MODELOS E INSTRUMENTOS DE PREVISIÓN ECONÓMICA

Rebeca ALBACETE SÁNCHEZ-MATEOS

Universidad Autónoma de Madrid

Resumen

Este trabajo muestra la predicción económica como parte fundamental del análisis de coyuntura, que adquiere plena relevancia cuando está inmersa en el proceso de toma de decisiones de los agentes. Con esta orientación, la predicción económica debe ser fiable y con suficiente poder explicativo de sus determinantes, y debe ir acompañada del correspondiente intervalo de confianza, con lo que su obtención requiere una secuencia de funciones consistente en la recolección y organización de datos, la construcción de modelos econométricos y la evaluación de la predicción resultante para mantener un proceso continuo de corrección y ampliación del conjunto informativo y de los modelos econométricos, que permita una mejora sistemática de la predicción. Por consiguiente, la predicción económica es una actividad basada en modelos, presentados a través de su perspectiva histórica, y constituye una labor de investigación económica aplicada.

Palabras clave: análisis de coyuntura, predicción económica, modelos econométricos, conjuntos informativos, series temporales, cointegración, combinación de predicciones.

Abstract

This article shows economic forecast as a fundamental part of the economic analysis, which acquires relevant significance when it is immersed in the decision-making process of the agents. With this orientation, economic prediction has to be reliable with sufficient capacity to explain its determinants, and it has to be accompanied by the respective confidence interval, so that obtaining it requires a sequence of functions consisting of the gathering and organization of data, the construction of econometric models and the appraisal of the resultant prediction in order to maintain a continuous process of correction and extension of the informative whole and of the econometric models, which will make for a better prediction procedure. Therefore, economic prediction is an activity based on models, presented by way of their historical perspective and it represents a task of applied economic research.

Key words: economic analysis, economic forecast, econometric models, informative set, time series, cointegration, combination of predictions.

JEL classification: C32, C53, E31.

I. MOTIVACIÓN

LOS agentes económicos, para llevar a cabo su proceso de toma de decisiones, necesitan analizar la evolución de diferentes indicadores que miden la realidad económica. Pero no sólo necesitan conocer la situación actual que atraviesan tales indicadores, sino, más relevante aún, disponer de instrumentos que les permitan intuir su evolución futura. Por tanto, el análisis de coyuntura económica adquiere plena relevancia cuando se inserta en el proceso de toma de decisiones de los agentes, constituyendo la predicción económica una parte muy importante del análisis de coyuntura.

Para que los resultados de una predicción económica puedan ser utilizados en un proceso de toma de decisiones deben ajustarse a la realidad que finalmente se observa y proporcionar información sobre los factores que los determinan. Es decir, las predicciones económicas deben ser lo más fiables posible y con suficiente estructura explicativa, con el objetivo final de que contribuyan a tomar la decisión más acertada, por lo que resulta fundamental disponer de la mejor predicción posible en cuanto a fiabilidad y poder explicativo.

Dado que las realizaciones de las variables económicas son inciertas, los usuarios de las predicciones no necesitan predicciones puntuales, que pueden resultar engañosas, sino predicciones en las que se den probabilidades de que la realización futura se encuentre dentro de determinados intervalos de valores. En términos estadísticos, lo importante es determinar la función de densidad de cada predicción. Este tipo de predicciones ha de realizarse con modelos cuantitativos que incorporen formulaciones estadísticas que han sido contrastadas con los datos, es decir, con modelos econométricos.

En el apartado II se analiza con detalle la necesidad de elaborar predicciones basadas en modelos. Los apartados III y IV describen el proceso de construcción así como el desarrollo de los modelos econométricos. En el apartado V se muestra un caso práctico sobre modelización y predicción aplicado al caso concreto de la inflación de la zona euro, y, finalmente, el VI recopila las conclusiones más relevantes de este estudio.

II. PREVISIONES BASADAS EN MODELOS

Como explican Espasa y Albacete (2004a), la naturaleza estocástica de los datos económicos determina que las predicciones deben basarse en modelos econométricos. Por tanto, la obtención de una predicción óptima, que cumpla los criterios definidos anteriormente referentes a fiabilidad, estructura explicativa e intervalos de confianza, requiere la realización de una secuencia de funciones consistente en: 1) recoger un conjunto informativo relevante sobre el que basar la predicción; 2) organizar y elaborar dicha información mediante un contexto conceptual consistente; 3) construir modelos econométricos; 4) generar predicciones con ellos, y 5) realizar un seguimiento de la labor predictiva que sirva para mantener un proceso continuo de corrección, mejora y ampliación del conjunto informativo y de los modelos econométricos empleados. Estas cinco tareas revelan que el diseño, construcción e implantación de un esquema de predicción económica propiamente dicha, es decir, basada en modelos econométricos y con contrastes estadísticos apropiados para detectar imperfecciones futuras, constituye una labor de investigación aplicada. Sólo con esta concepción será posible entrar en una secuencia en la que cada vez sea posible predecir más variables económicas, con mayor precisión, referidas a todos los horizontes necesarios y con el nivel de desagregación deseado. Si en un ejercicio de predicción no se cubren las tareas mencionadas anteriormente, la fiabilidad de las predicciones será baja. En consecuencia, si la predicción económica no se asienta sobre las bases anteriores, sus resultados distarán mucho de ser satisfactorios y no gozará de prestigio entre los agentes económicos. Sin embargo, esto puede resultar imperceptible durante mucho tiempo a nivel social. La cuestión es que la predicción económica es necesaria, ya que la inmensa mayoría de las decisiones en el ámbito económico y empresarial se basan en predicciones, aunque sean subjetivas, y de tales decisiones derivan relevantes implicaciones para el futuro.

III. CONJUNTOS INFORMATIVOS Y MODELOS ECONOMÉTRICOS

En el marco de un modelo econométrico, y a partir de una muestra dada, es posible contrastar las relaciones de dependencia entre los datos que resultan estables a lo largo del tiempo y, en consecuencia, utilizar tales relaciones para predecir el futuro, evaluando las probabilidades de ocurrencia para distintos rangos de valores. Con ello, la predicción econométrica tiene dos facetas importantes. Una consiste en que tal predicción se basa en regularidades firmes en los datos que han sido contrastadas. Esto le confiere una fiabilidad y una objetividad que no se dan en los procedimientos subjetivos de predicción. Éstos pueden considerar conjuntos informativos muy heterogéneos, incompletos, de diferentes periodicidades, etc. Tales conjuntos suelen ser de mayor amplitud de lo que es posible analizar con modelos econométricos al nivel actual del desarrollo de la econometría, pero no hay ninguna garantía de que los esquemas resultantes de un procesamiento subjetivo de toda esa información sean correctos para basar en ellos de forma sistemática proyecciones futuras. Además, como dichos esquemas no se objetivan, no es posible pasarlos a terceras personas, resultando al mismo tiempo muy difícil establecer un proceso de aprendizaje a partir de los errores de predicción que lleve a mejorar el procedimiento. Sin embargo, el contraste de las predicciones econométricas con las nuevas observaciones que van llegando permite señalar aspectos incorrectos del modelo y sugerir correcciones o ampliaciones del mismo, que pasarán a ser contrastadas con futuras observaciones. Con ello la predicción econométrica queda sometida a un proceso continuo de evaluación y mejora.

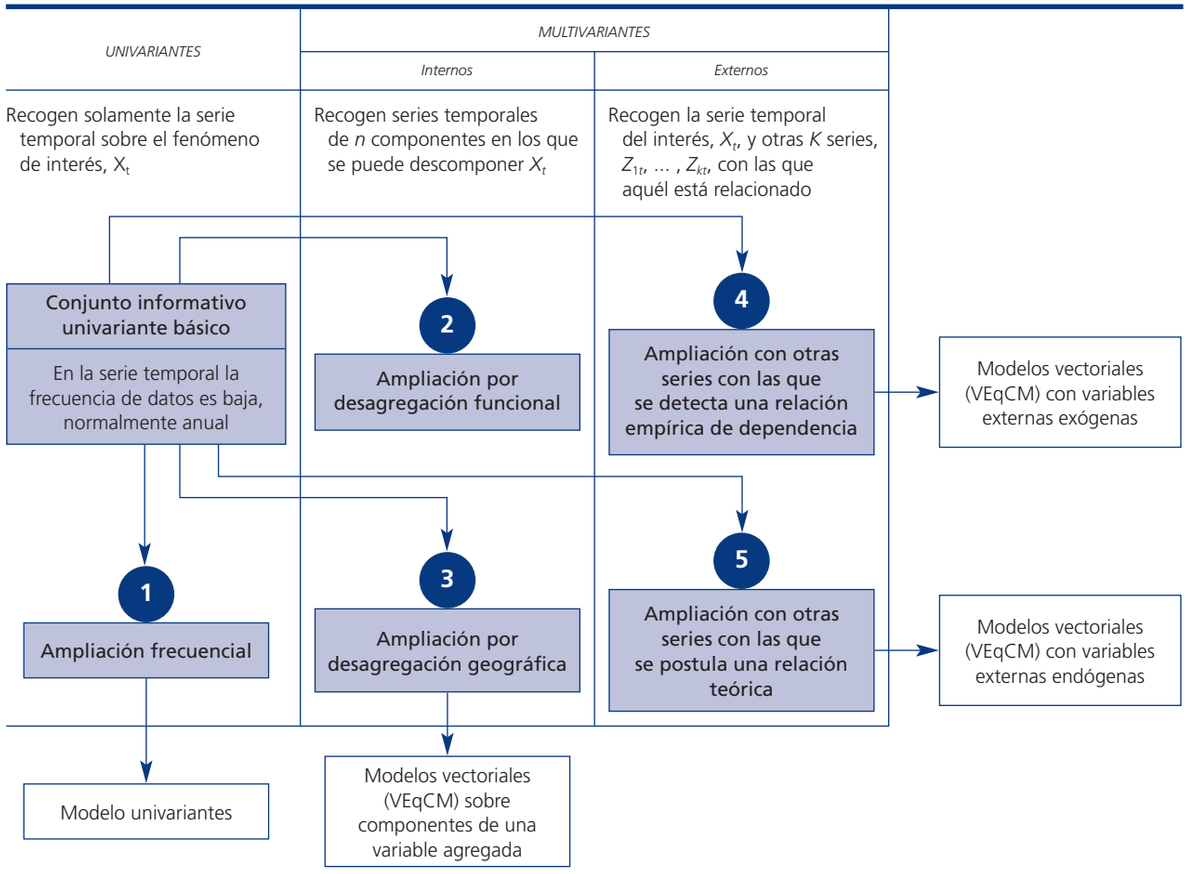
La otra faceta de la predicción econométrica radica en el hecho de que la predicción no es un mero valor puntual —que, como tal, tiene una probabilidad prácticamente nula de ocurrencia—, sino un conjunto de probabilidades referidas a un conjunto de intervalos de valores que especifican la probabilidad de ocurrencia del hecho futuro en cada uno de los intervalos definidos. La medición de la incertidumbre que acompaña a la predicción constituye una tarea relevante.

La precisión en la predicción depende, por tanto, de la naturaleza del fenómeno económico considerado —sobre la que nada puede hacer el analista—, del conjunto informativo utilizado y del modelo econométrico empleado. Sobre la base de estos dos últimos criterios, la predicción económica puede aproximarse a través de diferentes alternativas, que podrían simplificarse de la siguiente forma: *a)* modelos de series temporales, agregados o desagregados; *b)* modelos con indicador adelantado, y *c)* modelos econométricos congruentes.

El conjunto informativo mínimo que se puede considerar es el que incluye exclusivamente el presente y el pasado de la variable de interés, al que denominaremos conjunto univariante básico. A partir de él es posible construir modelos univariantes de series

CUADRO N.º 1

CONJUNTOS INFORMÁTICOS



temporales —tipo ARIMA (Box y Jenkins, 1976)— en los que el valor presente de la variable de interés viene explicado por su relación con sus valores pasados.

Las realizaciones de las variables económicas a lo largo del tiempo constituyen series temporales que muestran propiedades de tendencia —por ejemplo, un comportamiento de crecimiento sistemático a lo largo de períodos amplios de tiempo— y de estacionalidad —es decir, que su nivel oscila de una forma cíclica que tiende a repetirse cada año— que persisten en el tiempo, incluso en ausencia de nuevos *shocks* o innovaciones. Y otras propiedades, como oscilaciones de ciclos de actividad o fluctuaciones de corto plazo, que en ausencia de innovaciones tienden a desaparecer. La dependencia de un fenómeno económico respecto a sus realizaciones pasadas —relación dinámica— es de distinto tipo cuando se recoge una relación persistente, tendencia y estacionalidad, que cuando se recogen oscilaciones cíclicas y fluctuaciones de corto plazo.

El conjunto informativo univariante básico se puede ampliar en diferentes direcciones, tal como se recoge en el cuadro n.º 1. Estas direcciones no son excluyentes entre sí, y se pueden clasificar de la siguiente forma: *a)* ampliación frecuencial, incorporando datos más frecuentes en el tiempo; *b)* ampliación por desagregación funcional y geográfica de una variable agregada; *c)* ampliación con otras series con las que se detecta una relación empírica de dependencia, y *d)* ampliación con otras series temporales con las que se postula una relación teórica. La primera, *a)*, es de especial interés en la predicción a corto plazo. La segunda, *b)*, es de interés general si, como ocurre en la mayoría de los casos, la teoría económica puede orientar sobre cómo implementarla y si, además, los componentes resultantes tienen comporta-

mientos tendenciales diferenciados, pero con restricciones entre ellos (relaciones de cointegración). La tercera es una ampliación que en muchas ocasiones consiste en incorporar indicadores adelantados. La combinación de estas tres ampliaciones concluye en conjuntos informativos con la máxima frecuencia observacional disponible, sobre una desagregación que, adecuadamente implementada, aumenta de forma relevante la información tendencial, estacional y cíclica del fenómeno en cuestión, y que incluye indicadores adelantados que incorporan lo más novedoso que ha llegado al sistema con influencia en el fenómeno que se está estudiando. Con ese conjunto informativo es posible construir modelos vectoriales con mecanismos de corrección del equilibrio —modelos VEqCM (Clements y Hendry, 1999)—, con posibles restricciones de diagonalidad por bloques y con variables exógenas, que se muestran muy útiles para la predicción económica, tal y como muestran Espasa y Albacete (2004b).

Finalmente, la ampliación del conjunto informativo permite incorporar variables con una relación de causalidad, según la teoría económica, con el fenómeno de interés. Con ello se pueden construir modelos econométricos congruentes (Hendry, 2001), es decir, modelos que incorporan toda la información disponible relevante, se especifican en términos de los parámetros de interés según la teoría económica y se formulan en términos de parámetros que resultan constantes en el tiempo. Con estos modelos, a diferencia de los anteriores, al realizar predicciones se obtiene también una explicación de los factores que las determinan.

Con frecuencia, los modelos congruentes no se pueden construir al máximo nivel de frecuencia temporal, que suele ser el mes, sino a niveles más agregados, como el trimestre, debido a la periodicidad de las variables explicativas determinantes del fenómeno de interés. En cambio, los modelos vectoriales desagregados con indicadores adelantados se pueden construir, normalmente, a nivel mensual. En consecuencia, estos modelos mensuales proporcionan, en general, predicciones más precisas, al menos en el corto plazo, que los modelos congruentes trimestrales, pero no facilitan una explicación de la predicción. Para lograr ambos objetivos, precisión y explicación, como propone Albacete (2006), es necesario emplear procedimientos para relacionar ambos tipos de predicciones, mensuales y trimestrales, que permiten trasladar la explicación causal del modelo congruente trimestral al modelo mensual desagregado.

El esquema del cuadro n.º 1 sirve para ilustrar que conforme se va incluyendo más información, a través del empleo de modelos desagregados, modelos de indicador adelantado y modelos econométricos congruentes, se espera que los componentes tendencial y cíclico de la variable objeto de estudio se puedan explicar mejor, con lo que el elemento impredecible por parte del modelo tendrá menor importancia. Además, si finalmente el conjunto informativo cubre prácticamente toda la información relevante para analizar el fenómeno de interés, tal elemento impredecible podrá considerarse como una auténtica innovación.

IV. PERSPECTIVA HISTÓRICA DE LOS MODELOS ECONOMÉTRICOS

El desarrollo teórico y la aplicación práctica de los modelos econométricos no siempre han ido a la par. En términos generales, en el caso de los modelos econométricos, dado su elevado carácter empírico, las técnicas aplicadas han ido por delante de su correspondiente desarrollo teórico.

El objetivo de este apartado es, en primer lugar, definir lo que es un modelo econométrico y, en segundo lugar, describir su desarrollo, tanto teórico como empírico, a través de una perspectiva histórica.

Los modelos son esquemas matemáticos que aproximan la realidad y, por tanto, resultan instrumentos útiles para entenderla. Los modelos dinámicos, en concreto, estudian el comportamiento de variables temporales. El marco teórico correspondiente es el de los procesos estocásticos. Un proceso estocástico es una sucesión infinita de variables aleatorias ordenadas en el tiempo que están relacionadas entre sí.

$$\ldots, Y_1, Y_2, \ldots, Y_T, \ldots \qquad [A]$$

Sobre la sucesión [A] de variables aleatorias se dispone de una serie de observaciones referidas a T variables del proceso que constituyen una serie temporal, constituyendo a su vez el contexto muestral que nos proporciona el conjunto informativo que vamos a emplear para construir el modelo. Así, por ejemplo,

— el fenómeno económico, inflación en la zona euro, puede definirse como un proceso estocástico: Inflación en el mes, ... , en el mes uno, en el mes dos, ... , en el mes T, en el mes, ... , son variables aleatorias de dicho proceso;

— la inflación observada en el mes uno, en el mes dos, ... , en el mes T, constituyen una serie

temporal de las correspondientes variables aleatorias.

En gran parte de las variables temporales estudiadas en el análisis económico aplicado se detecta en su evolución temporal un patrón de comportamiento regular. Esta regularidad es, en general, estocástica, es decir, no admite una formulación funcional determinista, es función de variables estocásticas, como, por ejemplo, los propios valores pasados de la variable.

Estimando tal regularidad mediante la aplicación de procedimientos estadísticos, se obtiene un mecanismo que permite: *a)* explicar los valores observados en términos de un componente regular y una desviación sobre el mismo, y *b)* establecer un procedimiento de predicción de sus valores futuros. Este mecanismo explicativo/predictivo objetivo se denomina precisamente modelo.

Con la construcción de un modelo, la variable Y_t, se descompone en dos partes:

$$Y_t = PS_t + a_t$$

La parte sistemática (*PS*) recoge la regularidad en el comportamiento de *Y*. Es la parte predecible de *Y* con la información utilizada en la construcción del modelo.

CUADRO N.º 2

RUIDO BLANCO GAUSSIANO

$$E(a_t) = 0$$

$$var(a_t) = \sigma_a^2$$

$$corr(a_t, a_{t-k}) = corr(a_{t+j}, a_{t+j-k}) = 0; \quad \text{para todo } i, j \text{ y } k$$

La innovación o sorpresa (*a*), respecto al conjunto informativo utilizado en el modelo, es un componente aleatorio, cuyos valores son independientes entre sí; es impredecible, es lo único nuevo que se incorpora al fenómeno en cada momento del tiempo; recoge factores múltiples que afectan a *Y*, cuyo efecto no se puede adelantar antes de ser observado; también puede capturar errores de medida si no presentan ningún tipo de regularidad. La parte sistemática y la innovación son independientes.

El objetivo final al construir un modelo cuantitativo es formular una parte sistemática tal que el elemento residual (*a*) sea un proceso ruido blanco gaussiano, es decir, un proceso con media cero, varianza constante y cuyos valores son independientes.

El gráfico 1 muestra la evolución del crecimiento mensual de los precios al consumo en la zona

GRÁFICO 1

INFLACIÓN MENSUAL EN LA ZONA EURO (Y_t)

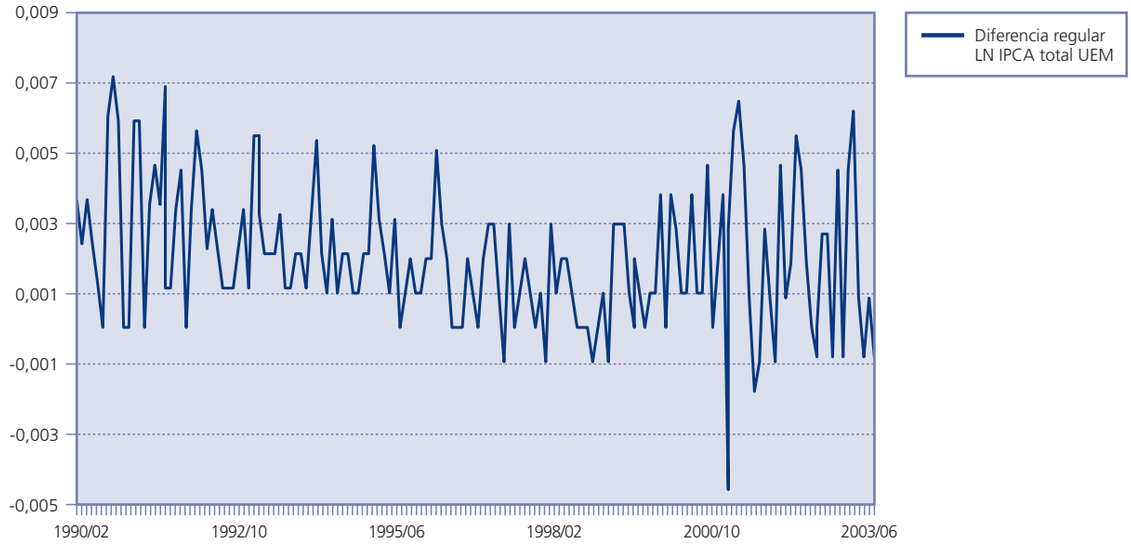
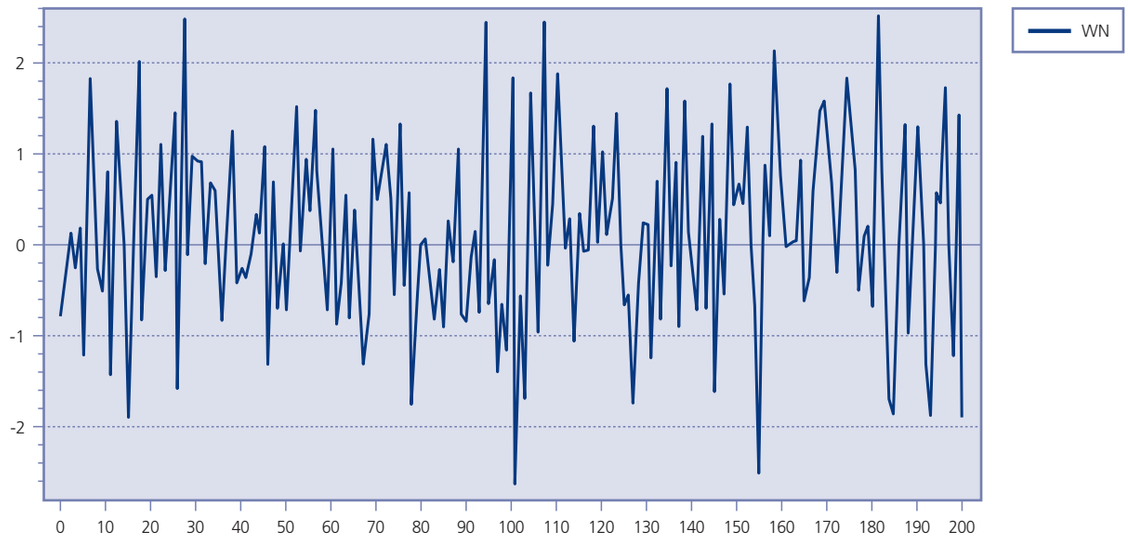


GRÁFICO 2
RUIDO BLANCO (a_t)



euro medidos a través del índice de precios al consumo armonizado (IPCA), que constituye la variable de interés, mientras que el gráfico 2 representa la evolución ideal de la parte impredecible que no explica un modelo construido sobre la inflación.

Si Y_t es un proceso estocástico que verifica las siguientes hipótesis:

1) Hipótesis de *estacionariedad* en sentido amplio, es decir, el proceso tiene media y varianza constantes y sus variables pueden estar relacionadas linealmente entre sí, pero con la restricción de que la relación entre dos variables depende sólo de la distancia temporal *k* existente entre ellas, pero no del tiempo.

2) Hipótesis de *normalidad*, las variables siguen una distribución normal.

3) Hipótesis de *recursividad temporal*, es decir, el presente no depende del futuro.

4) Hipótesis de *invertibilidad*, es decir, el presente depende de forma convergente de su pasado.

Se puede formular a través de los dos modelos teóricos univariantes siguientes, igualmente válidos:

Modelo autorregresivo infinito:

$$Y_t = \pi_1 Y_{t-1} + \pi_2 Y_{t-2} + \ldots + a_t;\ a_t \sim Niid\,(0, \sigma_a) \qquad [1]$$

Walker (1931)

$$\pi_\infty (L)\, Y_t = a_t;\ \sum \pi_j^2 < \infty \ (invertibilidad)$$

Wold (1938)

Modelo de medias móviles infinito:

$$Y_t = a_t + \Psi_1 a_{t-1} + \Psi_2 a_{t-2} + \ldots;\ a_t \sim Niid\,(0, \sigma_a) \qquad [2]$$

Slutski (1937)

$$Y_t = \Psi_\infty (L)\, a_t;\ \sum \Psi_j^2 < \infty \ (estacionariedad)$$

Los modelos teóricos anteriores explican Y_t en función de infinitos valores o innovaciones pasadas. Pero, en la práctica, la información disponible consiste en una serie temporal de Y_t correspondiente a los períodos 1, 2, ... , *T*. Los modelos que se estiman no pueden tener una dependencia infinita sin restricciones, sino una dependencia temporal acotada con restricciones. Es necesario simplificar la estructura del polinomio temporal de orden infinito empleando una formulación que requiera un número finito de parámetros.

Los modelos operativos para procesos estacionarios se clasifican en función del conjunto informati-

vo empleado en su construcción. Hasta el momento $t-1$ conocemos la siguiente información:

— Valores pasados de Y_t: $Y_1, Y_2, \ldots, Y_{t-1}$.

— Innovaciones pasadas: $a_1, a_2, \ldots, a_{t-1}$.

En función de la información empleada, es posible construir:

a) Y_t = f (historia pasada en términos de valores observados de la serie) + a_t

Modelos autorregresivos de orden finito: AR (p)

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \ldots + \phi_p Y_{t-p} + a_t;$$

$$a_t \sim Niid\ (0, \sigma_a)$$

b) Y_t = f (historia pasada en términos de innovaciones) + a_t

Modelos de medias móviles de orden finito: MA (q)

$$Y_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \ldots - \theta_q a_{t-q};$$

$$a_t \sim Niid\ (0, \sigma_a)$$

c) Y_t = f (historia pasada en términos de valores e innovaciones) + a_t

Modelos autorregresivos de medias móviles de orden finito: ARMA (p,q)

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \ldots + \phi_p Y_{t-p} - \theta_1 a_{t-1} - \ldots - \theta_q a_{t-q} + a_t;$$

$$a_t \sim Niid\ (0, \sigma_a)$$

A continuación, se describe el desarrollo histórico de todos estos modelos a través de la perspectiva propuesta por Espasa (1991), que data el nacimiento del análisis de series temporales con el trabajo de J. Fourier en 1807, en el que se demuestra que una serie temporal se puede aproximar mediante la suma de senos y cosenos. Pero la expansión de Fourier únicamente es válida para series deterministas. Yule (1926 y 1927) postula que el análisis de Fourier no es adecuado para series reales, pues en ellas las amplitudes y los períodos de los componentes sinusoidales son estocásticos, lo que es posible recoger a través de los valores pasados de la variable, de modo que Yule (1927) introduce los modelos autorregresivos de segundo orden como esquemas para generar series con oscilaciones cíclicas estocásticas. El proceso de Yule fue generalizado por Walker (1931) introduciendo un esquema general de procesos autorregresivos. Más adelante, Slutski (1937) introdujo otro tipo de procesos para generar series temporales con oscilaciones cíclicas, los procesos de medias móviles. La integración de ambos tipos de procesos, autorregresivos y de medias móviles se realizó con el trabajo de Wold (1938), en el que se establece una formulación general para cualquier tipo de proceso estocástico estacionario introduciendo los procesos mixtos, autorregresivos y de medias móviles, modelos ARMA.

A finales de los años sesenta, el análisis teórico sólo había desarrollado un esquema estocástico general para el componente estacionario de las series temporales. Sin embargo, el análisis aplicado de series temporales asumía plenamente que, en general, las series reales eran no estacionarias, y para extraer componentes o señales de ellas o para predecir se utilizaban procedimientos que tenían en cuenta tal característica. Así, Shiskin *et al*. (1967) presentan un procedimiento de extracción de señales (X-11) por el que una serie se descompone en tendencia, componente estacional y elemento irregular, aplicando medias móviles a los datos originales. De esta forma empiricista se suplía la falta de una teoría sobre procesos estocásticos no estacionarios. En el campo de la predicción también se desarrollaron procedimientos empiricistas, como los procedimientos de alisado (Holt, 1957).

El puente entre los desarrollos teóricos y los procedimientos aplicados fue tendido con la introducción por Box y Jenkins, en 1970, de los modelos ARIMA, que suponen una generalización de los esquemas teóricos implícitos en los procedimientos empíricos empleados hasta el momento. La contribución de Box y Jenkins no fue meramente teórica, sino enormemente práctica, pues, junto con el esquema teórico de modelo estocástico, propusieron una metodología para que los propios datos determinen cuál es el modelo ARIMA más adecuado para explicar su generación. Por tanto, si Y_t es un proceso no estacionario homogéneo, de forma que su transformación $\Delta^d Y_t$ es estacionaria, se obtiene el modelo ARIMA (p, d, q):

$$\phi_p (L)\ \Delta^d Y_t = \theta_q (L)\ a_t;\ \ a_t \sim Niid\ (0, \sigma_a)$$

Box y Jenkins (1970)

donde:

$$\Delta Y_t = (1 - L)\ Y_t = Y_t - LY_t = Y_t - Y_{t-1}$$

Δ es el operador diferencia regular y L el operador retardo.

En series temporales de periodicidad mensual o trimestral, las observaciones actuales dependen de las inmediatamente anteriores, pero también de las realizaciones ocurridas en ese mismo período, mes o trimestre, de años previos. Para recoger esta dependencia estacional, se emplean los modelos ARIMA multiplicativos:

$$\phi_{p1}(L) \bullet \Phi_{p2}(L^s)\, \Delta^d\, U_{s-1}(L)\, Y_t = \theta_{q1}(L) \bullet \Theta_{q2}(L^s)\, a_t;$$

$$a_t \sim Niid\,(0, \sigma_a);$$

donde:

$\Phi_{p2}(L^s)$ y $\Theta_{q2}(L^s)$ recogen la estacionalidad estacionaria;

$U_{s-1}(L)$ recogen la estacionalidad no estacionaria;

$$\Delta_s = (1 - L^s) = (1 - L)(1 + L + \ldots + L^{s-1}) = \Delta U_{s-1}(L);$$

$$\Delta_s\, Y_t = (1 - L^s)\, Y_t = Y_t - L_s\, Y_t = Y_t - Y_{t-s},$$

Δ_s es el operador diferencia estacional.

Box y Tiao (1975) amplían los modelos ARIMA con la introducción de variables deterministas, generalmente binarias, para recoger movimientos atípicos, dando lugar a los modelos ARIMA con análisis de intervención.

En el análisis conjunto de varias variables es importante distinguir entre variables endógenas y variables exógenas. Se dice que una variable es exógena en el análisis que se pretende realizar si es posible realizarlo condicional a dicha variable, es decir, sin necesidad de modelizar expresamente la ecuación explicativa de la presunta variable exógena. Si la finalidad del modelo ampliado con variables exógenas es predecir, se requiere adicionalmente que las variables sean fuertemente exógenas, es decir, que no vengan causadas, en el sentido de Granger, por la variable de interés Y_t. Así, llegamos al modelo lineal general uniecuacional:

$$\Delta(L)\, Y_t = \sum_j^m = 1\ \nu_{\infty}, j\,(L)\, \Delta(L)\, X_{jt} + [\theta_q^*(L)/\phi_p^*(L)]\, a_t;$$

$$a_t \sim Niid\,(0, \sigma_a);$$

donde X_{jt}, $j = 1, \ldots, m$ son variables fuertemente exógenas.

En el caso de que las variables explicativas sean endógenas, surgen los modelos vectoriales autorregresivos, modelos VAR, propuestos por Sims (1980):

$$z_t = A_1 z_{t-1} + \ldots + A_k z_{t-z} + u_t; \quad u_t \approx N\left(0, \sum\right)$$

Finalmente, los modelos VAR pueden reformularse de forma que capturen tanto la dinámica a corto plazo entre las diferentes variables como las restricciones de largo plazo existentes entre ellas, de modo que se obtienen los modelos vectoriales con mecanismos de corrección del equilibrio, modelos VEqCM (Clements y Hendry, 1999):

$$\Delta z_t = \Gamma_1\, \Delta z_{t-1} + \ldots + \Gamma_{k-1}\, \Delta z_{t-k+1} + \alpha\, \beta'\, z_{t-1} + u_t$$

donde, $\alpha\beta'$ recogen las restricciones de largo plazo existentes entre las variables en niveles o restricciones de cointegración (Granger, 1981).

V. UN CASO PRÁCTICO: MODELIZACIÓN DE LA INFLACIÓN EN LA ZONA EURO

Actualmente, el principal objetivo de las grandes instituciones monetarias consiste en implementar una política monetaria encaminada a la consecución de la estabilidad de precios. Además, las expectativas sobre inflación afectan a las decisiones de los inversores y a los presupuestos de los individuos y de las instituciones. Por todo lo anterior, los agentes económicos requieren frecuentes actualizaciones de una senda de predicciones de inflación que abarque el año corriente y el siguiente. Un buen compromiso consiste en elaborar actualizaciones mensuales que incorporen la nueva información que se publica sobre los precios. Esto puede hacerse, en el caso europeo, utilizando como medida de inflación el índice de precios al consumo armonizado (IPCA); necesitan probabilidades de ocurrencia de diferentes intervalos de valores en cada punto de la senda. Y solicitan una explicación de los factores determinantes de las predicciones de inflación.

Para abordar este reto, Albacete (2006) formula una metodología para el análisis de la inflación en la zona euro basada en el principio de aumento progresivo del conjunto informativo relevante con un tratamiento econométrico adecuado en cada caso, que viene determinado por la mejora en la predicción que dicha orientación progresiva conlleva. El proceso de ampliación del conjunto informativo relevante para la predicción comienza con los siguientes pasos:

1) Utilizar la mayor desagregación temporal posible. En el caso de la inflación en la zona euro se su-

CUADRO N.º 3

COMPARACIÓN DE LOS ERRORES DE PREDICCIÓN DERIVADOS DE DIFERENTES MODELOS MENSUALES DESAGREGADOS DEL IPCA DE LA ZONA EURO

Errores de predicción en la tasa anual del IPCA total de la UME. Enero 2000-Julio 2003

PERÍODO	*ESTADÍSTICO*	*ANÁLISIS DESAGREGADO POR PAÍSES*		*ANÁLISIS DESAGREGADO POR SECTORES*		*ANÁLISIS DESAGREGADO POR SECTORES Y PAÍSES*				
						Combinación de predicciones por sectores y países			*VEqCM*	
		UNIV	*VEqCM*	*UNIV*	*VEqCM*	*UNIV*	*VEqCM*	*UNIV*	*Vector de 10 componentes*	*Diagonal por bloques*
1	ECM (i) / ECM (univ)	0,86	0,80	0,64 (*)	0,63 (*)	0,64 (*)	0,59 (*)	**0,47** (*)	**0,46** (*)	0,57 (*)
3	ECM (i) / ECM (univ)	0,98	0,90	0,62 (*)	0,57 (*)	0,70 (*)	0,58 (*)	0,54 (*)	0,57	**0,47** (*)
6	ECM (i) / ECM (univ)	1,14	0,71 (*)	0,87	0,76	0,94	0,64 (*)	0,72	0,78	**0,44** (*)
12	ECM (i) / ECM (univ)	1,53	0,68 (*)	1,32	0,84	1,35	0,63 (*)	1,01	1,14	**0,39** (*)

ECM representa el error cuadrático medio.
(*) Indica que el constraste de Diebold y Mariano entre cada aproximación y el modelo univariante agregado encuentra diferencia significativa en el ajuste de la predicción.
Los números en negrita indican los valores más pequeños del cociente en cada fila.

giere emplear los datos mensuales de los índices de precios al consumo armonizados.

2) Considerar una desagregación de la variable agregada. En el caso de variables no estacionarias la desagregación implica que en la modelización vectorial habrá que tener en cuenta las relaciones de cointegración entre los datos, además de su dependencia estacionaria. Para la inflación en la zona euro, es posible utilizar criterios individuales de desagregación, como sectoriales y geográficos, o emplear un criterio mixto.

3) Avanzar en la ampliación del conjunto informativo relevante para la predicción a través de la incorporación de variables externas.

La combinación de las tres primeras ampliaciones del conjunto informativo mínimo —desagregación frecuencial, desagregación sectorial y geográfica, e incorporación de indicadores adelantados—, concluye en conjuntos informativos con la máxima frecuencia observacional disponible sobre una desagregación que, adecuadamente implementada, aumenta de forma relevante la información tendencial, estacional y cíclica del fenómeno en cuestión, y que incluye indicadores adelantados que incorporan lo más novedoso que ha llegado al sistema con influencia en el fenómeno que se está estudiando. Con ese conjunto informativo ha sido posible construir modelos VEqCM, con restricciones de diagonalidad por bloques y con variables exógenas, que, como se demuestra en el cuadro n.º 3, resultan muy útiles para la predicción de la inflación.

Finalmente, siguiendo a Hendry (2001), se proponen modelos congruentes que incorporan como factores determinantes de la inflación los desequilibrios en diferentes mercados. La periodicidad trimestral de alguno de estos determinantes condiciona que estos modelos congruentes sean trimestrales en lugar de mensuales. De estos modelos se deriva un análisis de la inflación en función de sus factores determinantes, de forma que se pueden calcular los efectos de éstos en la inflación en cada momento, muestral o futuro, y se puede interpretar la política monetaria seguida o extraer pautas sobre su implementación futura.

Con la finalidad de aprovechar las ventajas de cada tipo de modelización, la mensual y la trimestral, se presenta la combinación de las predicciones derivadas de ambos tipos de modelización como forma de utilizar de manera consistente ambos resul-

CUADRO N.º 4

COMBINACIÓN DE PREDICCIONES DE LOS MODELOS DESAGREGADOS MENSUALES CON LAS DE LOS MODELOS CONGRUENTES TRIMESTRALES AGREGADOS

Raíz del error de predicción cuadrático medio para la tasa de inflación anual en la UEM. Período de predicción 2000(I)-2003(II)

HORIZONTE	*COMBINACIÓN DE PREDICCIONES DEL MODELO VECTORIAL CONGRUENTE TRIMESTRAL (VRCE) Y LOS MODELOS VECTORIALES DIAGONALES POR BLOQUES MENSUALES*			
	Tres meses desconocidos		*Dos primeros meses conocidos*	
	Incluyendo el precio del brent *a 1 y 2 meses*	*Sin incluir el precio del* brent *V10DB.1*	*Incluyendo el precio del* brent *a 1 y 2 meses*	*Sin incluir el precio del* brent *V10DB.1*
1 p	0,09	0,10	**0,06**	**0,06**
2 p	0,14		**0,11**	
3 p	0,17		**0,15**	
4 p	0,22		**0,20**	

En negrita aparece el menor RECM en cada caso.

tados. Así, el cuadro n.º 4 muestra cómo la combinación de predicciones mejora el ajuste de la predicción de la inflación.

VI. METODOLOGÍA PARA LA PREDICCIÓN ECONÓMICA

Como resumen de las reflexiones anteriores, en Espasa y Albacete (2004a) se propone una metodología para la predicción de cualquier indicador o variable macroeconómica, siendo las claves básicas de dicha metodología las siguientes:

1. En la predicción a corto plazo, utilizar el máximo nivel de desagregación frecuencial posible si la calidad de los datos a ese nivel es aceptable y resulta factible construir modelos econométricos apropiados.

2. Utilizar un conjunto informativo desagregado funcionalmente y también geográficamente, incorporando en el correspondiente modelo econométrico las restricciones de largo plazo existente entre los componentes.

3. Simplificar el modelo resultante mediante formulaciones por bloques, de modo que el número de parámetros requerido sea compatible con el tipo de muestras disponibles.

4. Incluir indicadores específicos y generales en la explicación de los distintos componentes del fenómeno agregado.

5. Emplear formulaciones no lineales cuando sea necesario.

6. Combinar predicciones procedentes de distintos modelos si ello mejora la precisión de las sendas de predicción, normalmente construidas para el año corriente y el siguiente.

7. Si las predicciones anteriores no se basan en un modelo econométrico congruente, deberían relacionarse con las correspondientes a un modelo de este tipo y obtener así una explicación económica de ellas y, posteriormente, llevar a cabo una combinación de resultados y ajuste de las contribuciones parciales de los diferentes sectores y factores económicos, dado que tanto un desglose geo-sectorial de la variable de interés como las contribuciones de los factores económicos determinantes de las predicciones resultan fuentes de información de gran utilidad sobre la evolución futura del fenómeno objeto de estudio.

La orientación metodológica descrita en los puntos anteriores consiste en aumentar la información relevante, de forma sistematizada y con apoyo en la teoría económica, y por ende la complejidad de los modelos econométricos, a medida que se detecta que determinadas líneas de ampliación informativa que resultan importantes de acuerdo con los ejercicios de evaluación de predicciones parece una orientación con garantías de éxito. Para ello, el punto de partida de que lo importante es detectar en qué dirección conviene ampliar la información con fundamento teórico es determinante. Las propiedades del conjunto informativo contemplado impondrán la complejidad econométrica. Ésta no se define a priori, sino que va siendo determinada por las características del conjunto informativo que se maneja. En todo este desarrollo de mayor información con el

tratamiento econométrico adecuado, la evaluación del comportamiento predictivo de los modelos econométricos alternativos, dentro de los distintos niveles informativos, es esencial.

Se puede concluir que la metodología propuesta se basa en el principio de aumento progresivo del conjunto informativo relevante con un tratamiento econométrico adecuado en cada caso, que viene determinado por la mejora en la predicción que dicha orientación progresiva conlleva.

BIBLIOGRAFÍA

ALBACETE, R. (2006), *Modelización de la inflación a nivel europeo con fines de predicción y diagnóstico a corto plazo*, tesis doctoral dirigida por el profesor Antoni Espasa, catedrático de la Universidad Carlos III de Madrid, y editada por la Fundación de las Cajas de Ahorros (FUNCAS), julio 2006.

BOX, G. E. P., y JENKINS, G. M. (1976), *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, San Francisco, Holden Day (primera edición, 1970).

BOX, G. E. P., y TIAO, G. C. (1975), «Intervention analysis with applications to economic and environmental problems», *Journal of the American Statistical Association*, 70 (349): 70-79

CLEMENTS, M. P., y HENDRY, D. F. (1999), *Forecasting Non-stationary Economic Time Series*, Cambridge, Mass, MIT Press.

ESPASA, A. (1991), «Perspectiva histórica de los modelos ARIMA y su utilidad en el análisis económico», *Revista de Historia Económica*, 9 (3).

ESPASA, A., y ALBACETE, R. (2004a), «Consideraciones sobre la predicción económica: metodología desarrollada en el Boletín de Inflación y Análisis Macroeconómico», en *Estudios en homenaje a Luis Ángel Rojo*, volumen I, *Políticas, mercados e instituciones económicas*, José Pérez, Carlos Sebastián y Pedro Tedde (eds.), Editorial Complutense, S.A., diciembre.

— (2004b), «Econometric modelling for short-term inflation forecasting in the EMU», *Journal of Forecasting* (en proceso de publicación).

FOURIER, J. (1807), *On the Propagation of Heat in Solid Bodies*, No publicado.

GRANGER, C. W. J. (1981), «Generalised co-integration», *Documento de trabajo de la Universidad de California*, San Diego.

HENDRY, D. F. (2001), «Modelling UK inflation, 1875-1991», *Journal of Applied Econometrics*, 16: 255-275.

HOLT, C. C. (1957), *Forecasting Seasonal and Trends by Exponentially Weighted Moving Averages*, Pittsburgh (Pennsylvania), Carnegic Institute of Technology.

SHISKIN, J.; YOUNG, A. H., y MUSGRAVE, J. C. (1967), «The X-11 variant of the Census Method II Seasonal Adjustment Program», *Bureau of the Census Technical paper*, n.º 15 (revisado), Washington DC, VS Department of Commerce.

SIMS, C. A. (1980), «Macroeconomics and reality», *Econométrica*, 48: 1-48.

SLUSTKI, E. (1937), «The summation of random causes as the source of cyclic processes», *Econométrica*, 5: 105-146.

WALKER, A. M. (1931), «On the periodicity in series of related terms», *Proceedings of the Royal Society of London, A*, 131: 518-532.

WOLD (1938), *A Study in the Analysis of Stationary Time Series*, Uppsala, Alinquist and Wiksells.

YULE, G. U. (1926), «Why do we sometimes get nonsense-correlations between time seires?, A study in sampling and the nature of time series», *Journal of the Royal Statistical Society*, 89: 1-64.

— (1927), «On the method of investigating periodicities in disturbed series, with special reference to Wolfer's sunspot numbers», *Philosophical Transactions, A*, 226: 267-298.