. (Publicada una edición en inglés con el mismo número.)
- 9308 **Cristina Mazón:** Regularidades empíricas de las empresas industriales españolas: ¿existe correlación entre beneficios y participación?
- 9309 **Juan Dolado, Alessandra Goria and Andrea Ichino:** Immigration and growth in the host country.
- 9310 **Amparo Ricardo Ricardo:** Series históricas de contabilidad nacional y mercado de trabajo para la CE y EEUU: 1960-1991.
- 9311 **Fernando Restoy y G. Michael Rockinger:** On stock market returns and returns on investment.
- 9312 **Jesús Saurina Salas:** Indicadores de solvencia bancaria y contabilidad a valor de mercado.
- 9313 **Isabel Argimón, José Manuel González-Páramo, María Jesús Martín y José María Roldán:** Productividad e infraestructuras en la economía española. (Publicada una edición en inglés con el mismo número.)
- 9314 **Fernando Ballabriga, Miguel Sebastián and Javier Vallés:** Interdependence of EC economies: A VAR approach.
- 9315 **Isabel Argimón y M.* Jesús Martín:** Series de «stock» de infraestructuras del Estado y de las Administraciones Pùblicas en España.
- 9316 **Pedro Martínez Méndez:** Fiscalidad, tipos de interés y tipo de cambio.
- 9317 **Pedro Martínez Méndez:** Efectos sobre la política económica española de una fiscalidad distorsionada por la inflación.
- 9318 **Pablo Antolín y Olympia Bover:** Regional Migration in Spain: The effect of Personal Characteristics and of Unemployment, Wage and House Price Differentials Using Pooled Cross-Sections.
- 9319 **Samuel Bentolila y Juan J. Dolado:** La contratación temporal y sus efectos sobre la competitividad.
- 9320 **Luis Julián Álvarez, Javier Jareño y Miguel Sebastián:** Salarios públicos, salarios privados e inflación dual.
- 9321 **Ana Revenga:** Credibilidad y persistencia de la inflación en el Sistema Monetario Europeo. (Publicada una edición en inglés con el mismo número.)
- 9322 **María Pérez Jurado y Juan Luis Vega:** Paridad del poder de compra: un análisis empírico. (Publicada una edición en inglés con el mismo número.)
- 9323 **Ignacio Hernando y Javier Vallés:** Productividad sectorial: comportamiento cíclico en la economía española.
- 9324 **Juan J. Dolado, Miguel Sebastián y Javier Vallés:** Cyclical patterns of the Spanish economy.
- 9325 **Juan Ayuso y José Luis Escrivá:** La evolución del control monetario en España.
- 9326 **Alberto Cabrero Bravo e Isabel Sánchez García:** Métodos de predicción de los agregados monetarios.

- 9327 **Cristina Mazón:** Is profitability related to market share? An intra-industry study in Spanish manufacturing.
- 9328 **Esther Gordo y Pilar L'Hotellerie:** La competitividad de la industria española en una perspectiva macroeconómica.
- 9329 **Ana Buisán y Esther Gordo:** El saldo comercial no energético español: determinantes y análisis de simulación (1964-1992).
- 9330 **Miguel Pellicer:** Functions of the Banco de España: An historical perspective.
- 9401 **Carlos Ocaña, Vicente Salas y Javier Vallés:** Un análisis empírico de la financiación de la pequeña y mediana empresa manufacturera española: 1983-1989.
- 9402 **P. G. Fisher and J. L. Vega:** An empirical analysis of M4 in the United Kingdom.
- 9403 **J. Ayuso, A. G. Haldane and F. Restoy:** Volatility transmission along the money market yield curve.
- 9404 **Gabriel Quirós:** El mercado británico de deuda pública.
- 9405 **Luis J. Álvarez and Fernando C. Ballabriga:** BVAR models in the context of cointegration: A Monte Carlo experiment.
- 9406 **Juan José Dolado, José Manuel González-Páramo y José M. Roldán:** Convergencia económica entre las provincias españolas: evidencia empírica (1955-1989).
- 9407 **Ángel Estrada e Ignacio Hernando:** La inversión en España: un análisis desde el lado de la oferta.
- 9408 **Ángel Estrada García, M. Teresa Sastre de Miguel y Juan Luis Vega Croissier:** El mecanismo de transmisión de los tipos de interés: el caso español.
- 9409 **Pilar García Pérez y Ramón Gómez:** Elaboración de series históricas de empleo a partir de la Encuesta de Población Activa (1964-1992).
- 9410 **F. J. Sáez Pérez de la Torre, J. M. Sánchez Sáez y M. T. Sastre de Miguel:** Los mercados de operaciones bancarias en España: especialización productiva y competencia.
- 9411 **Olympia Bover and Ángel Estrada:** Durable consumption and house purchases: Evidence from Spanish panel data.
- 9412 **José Viñals:** Building a Monetary Union in Europe: is it worthwhile, where do we stand, and where are we going?
- 9413 **Carlos Chuliá:** Los sistemas financieros nacionales y el espacio financiero europeo.
- 9414 **José Luis Escrivá y Andrew G. Haldane:** El mecanismo de transmisión de los tipos de interés en España: estimación basada en dasagregaciones sectoriales. (Publicada una edición en inglés con el mismo número.)
- 9415 **M. de los Llanos Matea y Ana Valentina Regil:** Métodos para la extracción de señales y para la trimestralización. Una aplicación: Trimestralización del deflactor del consumo privado nacional.

(I) Los Documentos de Trabajo anteriores a 1993 figuran en el catálogo de publicaciones del Banco de España.

Información: Banco de España
Sección de Publicaciones. Negociado de Distribución y Gestión
Teléfono: 338 51 80
Alcalá, 50. 28014 Madrid