

STAMP 5.0: UN PROGRAMA PARA EL ANÁLISIS DE SERIES TEMPORALES*

ESTHER RUIZ

Universidad Carlos III de Madrid

El programa STAMP 5.0 (Structural Time Series Analyser, Modeller and Predictor) es un programa interactivo y guiado por menú, especialmente diseñado para el análisis y predicción de series temporales y, en particular, para el tratamiento de modelos dinámicos con componentes inobservables. Entre dichos modelos se encuentran los modelos estructurales de series temporales que consideran una serie temporal como compuesta por componentes (tendencia, estacionalidad, ciclo y componente irregular) que no pueden ser directamente observados por el analista pero que tienen una interpretación directa. Dichos componentes son de interés para la descripción del comportamiento dinámico de una serie. En el contexto del análisis económico, dicha descripción es fundamental en el análisis de coyuntura. El análisis de modelos de componentes inobservables realizado por STAMP puede ser univariante o multivariante. En el contexto univariante, los principales objetivos suelen ser la estimación de los componentes inobservables (conocida como extracción de señales) y la predicción. En el análisis multivariante, se trata además de analizar las relaciones dinámicas entre varias series temporales. Como un caso particular del análisis multivariante se encuentran los modelos uniecuacionales, es decir, modelos de regresión dinámica con componentes inobservables y dentro de estos, los modelos de intervención y el modelo del mecanismo de corrección del error.

El programa va dirigido a analistas aplicados de series temporales y, en particular a economistas aplicados aunque puede ser muy útil para cualquier investigador en el área del análisis de series temporales. Para quienes no sean expertos en series temporales, el programa facilita el análisis suministrando por defecto las opciones más adecuadas, en principio, a cada caso. Sin embargo, dado que no es un programa con tratamiento automático es recomendable conocer, al menos, los fundamentos en los que se basa la modelización.

El objetivo de la presente revisión es proporcionar al usuario potencial una descripción de las capacidades del programa así como de los modelos en los que se basa. También se comparan brevemente sus prestaciones con las de otros programas de análisis de series temporales disponibles actualmente en el mercado.

El programa STAMP 5.0 ha sido completamente rediseñado con respecto a la versión anterior. Para los usuarios de dicha versión, la principal innovación de

(1) La autora quiere agradecer la ayuda financiera del proyecto PB95-0299 y las sugerencias recibidas de J.M. Revuelta.

STAMP 5.0 es el tratamiento de series multivariantes. También se ha flexibilizado la modelización en general, permitiendo incluir hasta tres ciclos en una serie y componentes AR(1). Además, se incluye un generador de números aleatorios que permite generar series artificiales. Finalmente, se ha facilitado el manejo y control del programa, se incluyen muchas más facilidades para archivar los resultados y para la realización de representaciones gráficas.

El programa STAMP requiere ordenadores 386 o posteriores, 3.0 MB libres de capacidad en el disco duro y, al menos, 1.2 MB de memoria libre extendida. Judge (1996) comenta haber utilizado STAMP en un ordenador personal 286, obteniendo resultados satisfactorios en el análisis univariante pero muy lentos en el tratamiento multivariante. Se presenta para versiones DOS 3.3 o posteriores y versión Windows. El programa puede ser utilizado sin ratón y sin procesador matemático pero es más eficiente utilizando ambos. Así mismo, el programa funciona mejor con una tarjeta de gráficos VGA.

La presente revisión del programa se ha organizado como sigue. En la sección 2 se realiza una breve descripción de las propiedades estadísticas de los modelos estructurales con el objetivo de que sirva de guía a los usuarios que no quieran profundizar en el estudio de dichos modelos. La sección 3 contiene una descripción del programa y su documentación. Además, en la sección 3 se presenta un ejemplo empírico. Finalmente, la sección 4 contiene las conclusiones donde se detallan cuáles son las limitaciones y ventajas del programa y se realiza una comparación del mismo con otros programas.

1. MODELOS DINÁMICOS CON COMPONENTES INOBSERVABLES

1.1. Modelos estructurales univariantes

Los componentes que habitualmente suelen dominar la evolución de las series económicas son el componente tendencial, el estacional, el cíclico y el componente irregular. Dichos componentes se han modelizado tradicionalmente de forma determinista. Sin embargo, cuando las series temporales son suficientemente largas, parece razonable suponer que los componentes pueden evolucionar aleatoriamente en el tiempo. Este es el supuesto de partida de los modelos estructurales. Una extensa descripción de dichos modelos puede encontrarse en Harvey (1989). Los últimos desarrollos sobre modelos estructurales de series temporales aparecen en Harvey y Shephard (1993). Los usuarios de STAMP que quieran una descripción sencilla de dichos modelos pueden utilizar el presente artículo, el manual de STAMP o Harvey (1993).

Las series temporales generadas por modelos estructurales no son, en general, estacionarias. Sin embargo, diferenciando dichas series se obtienen representaciones estacionarias que sirven para establecer la relación entre los modelos estructurales y los modelos ARIMA. En concreto, la forma estacionaria de la mayoría de los modelos estructurales es equivalente a un modelo ARIMA concreto en el que se han impuesto determinadas restricciones sobre los valores de los parámetros. En consecuencia, los modelos estructurales y los modelos ARIMA son formas alternativas de modelizar comportamientos no estacionarios en series temporales. Existe, además, una estrecha relación entre los modelos estructurales y los métodos de alisado utilizados frecuentemente para obtener estimaciones de los componentes de una serie temporal. El análisis de los modelos estructurales ha proporcionado racionalidad a las técnicas de alisado, que se han utilizado sin ninguna fundamentación teórica, pero que han demostrado ser útiles para muchas series temporales económicas.

A continuación vamos a describir brevemente los modelos estructurales más utilizados en el análisis de series temporales económicas.

1.1.1. Evolución aleatoria del nivel

Considérese una serie temporal cuyas observaciones oscilan alrededor de un nivel medio que permanece constante en el tiempo. Las desviaciones de la serie con respecto a dicho nivel son estacionarias, en el sentido de que aunque algunos valores se alejen en el corto plazo del nivel medio, la serie siempre vuelve a dicho nivel. Por sencillez, vamos a suponer además que dichas desviaciones no están correlacionadas entre sí. Un modelo capaz de representar el comportamiento dinámico de dicha serie es:

$$y_t = \mu_0 + \varepsilon_t, \quad t = 1, \dots, T, \quad [1]$$

donde ε_t es un ruido blanco con varianza σ_ε^2 . Este sería un modelo con un componente (el nivel de la serie, μ_0) determinista. Podemos flexibilizar el modelo de forma que el nivel de la serie pueda evolucionar en el tiempo. Una posibilidad es que el nivel en cada momento t sea el nivel del período anterior más un elemento aleatorio. En concreto, podemos considerar el siguiente modelo:

$$\begin{aligned} y_t &= \mu_t + \varepsilon_t \\ \mu_t &= \mu_{t-1} + \eta_t, \quad t = 1, \dots, T, \end{aligned} \quad [2]$$

donde η_t es un ruido blanco con varianza σ_η^2 y no está correlacionado con la perturbación ε_t . El modelo [2] es conocido como *paseo aleatorio con ruido* y es el caso más sencillo de un modelo estructural. Dicho modelo sirve para representar el comportamiento dinámico de series temporales sin estacionalidad ni ciclos, cuyo nivel medio no se mantiene constante en el tiempo pero que no tienen una tendencia sistemática a crecer o decrecer.

Como un caso particular de interés empírico, nótese que cuando $\sigma_\eta^2 = 0$, el nivel de la serie es determinista. Si además, $\mu_1 = 0$, entonces la serie tiene media cero.

1.1.2. Evolución aleatoria de la tendencia

Si al comportamiento de la serie descrito anteriormente queremos añadirle una tendencia podemos hacerlo mediante el siguiente modelo:

$$\begin{aligned} y_t &= \mu_t + \varepsilon_t \\ \mu_t &= \mu_{t-1} + \beta + \eta_t, \quad t = 1, \dots, T \end{aligned} \quad [3]$$

donde β es una constante que mide la tasa de crecimiento medio de la serie, es decir, la pendiente de la tendencia. En el modelo [3], el nivel cambia aleatoriamente en el tiempo pero la tasa de crecimiento medio de la serie, β , es constante. Si queremos flexibilizar la dinámica de la serie, permitiendo que dicha tasa pueda cambiar a lo largo del tiempo, podemos utilizar el siguiente modelo:

$$\begin{aligned} y_t &= \mu_t + \varepsilon_t \\ \mu_t &= \mu_{t-1} + \beta_{t-1} + \eta_t \\ \beta_t &= \beta_{t-1} + \xi_t, \quad t = 1, \dots, T \end{aligned} \quad [4]$$

donde ξ_t es un ruido blanco con varianza σ_ξ^2 y no está correlacionado con ε_t ni con η_t . El modelo [4] es conocido como *modelo de tendencia lineal local* y representa el comportamiento dinámico de series temporales, sin estacionalidad ni ciclos, cuya tasa de crecimiento no es constante a lo largo del tiempo.

Como casos particulares de interés empírico del modelo [4] podemos considerar el caso en el que $\sigma_\xi^2 = 0$, es decir, la serie tiene tendencia pero con una tasa de crecimiento medio constante a lo largo del tiempo. Si además, $\beta_1=0$, entonces la serie no tiene tendencia. Cuando $\sigma_\eta^2 = 0$ y $\sigma_\xi^2 \neq 0$, la pendiente de la tendencia cambia en el tiempo pero de una forma muy suave.

1.1.3. Evolución aleatoria de la estacionalidad

Si consideramos ahora series temporales compuestas de tendencia, componente estacional y componente transitorio, un modelo apropiado para representarlas sería el siguiente:

$$\begin{aligned} y_t &= \mu_t + \gamma_t + \varepsilon_t \\ \mu_t &= \mu_{t-1} + \beta_{t-1} + \eta_t \\ \beta_t &= \beta_{t-1} + \xi_t, \quad t = 1, \dots, T \end{aligned} \tag{5}$$

donde γ_t es el componente estacional. Utilizando las mismas ideas que hemos desarrollado para la tendencia, el componente estacional puede evolucionar estocásticamente a lo largo del tiempo. El programa STAMP proporciona dos alternativas para modelizar dicha evolución. La denominada *estacionalidad trigonométrica* se define como:

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

donde

$$\begin{aligned} \gamma_{jt} &= \gamma_{jt-1} \cos \lambda_j + \gamma_{jt-1}^* \sin \lambda_j + \omega_{jt} \\ \gamma_{jt}^* &= -\gamma_{jt-1} \sin \lambda_j + \gamma_{jt-1}^* \cos \lambda_j + \omega_{jt}^* \end{aligned} \tag{6}$$

y ω_{jt} y ω_{jt}^* son ruidos blancos con varianza común σ_ω^2 , no correlacionados entre sí ni con ninguna de las otras perturbaciones del modelo, s es la frecuencia de la estacionalidad ($s=12$ para series mensuales) y $\lambda_j, j=1, \dots, [s/2]$, son las frecuencias armónicas, $\lambda_j = 2\pi j/s$. En la práctica, las varianzas de los diferentes componentes armónicos se asumen iguales, es decir, $\sigma_j^2 = \sigma_\omega^2$ dado que se pierde poco en términos de ajuste y se gana en tiempo de ordenador.

Alternativamente, podemos utilizar la modelización de la estacionalidad basada en variables ficticias, dada por:

$$\sum_{j=0}^{s-1} \gamma_{t-j} = \omega_t \tag{7}$$

donde ω_t es ruido blanco con varianza σ_ω^2 , no correlacionado con las otras perturbaciones del modelo. En este caso, el promedio de s observaciones no es exactamente cero, sino que es cero en media, de forma que la estacionalidad puede no ser exactamente igual de año a año.

En análisis empíricos de series económicas, parece observarse que la estacionalidad trigonométrica proporciona, en general, mejores ajustes que la estacionalidad basada en variables ficticias.

Nótese que, nuevamente, cuando $\sigma_{\omega}^2 = 0$ se obtiene una estacionalidad determinista y si, además, el componente estacional en el último período muestral es cero, dicho componente no está presente en la serie.

El modelo [5] es conocido como *modelo estructural básico*, y sirve para representar series con tendencia y estacionalidad estocásticas. Las varianzas de las perturbaciones aleatorias que afectan a los distintos componentes del modelo se denominan *hiperparámetros*.

1.1.4. Evolución aleatoria del ciclo

Vamos a considerar ahora la modelización de comportamientos cíclicos en series temporales. Una representación estocástica del ciclo puede venir dada por:

$$\begin{aligned}\psi_t &= \cos \lambda_c \psi_{t-1} + \text{sen } \lambda_c \psi_{t-1}^* + \kappa_t \\ \psi_t^* &= -\text{sen } \lambda_c \psi_{t-1} + \cos \lambda_c \psi_{t-1}^* + \kappa_t^*\end{aligned}\quad [8]$$

donde κ_t y κ_t^* son ruidos blancos con varianza común σ_{κ}^2 , no correlacionados entre sí ni con ninguna de las otras perturbaciones del modelo y λ_c es la frecuencia medida en radianes y el período del ciclo es $2\pi/\lambda_c$.

Se puede introducir mayor flexibilidad en el ciclo mediante la siguiente formulación:

$$\begin{aligned}\psi_t &= \rho \cos \lambda_c \psi_{t-1} + \rho \text{sen } \lambda_c \psi_{t-1}^* + \kappa_t \\ \psi_t^* &= -\rho \text{sen } \lambda_c \psi_{t-1} + \rho \cos \lambda_c \psi_{t-1}^* + \kappa_t^*\end{aligned}\quad [9]$$

donde $|\rho| < 1$ es conocido como *damping factor*. En la formulación [9] el ciclo es estacionario. Cuando $\rho \rightarrow 0$ y $\lambda_c \rightarrow 0$ obtenemos una tendencia lineal. Cuando λ_c es 0 ó π , el ciclo se convierte en un proceso AR(1).

El programa STAMP permite incluir en un modelo hasta tres ciclos con frecuencias diferentes.

1.2. Modelos estructurales multivariantes

Los modelos estructurales univariantes pueden generalizarse fácilmente al caso multivariante en el que se quiere analizar un vector $N \times 1$ de variables económicas contenidas en z_t . Por ejemplo, la generalización multivariante del modelo de nivel local es:

$$\begin{aligned}z_t &= \mu_t + \varepsilon_t, & \varepsilon_t &\sim \text{NID}(0, \Sigma_{\varepsilon}) \\ \mu_t &= \mu_{t-1} + \eta_t, & \eta_t &\sim \text{NID}(0, \Sigma_{\eta})\end{aligned}\quad [10]$$

donde z_t , μ_t , ε_t y η_t son vectores de dimensión $N \times 1$. En el modelo [10] cada variable del vector z_t tiene su propio nivel estocástico. La matriz Σ_{η} mide las covarianzas entre los diferentes niveles.

Cuando se introducen componentes cíclicos en un sistema multivariante, el programa STAMP impone la restricción de que los ciclos de todas las variables tengan el mismo parámetro ρ y la misma frecuencia, lo que puede resultar demasiado restrictivo en algunas aplicaciones empíricas.

Las propiedades de un modelo multivariante y , en concreto, del modelo [10] dependen de las propiedades de las matrices Σ_ε y Σ_η . Por ejemplo, bajo la restricción de homogeneidad, que establece que $\Sigma_\eta = q \Sigma_\varepsilon$, es decir, todas las combinaciones lineales de los elementos de z_t tienen las mismas propiedades estocásticas, se simplifica mucho el análisis. La restricción de homogeneidad puede ser impuesta al estimar modelos multivariantes con STAMP.

Un caso especialmente interesante desde el punto de vista empírico es cuando algunas de las tendencias de las variables componentes de z_t son comunes. En este caso, existe cointegración entre las series componentes del vector z_t . Nuevamente, STAMP permite imponer la restricción de componentes comunes. Sin embargo tiene limitaciones en el sentido de que no se permiten rotaciones que permitan reinterpretaciones de dichos componentes comunes. Además, cuando hay cointegración estacional sólo se permite dicha cointegración en todas las frecuencias.

En el caso de la estimación de modelos multivariantes con el programa STAMP es importante señalar que, dado el alto número de parámetros que es necesario estimar se produce en muchos casos la denominada “convergencia débil”, que indica una mala especificación del modelo. Por ello, en estos modelos es más importante que en los modelos univariantes, una especificación inicial del modelo, lo más correcta posible y que incorpore todas las restricciones que sean apropiadas para las series analizadas.

1.3. Modelos uniecuacionales de regresión dinámica

Cuando en un modelo multivariante todas menos una de las variables componentes del vector z_t son exógenas, no es necesario plantear un sistema con N ecuaciones como [10] sino que podríamos analizar un modelo de regresión dinámica con una única ecuación. En concreto, en el contexto de los modelos estructurales obtendríamos un modelo uniecuacional con variables exógenas como, por ejemplo, el siguiente:

$$\begin{aligned} y_t &= \mu_t + x'_t \delta + \varepsilon_t \\ \mu_t &= \mu_{t-1} + \eta_t. \end{aligned} \tag{11}$$

Si $\sigma_\eta^2 = 0$, obtenemos un *modelo de regresión clásico*. Cuando $\sigma_\varepsilon^2 = 0$ y $\sigma_\eta^2 \neq 0$, se obtiene una regresión en primeras diferencias. Finalmente, si ambas varianzas son distintas de cero, se obtiene un modelo de *función de transferencia*.

Casos particulares de inclusión de variables explicativas en modelos estructurales son el *análisis de intervención*, que se describe a continuación y el *modelo del mecanismo de corrección del error*.

Finalmente, debemos señalar que el programa STAMP permite introducir variables explicativas y , por lo tanto, intervenciones, en modelos multivariantes mediante la imposición de restricciones en la matrices correspondientes.

1.4. Análisis de intervención

Cuando en una serie temporal, como efecto de acontecimientos extraordinarios, se producen observaciones atípicas, dichas observaciones pueden modelizarse introduciendo variables ficticias. La introducción de variables ficticias en un modelo de series temporales se conoce como análisis de intervención. Al analizar series temporales hay tres tipos principales de efectos extraordinarios que se suelen observar. En primer lugar, puede haber efectos transitorios sobre la serie, es decir, acontecimientos extra-

ordinarios que afectan a la serie durante un período de tiempo. En este caso, se introduce una variable impulso, I_t , que toma valor uno en el período correspondiente al efecto extraordinario y cero en todos los demás períodos, es decir,

$$y_t = \mu_t + \omega I_t + \varepsilon_t. \quad [12]$$

Si existe un efecto de este tipo deberíamos observar un valor de gran magnitud en el residuo correspondiente al componente irregular de la serie.

También puede haber acontecimientos extraordinarios que afecten a la serie temporal cambiando su nivel de forma permanente. En este caso, es posible especificar un modelo como [12] pero con la variable ficticia especificada como una variable escalón, es decir, una variable que toma valor cero antes del acontecimiento extraordinario y uno a partir de ese momento. Alternativamente, es posible especificar un modelo donde se incluya una variable impulso en la ecuación del nivel, es decir,

$$\begin{aligned} y_t &= \mu_t + \varepsilon_t \\ \mu_t &= \mu_{t-1} + \omega I_t + \eta_t. \end{aligned} \quad [13]$$

En este caso, el valor atípico se puede observar por un valor extraordinariamente grande en el residuo correspondiente al componente del nivel.

Finalmente, las series temporales pueden presentar cambios estructurales en los que la tasa de crecimiento de la serie cambia a partir de un determinado momento como efecto de un acontecimiento extraordinario. En este caso, es posible introducir en la ecuación de y_t una variable escalera que toma valores 1, 2, ..., a partir del período de dicho acontecimiento y cero anteriormente. Alternativamente, podemos introducir una variable impulso en la ecuación de la tasa de crecimiento de la serie.

Cuando un acontecimiento extraordinario tiene efectos (transitorios o permanentes) sobre una serie temporal durante varios períodos de tiempo, el programa STAMP no permite introducir filtros en las intervenciones. En este caso, es necesario introducir en el modelo varias variables ficticias consecutivas, lo que puede ser un inconveniente importante en algunas situaciones concretas.

1.5. Tratamiento de los modelos estructurales

1.5.1. Estimación de los componentes inobservables: El filtro de Kalman y algoritmos de suavizado

El filtro de Kalman es una poderosa herramienta en el análisis de series temporales que permite obtener estimaciones de los distintos componentes inobservables que conforman una serie temporal. Dicho filtro consiste en un conjunto de ecuaciones que proporcionan estimaciones de los componentes un período hacia adelante, es decir, estimaciones de cada componente en el momento t basadas en la información disponible en el momento $t-1$. Mediante el filtro también se pueden obtener estimaciones adaptadas de los componentes, es decir, estimaciones de cada componente en el momento t basadas en las observaciones hasta el mismo momento t , junto a sus respectivos errores cuadráticos medios (ECM). Bajo normalidad condicional de la serie y_t , dichas estimaciones de los componentes son de ECM mínimo.

El filtro también genera las *innovaciones* (errores de predicción un período hacia adelante) de la serie y sus varianzas, que pueden ser utilizados para obtener la función de verosimilitud en la que se basa la estimación de los parámetros del modelo.

Como hemos comentado, mediante el filtro se pueden obtener estimaciones de los componentes de una serie en el momento t basados en observaciones hasta el mismo momento t . Sin embargo, es posible utilizar todas las observaciones en la muestra para estimar cada componente en el momento t . Esto es lo que hacen los algoritmos de alisado. En Economía, se utiliza principalmente el suavizado de intervalo fijo que es una estimación de ECM mínimo de los componentes de la serie basada en toda la información muestral. El ECM de las estimaciones suavizadas siempre es menor en media que el de las estimaciones filtradas dado que se está utilizando más información. Aunque, en teoría, es posible obtener intervalos de confianza para las estimaciones suavizadas de los componentes, el programa no las proporciona.

Una vez que se han obtenido estimaciones de los diferentes componentes del modelo, el programa STAMP permite obtener las series desestacionalizadas y/o sin tendencia. En el caso de estar interesados en la serie sin tendencia, el programa también incluye como alternativa el filtro de Holdrick y Prescott.

Un atractivo del programa es que, en el caso de que se haya realizado la transformación logarítmica, se proporcionan también estimaciones de los componentes originales de la serie, que son más fácilmente interpretables que las estimaciones de los componentes transformados.

1.5.2. Estimación por máxima verosimilitud de los parámetros del modelo

Como es habitual en el análisis de series temporales, la verosimilitud puede descomponerse en el producto de las densidades condicionales, es decir,

$$L(y_1, \dots, y_T) = L(y_0) \prod_{t=1}^T L(y_t | y_0, y_1, \dots, y_{t-1}).$$

Tomando logaritmos en la expresión anterior y asumiendo la normalidad condicional de y_t y que y_0 es fijo, obtenemos la expresión:

$$\log L = -0.5 T \log \pi - 0.5 \sum_{t=1}^T \log F_t - 0.5 \sum_{t=1}^T (v_t^2 / F_t) \quad [14]$$

donde $v_t = y_t - E_{t-1}(y_t)$ y $F_t = E_{t-1}(v_t^2)$. Como ya hemos comentado anteriormente, el filtro de Kalman proporciona las innovaciones, v_t , y sus varianzas, F_t , que se pueden después introducir en la expresión (14). Dicha expresión es maximizada numéricamente, mediante el método Quasi-Newton BFGS, para obtener estimaciones de los parámetros del modelo.

En la estimación por Máxima Verosimilitud, el programa STAMP permite controlar por parte del usuario los parámetros del modelo que se desee mantener fijos, los valores iniciales del algoritmo de optimización y los criterios de convergencia y el número máximo de iteraciones de dicho algoritmo. Este control puede ser muy útil para los usuarios expertos, aunque, en la mayoría de las situaciones, no es necesario utilizarlo.

La mayoría de los parámetros de un modelo estructural están sometidos a restricciones (por ejemplo, la no negatividad de las varianzas de las perturbaciones), por lo

que la maximización se realiza con respecto a transformaciones de los parámetros adecuadas para garantizar dichas restricciones.

1.5.3. Validación

La validación de los resultados obtenidos después de la estimación se realiza analizando las propiedades de las estimaciones obtenidas y de los residuos.

Dado que la maximización de la verosimilitud se realiza con respecto a transformaciones de los parámetros del modelo, los errores estándar proporcionados por STAMP se refieren a dichas transformaciones y no a los parámetros originales. En cualquier caso, es importante resaltar que la mayoría de los contrastes de interés en modelos estructurales son contrastes sobre las varianzas de las perturbaciones del modelo y, por lo tanto, dichos contrastes deben ser modificados para tener en cuenta que la alternativa es unilateral. Además, las propiedades de dichos contrastes dependen del modelo concreto que se esté ajustando a la serie. Por ejemplo, en el modelo del paseo aleatorio más ruido, los contrastes habituales no pueden aplicarse para la hipótesis nula $H_0: \sigma_\eta^2 = 0$, dado que bajo H_0 el modelo es estacionario y bajo la alternativa tiene una raíz unitaria. En el modelo estructural básico los contrastes basados en la razón de verosimilitudes solo pueden ser utilizados cuando σ_ξ^2 y σ_ω^2 son estrictamente positivas. Cuando σ_ξ^2 es cero ya no se puede contrastar $\sigma_\eta^2 = 0$. La hipótesis $\sigma_\epsilon^2 = 0$ todavía puede ser contrastada si σ_η^2 y σ_ω^2 son estrictamente positivas.

Recuérdese que cuando la estimación de la varianza de la perturbación de un determinado componente es cero, dicho componente es determinista. Si además, la estimación del componente al final del período muestral no es significativamente distinta de cero, dicho componente no está presente en la serie analizada.

Con respecto al análisis de los residuos, es decir, las innovaciones estandarizadas, v_t / F_t , el programa STAMP proporciona los diagnósticos habituales en el análisis de series temporales. Entre los contrastes disponibles están las cantidades CUSUM y CUSUMQ (útiles para detectar cambios estructurales), el correlograma, contrastes de heteroscedasticidad y normalidad, etc..

Además, el programa proporciona los residuos auxiliares que son estimaciones de las perturbaciones correspondientes a cada uno de los componentes del modelo. Los residuos auxiliares son especialmente útiles para detectar observaciones atípicas y cambios estructurales. El programa STAMP solo proporciona residuos auxiliares correspondientes al componente irregular y al nivel. Es importante resaltar que, por construcción, dichos residuos están autocorrelacionados aunque el modelo esté correctamente especificado.

1.5.4. Predicción

Una vez que el modelo ha sido estimado, la predicción de valores futuros de la serie se realiza mediante la suma de las predicciones de cada componente. Dichas predicciones, a su vez, se basan en extrapolar hacia el futuro las estimaciones de los componentes proporcionadas por el filtro de Kalman para el último período muestral. El filtro de Kalman también proporciona los ECM de estas predicciones condicionales en los parámetros desconocidos.

Cuando la varianza de algún componente es cero, la función de predicción final correspondiente a ese componente no depende de las observaciones. Este es un comportamiento muy rígido, por lo que en caso de duda siempre es mejor incluir la varianza correspondiente aunque ésta no sea significativa.

Los contrastes deben basarse en predicciones un período hacia adelante, aunque las predicciones varios períodos hacia adelante pueden ser muy informativas.

Es importante señalar que, al permitir introducir variables explicativas en los modelos, el programa STAMP permite realizar predicciones bajo diferentes escenarios.

2. UTILIZACIÓN DEL PROGRAMA

Aunque en el manual se dice que el programa puede ser utilizado por usuarios que no tengan conocimientos previos de modelos estructurales de series temporales, en mi opinión la correcta aplicación estadística de dichos modelos depende en cierta medida de dicho conocimiento. Sin embargo, para los usuarios sin mucha experiencia en la modelización de series temporales mediante modelos estructurales, el programa únicamente permite elegir aquellas opciones que tengan sentido en cada situación. El programa se suministra con dos demostraciones (una univariante y otra multivariante) que pueden ser muy aclaratorias en cuanto a contenidos y posibilidades. El programa STAMP es fácil de utilizar, con múltiples facilidades de edición, manipulación de datos flexible, múltiples capacidades en la construcción de modelos y predicción. Además, se permite archivar todos los comandos utilizados en una determinada sesión, lo que facilita la réplica de dicha sesión. Esta facilidad puede ser muy útil con fines didácticos o en presentaciones de seminarios. El diseño del programa STAMP es el mismo que el del PcGive, aunque los contenidos de ambos programas son diferentes. Ver Escribano (1995) para una descripción detallada del programa PcGive.

2.1. Manual

El manual proporciona una descripción de los modelos estructurales de series temporales así como numerosos ejemplos empíricos. Sin embargo, la presentación del material, aunque muy útil para quienes conozcan la filosofía y tratamiento de los modelos estructurales, creo que no es suficientemente clara para usuarios sin conocimientos previos de dichos modelos.

2.2. El entorno del programa

El menú principal puede verse en todo momento en la parte superior de la pantalla. Las opciones de dicho menú incluyen:

1) *File*: Manipulación de ficheros, incluyendo la incorporación de datos y archivación de datos y resultados.

2) *Edit*: Ventana con información sobre la edición de texto.

3) *Data*: Descripción, transformaciones y gráficos de datos.

4) *Model*: Especificación y estimación de modelos.

5) *Test*: Contrastes y evaluación gráfica de los modelos estimados.

6) *Options*: Cambios en la configuración de la pantalla y opciones sobre el fichero de resultados.

7) *Window*: Cambios entre ventanas activadas.

8) *Help*: Fichero de ayuda (ayudas referidas al contexto particular en el que está actuando el usuario pueden obtenerse en todo momento activando la tecla F1). Las ayudas proporcionan información no sólo sobre la utilización del programa sino sobre la metodología utilizada.

A continuación se describen los principales menús y diálogos del programa para el análisis empírico de una serie temporal, es decir, la introducción de datos y sus transformaciones y la especificación, estimación y predicción con modelos.

2.2.1. Introducción y manipulación de datos

En cuanto a la lectura de datos, dentro del menú *File*, el programa permite crear una variable mediante la instrucción *Create*. También pueden leerse ficheros creados fuera del programa con la instrucción *Load*. Si se activa el programa añadiendo al comando de ejecución el nombre del fichero que contiene los datos, estos son cargados automáticamente. STAMP 5.0 reconoce cuatro tipos de ficheros de datos: ficheros PcGive 7, ficheros ASCII, y ficheros creados por hojas de cálculo LOTUS o EXCEL.

El programa tiene el inconveniente de que si se quiere hacer un análisis multivariante de series que aparecen recogidas en diferentes ficheros es necesario crear previamente un único fichero con todas las series.

Dentro del menú *Data*, las transformaciones habituales en el análisis de series temporales como, por ejemplo, la transformación logarítmica, la diferenciación etc., pueden realizarse mediante una calculadora o utilizando un editor en el se introducen expresiones algebraicas. La instrucción *Describe* permite examinar varios gráficos y estadísticos descriptivos como, por ejemplo, correlogramas y espectros, de la variable original y varias de sus transformaciones antes de salvar dichas transformaciones, de forma que sólo se salven aquellas que sean de interés para su posterior modelización.

2.2.2. Especificación y estimación de modelos

La especificación del modelo se realiza eligiendo entre las alternativas que se proporcionan en el menú *Model*. La instrucción *Formulate* permite seleccionar la variable o variables endógenas y exógenas. La instrucción *Components* permite la especificación del modelo mediante la selección de los componentes. En este menú también existen diálogos que permiten seleccionar intervenciones y restringir parámetros. En cuanto a la estimación existe control por parte del usuario de los algoritmos de optimización.

El menú *Test* contiene varias instrucciones que permiten ver las estimaciones de los parámetros (*Hyperparameters*), gráficos de las estimaciones suavizadas de los componentes (*Components* y *Joint Components* en el caso de modelos multivariantes), las estimaciones de dichos componentes al final del período muestral (*Final state*), las propiedades de los residuos (*Residuals*), los residuos auxiliares (*Auxiliary residuals*) y predicciones de valores futuros (*Predictive testing*, *Forecast*). Es importante resaltar que, metodológicamente, la utilización de los residuos auxiliares es una innovación importante en el análisis de series temporales para la detección de datos atípicos que está incorporada en el programa STAMP.

2.2.3. Ventana de resultados y gráficos

Los resultados empíricos son enviados automáticamente a una “ventana de resultados” que puede ser editada, permitiendo añadir o quitar parte del texto. En la ventana de resultados pueden aparecer detalles sobre la especificación del modelo, las estimaciones de los parámetros y de los componentes al final del período muestral, y los diagnósticos de los residuos.

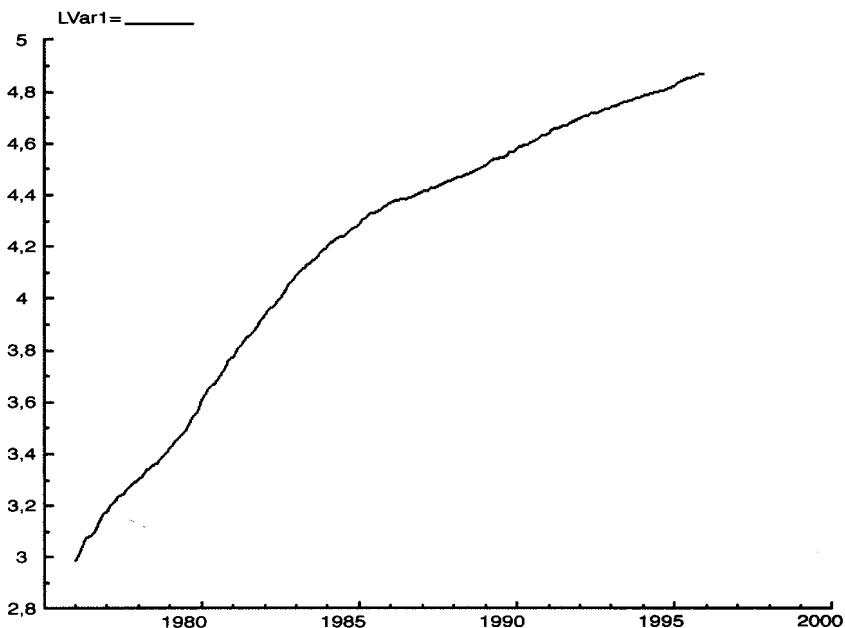
Para imprimir los gráficos es necesario salirse fuera del programa, lo que resulta incómodo en algunos casos.

A continuación se describe un ejemplo donde se muestra una ventana de resultados y algunos gráficos proporcionados por el programa STAMP. Como ilustración de las posibilidades del programa se ha elegido la modelización de la serie mensual del Índice de Precios al Consumo de Italia desde Enero de 1976 hasta Diciembre de 1995. En el gráfico 1 aparece representada su transformación logarítmica.

En el cuadro 1 aparecen los resultados proporcionados por STAMP al ajustar el modelo estructural básico a dicha serie. Nótese que en los estadísticos resumen, la autocorrelación de orden 1 es significativa, indicando una mala especificación del modelo. En el gráfico 2 aparecen representadas la serie de residuos, su correlograma, su espectro e histograma. Tanto el correlograma residual como el espectro parecen indicar la presencia de un ciclo semestral. Además, nótese que en la representación de la serie de residuos parece observarse que estos son heteroscedásticos con algunas observaciones extremas. Finalmente, el histograma sugiere desviaciones importantes de los residuos respecto a la hipótesis de normalidad.

En cuanto a las estimaciones de las varianzas de las perturbaciones correspondientes a los componentes irregular y estacional son cero, es decir, no hay componente irregular y el componente estacional es determinista.

Gráfico 1: TRANSFORMACIÓN LOGARÍTMICA DE LA SERIE MENSUAL DEL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMO ITALIANO DESDE ENERO DE 1976 HASTA DICIEMBRE DE 1995



**Cuadro 1: RESULTADOS DE LA ESTIMACIÓN DEL MODELO ESTRUCTURAL BÁSICO PARA
EL IPC ITALIANO**

Equation 1.

LIPCITA = Trend + Trigo seasonal + Irregular

Eq 1: *Diagnostic summary report.*

Estimation sample is 1976. 1 - 1995.12. (T = 240, n = 227).

Log-Likelihood is 1256.3 (-2 LogL = -2512.61).

Prediction error variance is 1.17121e-005

Summary statistics

LIPCITA

Std. Error	0.0034223
Normality	294.5
H(75)	0.14549
r(1)	0.11345
r(14)	-0.061371
DW	1.763
Q(14,11)	54.59
Rsy	0.57795

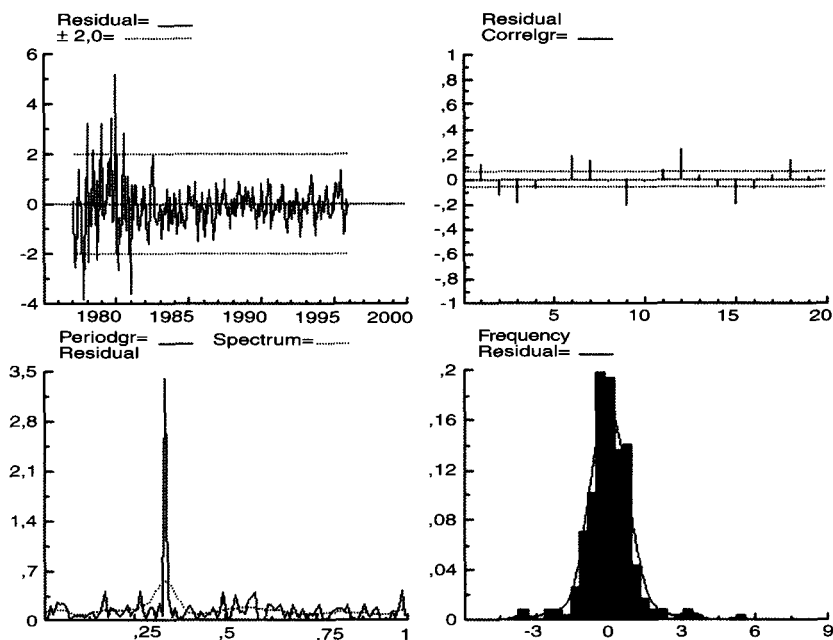
Eq 1: *Estimated standard deviations of disturbances.*

Component	LIPCITA (q-ratio)
Irr	0.00000 (0.0000)
Lvl	0.00309005 (1.0000)
Slp	0.000684029 (0.2214)
Sea	0.00000 (0.0000)

Eq 1: *Large values in LvlRes.*

Period	Value	Prob	t
1976. 6	-3.1312	[0.0010]	**
1976.10	4.4595	[0.0000]	**
1977. 1	-5.1207	[0.0000]	**
1979. 9	3.6702	[0.0001]	**
1980. 1	5.3825	[0.0000]	**
1981. 1	-3.6933	[0.0001]	**

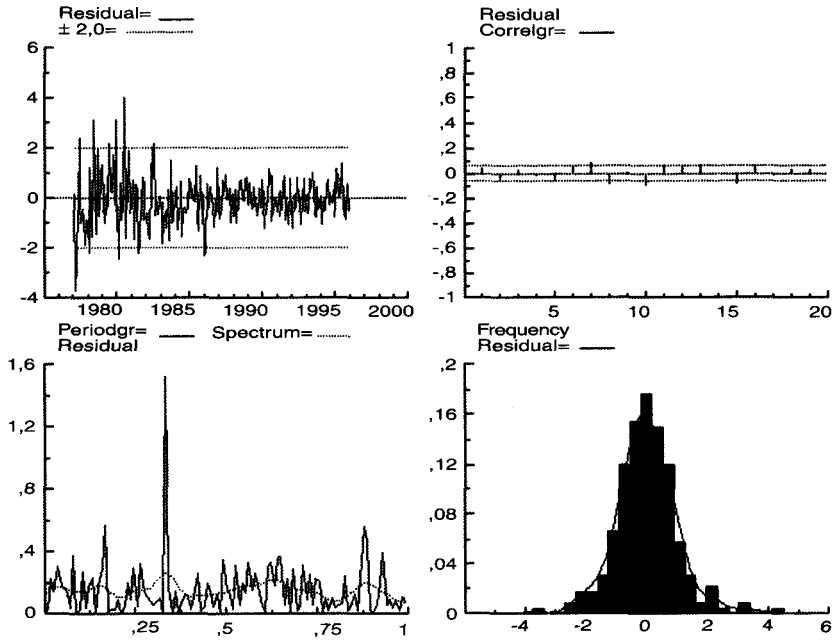
Gráfico 2: RESIDUOS DEL MODELO ESTRUCTURAL BÁSICO. CORRELOGRAMA, PERIODOGRAMA E HISTOGRAMA DE LOS RESIDUOS



Junto con el diagnóstico de los residuos, se ha pedido al programa que proporcione los residuos auxiliares correspondientes al nivel superiores a 3 veces la desviación típica. Dado que la serie es heteroscedástica, la interpretación de dichos valores extremos no es obvia. A pesar de ello, en dicha serie se puede observar que los valores de octubre de 1976, enero de 1977, septiembre de 1977, enero de 1980 y enero de 1981 son excesivamente grandes. En el cuadro 2 aparecen los resultados de la estimación del modelo estructural básico al que se le han añadido intervenciones correspondientes a dichos períodos de tiempo y un ciclo. Los residuos, representados en el gráfico 3 junto a varios estadísticos descriptivos, no tienen autocorrelaciones significativas y su histograma se ajusta a la hipótesis de normalidad. Debemos señalar que aunque en el espectro parece observarse un ciclo, al incluir un segundo ciclo en el modelo, éste no es significativo.

A diferencia de lo que ocurría en el cuadro 1, la estimación de la varianza de la perturbación del componente estacional es distinta de cero, indicando que dicho componente es estocástico. En el gráfico 4, donde aparecen representadas las estimaciones suavizadas de los distintos componentes del modelo, puede observarse que la estacionalidad evoluciona suavemente a lo largo del período muestral. A continuación, en el

Gráfico 3: RESIDUOS DEL MODELO ESTRUCTURAL BÁSICO CON INTERVENCIÓNES Y CICLO. CORRELOGRAMA, PERIODOGRAMA E HISTOGRAMA DE LOS RESIDUOS



cuadro 2, se proporcionan las estimaciones de cada uno de los componentes al final del período muestral, es decir, en diciembre de 1995. Como la serie se ha transformado tomando logaritmos, también aparecen las estimaciones correspondientes a la serie original. Dichas estimaciones son las que se extrapolan hacia el futuro en la predicción. También aparecen en el cuadro 2 las estimaciones de los coeficientes asociados a las intervenciones así como algunas características descriptivas del ciclo estimado.

Finalmente, nótese que entre los valores extremos de los residuos auxiliares correspondientes al componente irregular no hay ninguno suficientemente grande como para no haber sido provocado por la heteroscedasticidad presente en la serie.

3. CONCLUSIONES

Como se ha comentado anteriormente, el programa STAMP es muy fácil de utilizar y tiene gran flexibilidad para el tratamiento de series temporales en el contexto de modelos estructurales. Es un programa especialmente diseñado para estimar componentes inobservables de una serie que tienen una interpretación directa como, por ejemplo, tendencia, estacionalidad, ciclos etc. y, en este sentido, es un programa que

**Cuadro 2: RESULTADOS DE LA ESTIMACIÓN DEL MODELO ESTRUCTURAL BÁSICO CON
CICLO E INTERVENCIONES PARA EL IPC ITALIANO**

Equation 2.

LIPCITA = Trend + 1 Cycle(s) + Trigo seasonal + Interv + Irregular

Eq 2: *Diagnostic summary report.*

Estimation sample is 1976. 1 - 1995.12. (T = 240, n = 227).

Log-Likelihood is 1301.06 (-2 LogL = -2602.12).

Prediction error variance is 6.18709e-006

Summary statistics

LIPCITA

Std.Error	0.0024874
Normality	49.10
H(75)	0.19692
r(1)	0.033650
r(14)	-0.0099634
DW	1.920
Q(14, 8)	10.12
Rsy	0.77705

Eq 2: *Estimated standard deviations of disturbances.*

Component	LIPCITA (q-ratio)
Irr	0.000789381 (0.7237)
Lvl	0.00000 (0.0000)
Slp	0.000660033 (0.6051)
Cy2	0.00109079 (1.0000)
Sea	3.1450e-005 (0.0288)

Eq 2: *Estimated parameters of Cy2.*

The cycle variance is 7.6944e-006.

The rho coefficient is 0.919437.

The cycle period is 11.2794 (0.9399498 'years').

The frequency is 0.5570497.

Eq 2: *Estimated coefficients of final state vector.*

Variable	Coefficient	R.m.s.e.	t-value
Lvl	4.8747	0.00229044	2128.3 [0.0000] **
Slp	0.00433748	0.00117984	3.6763 [0.0003] **
Cy2_ 1	-0.00228812	0.00216449	
Cy2_ 2	-0.000731433	0.00204319	
Sea_ 1	-0.000317606	0.000878324	-0.361605 [0.7180]
Sea_ 2	0.00321819	0.000882162	3.6481 [0.0003] **
Sea_ 3	6.3785e-005	0.000303302	0.210303 [0.8336]

Cuadro 2: RESULTADOS DE LA ESTIMACIÓN DEL MODELO ESTRUCTURAL BÁSICO CON CICLO E INTERVENCIONES PARA EL IPC ITALIANO (continuación)

Variable	Coefficient	R.m.s.e.	t-value
Sea_4	-0.000700378	0.000302007	-2.3191 [0.0213] *
Sea_5	-0.000791005	0.000240042	-3.2953 [0.0011] **
Sea_6	-0.000429178	0.000239309	-1.7934 [0.0742]
Sea_7	-0.000250661	0.000220973	-1.1344 [0.2578]
Sea_8	-0.000297648	0.000220749	-1.3484 [0.1789]
Sea_9	-0.000346229	0.000213850	-1.619 [0.1068]
Sea_10	4.3670e-005	0.000213947	0.204118 [0.8384]
Sea_11	-4.7105e-005	0.000178321	-0.264158 [0.7919]

Anti-log trend analysis

Trend value at end of period is 130.935.

Growth rate at end of period is 0.004337479 (5.20498 % per 'year').

Eq 2: *Estimated coefficients of explanatory variables.*

Variable	Coefficient	R.m.s.e.	t-value
Lvl 1976.10	0.0144191	0.00238197	6.0534 [0.0000] **
Lvl 1977. 1	-0.0196410	0.00239418	-8.2037 [0.0000] **
Lvl 1979. 9	0.0122080	0.00227125	5.375 [0.0000] **
Lvl 1980. 1	0.0151021	0.00231110	6.5346 [0.0000] **
Lvl 1981. 1	-0.0135727	0.00229525	-5.9134 [0.0000] **

Eq 2: *Cycle analysis for Cy2.*

The amplitude of the cycle is 0.002402184.

(that is approximately 0.2402184 % of the trend)

Eq 2: *Seasonal analysis (at end of period).*

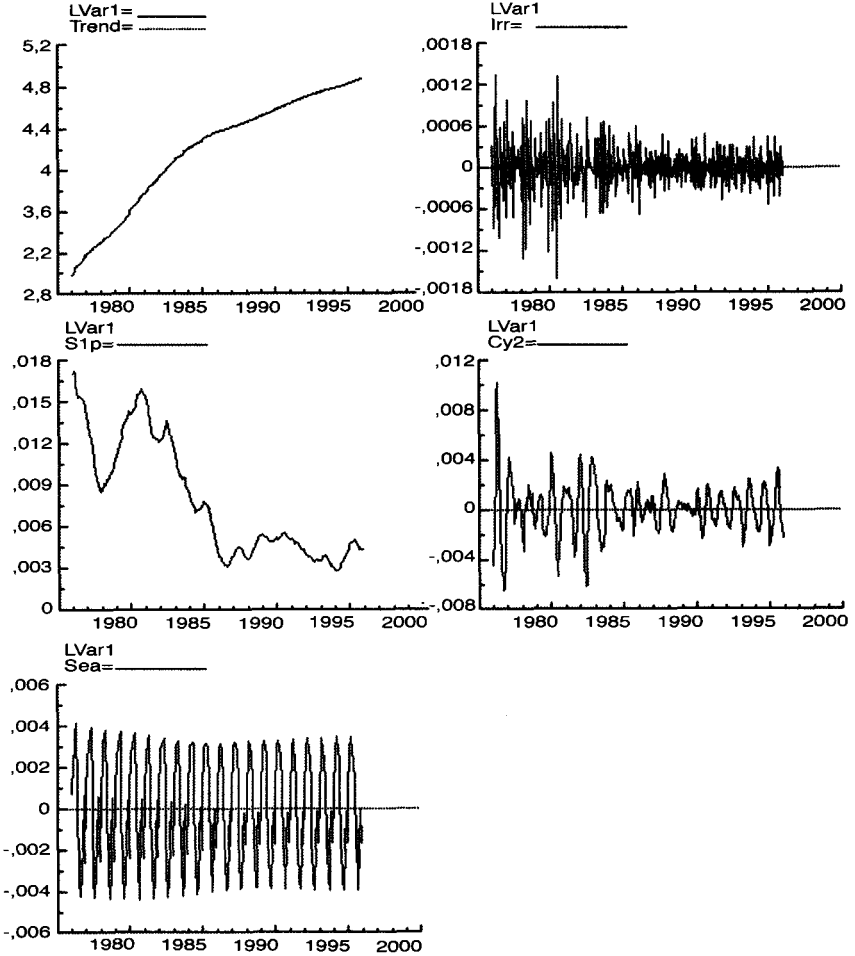
Seasonal Chiy(11) test is 42.4727 [0.0000] **.

	Seas 1	Seas 2	Seas 3	Seas 4	Seas 5	Seas 6
Value	0.00056655	0.0029059	0.0034237	0.0026852	0.0022456	0.0012209
Anti-log	1.001	1.003	1.003	1.003	1.002	1.001
Percentage	0.056671	0.29101	0.34296	0.26888	0.22481	0.12216
	Seas 7	Seas 8	Seas 9	Seas 10	Seas 11	Seas 12
Value	-0.0018865	-0.0035107	-0.0039584	-0.0018950	-0.00010832	-0.0016888
Anti-log	0.99812	0.99650	0.99605	0.99811	0.99989	0.99831
Percentage	-0.18847	-0.35046	-0.39506	-0.18932	-0.010831	-0.16874

Eq 2 : *Large values in IrrRes.*

Period	Value	Prob t
1976. 5	3.2400	[0.0007] **
1978. 2	-3.1393	[0.0010] **
1980. 6	-3.7672	[0.0001] **
1980. 7	3.1449	[0.0009] **

Gráfico 4: ESTIMACIONES SUAVIZADAS DE LA TENDENCIA, COMPONENTE IRREGULAR, TASA DE VARIACIÓN DE LA TENDENCIA, CICLO Y ESTACIONALIDAD DEL ÍNDICE DE PRECIOS AL CONSUMO ITALIANO



puede ser muy útil para los analistas aplicados que quieran obtener series desestacionalizadas y/o sin tendencia. Por las mismas razones, es especialmente útil en el análisis de coyuntura económica. Por supuesto, el programa también es una poderosa herramienta para los investigadores en el campo de series temporales.

Dos programas alternativos, con objetivos similares a STAMP son los programas TRAMO y SEATS de Gómez y Maravall (1996). Dichos programas se basan en la es-

timación de un modelo ARIMA para la serie de interés para después estimar los componentes que sean compatibles con dicho modelo y que maximicen la varianza del componente irregular. El programa SEATS únicamente realiza análisis univariante y, en la mayoría de los análisis empíricos, proporciona estimaciones de los componentes muy similares a las proporcionadas por STAMP. Sin embargo, el programa STAMP tiene la ventaja frente a SEATS de que realiza análisis multivariante y, por lo tanto, es capaz de analizar cuestiones como cointegración, regresión dinámica, modelos de corrección del error etc.. Además, para series diarias en las que puede haber componentes estacionales con diferentes frecuencias (semanal, mensual. etc.), el programa SEATS no parece ser el más apropiado; ver Lorenzo y Revuelta (1996). Así mismo, el programa STAMP puede utilizarse en la modelización de series financieras permitiendo especificar y estimar modelos de volatilidad estocástica. Finalmente, es importante señalar que los programas TRAMO y SEATS tienen como objetivo la automatización para el tratamiento masivo de series y STAMP no se plantea dicho objetivo.

Otros programas de modelización dinámica disponibles actualmente son PcGive y PcFiml. Los usuarios de PcGive y PcFiml encontrarán STAMP muy fácil de utilizar. Los programas son complementarios. El objetivo de los primeros es el análisis económico, mientras que STAMP está diseñado para el análisis estadístico de series temporales.



REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Escribano, A. (1995): "Evaluación del PcGive Professional 8", *Revista de Economía Aplicada*, vol 3, n.º 8, págs. 239-247.
- Gómez, V. y A. Maravall (1996): "Programs TRAMO and SEATS, Instructions for the User", Banco de España-Servicio de Estudios, Documento de Trabajo, n.º 9.628.
- Harvey, A.C. (1989): *Forecasting Structural Time Series Models and the Kalman Filter*, Cambridge, Cambridge University Press.
- Harvey, A.C. (1993): *Time Series Models*, 2.ª de., Hemel Hemstead, Harvester-Wheatsheaf.
- Harvey, A.C. y N.G. Shephard (1993): "Structural Time Series Models", en Maddala *et al.* (eds.), *Handbook of Statistics*, vol. 11, Barking, Elsevier Science Publishers.
- Judge, G. (1996): "STAMP 5.0", *The Economic Journal*, págs. 1.106-1.115.
- Koopman, S.J., A.C. Harvey, J. A. Doornik y N. G. Shephard (1995): *STAMP 5.0: Structural Time Series Analyser, Modeller and Predictor*, Londres, Chapman & Hall.
- Lorenzo, F. y J.M. Revuelta (1996): "TRAMO y SEATS: Un Marco Completo para el Análisis Univariante y Extracción de Señales de Series Temporales", *Revista de Economía Aplicada*, vol. 4, n.º 11, págs. 201-214.