



MINISTERIO DE AGRICULTURA, PESCA Y ALIMENTACION
INSTITUTO NACIONAL DE INVESTIGACION Y TECNOLOGIA AGRARIA Y ALIMENTARIA

**RELACIONES DINAMICAS Y PREDICCIONES DE LOS PRECIOS DE LOS CEREALES
MEDIANTE EL USO DE VECTORES AUTORREGRESIVOS BAYESIANOS**

J. M. GIL, L. M. ALBISU

Investigación Agraria

Economía

Vol. 8 (1) - 1993

RELACIONES DINAMICAS Y PREDICCIONES DE LOS PRECIOS DE LOS CEREALES MEDIANTE EL USO DE VECTORES AUTORREGRESIVOS BAYESIANOS

J. M. GIL

L. M. ALBISU

Unidad de Economía y Sociología Agrarias, Servicio de Investigación Agraria
Diputación General de Aragón, Apdo. 727, 50080 Zaragoza

RESUMEN

En el presente trabajo se abordan los principales cambios que han tenido lugar en el sector de los cereales (trigo, cebada y maíz) tras la entrada de España a la CE. A través de la utilización de los vectores autorregresivos bayesianos (BVAR) se han analizado las relaciones dinámicas a corto plazo (durante la campaña de comercialización) existentes entre los precios de los tres cereales y su principal sustitutivo. Finalmente, se han realizado predicciones a corto y medio plazo con el fin de evaluar la capacidad predictiva de los modelos BVAR.

PALABRAS CLAVE: Vectores Autorregresivos Bayesianos
Precios cereales
Funciones impulso
Predicciones

INTRODUCCION

La incorporación de España a la Comunidad Europea ha supuesto un cambio importante en la estrategia comercializadora de los cereales. Las expectativas previas a nuestra incorporación eran de un incremento continuado de los precios, al menos durante los siete años del período transitorio, como consecuencia de unos precios de garantía inferiores a los de intervención comunitarios. El impacto ha sido contrario al esperado debido a la existencia de excedentes estructurales en la Comunidad Europea y al endurecimiento de la Política Agraria Común a partir de la campaña 1986-87.

Al mismo tiempo, las expectativas de precios elevados provocaron en los fabricantes de piensos compuestos (principales demandantes de cereales) la búsqueda de formulaciones alternativas que abarataran el coste de la ración alimenticia. El desarrollo tecnológico que ha tenido lugar en este sector ha permitido la utilización del trigo (prohibido por ley hasta 1984) y de los denominados productos sustitutivos (mandioca, gluten de maíz, etc.). Ningún cereal se considera bási-

Recibido: 26-6-92

Aceptado para su publicación: 22-12-92

co para su utilización en la fabricación de alimentos compuestos y su inclusión depende de su precio relativo.

En este trabajo, se utiliza la metodología de los Vectores Autorregresivos Bayesianos (BVAR) para explicar las interacciones dinámicas entre los precios mensuales de trigo, cebada, maíz y mandioca, tras la entrada de España en la CE. Más concretamente, se trata de determinar cuál es la reacción de cada uno de estos precios ante cambios del resto de precios teniendo en cuenta la duración y dirección de la respuesta. Finalmente, se pretende medir la capacidad predictiva de los modelos BVAR.

El artículo se ha estructurado de la siguiente manera. En el apartado 2 se describen los principales cambios que han tenido lugar en el sector de los cereales en España tras la entrada en la CE. La metodología empleada para el análisis empírico se desarrolla en el apartado 3. En el apartado 4 se describen las relaciones dinámicas en el corto plazo existentes entre los cereales y su principal sustituto (mandioca). El apartado 5 se dedica a comentar los resultados obtenidos en la predicción. Finalmente, en el apartado 6 se resumen las principales conclusiones del trabajo.

LA COMERCIALIZACION DE CEREALES TRAS LA ENTRADA DE ESPAÑA EN LA CEE

Previa a la adhesión a la CE la comercialización de los cereales se realizaba de forma bastante simple. El trigo era una mercancía sujeta al comercio de Estado en cuanto a las transacciones con el exterior. En el mercado interior existía un precio de intervención al cual el productor debía vender su cosecha a la agencia de intervención. El harinero acudía, asimismo, a dicha agencia para adquirir la mercancía que necesitaba.

La cebada era adquirida a agricultores y cooperativas por los fabricantes. Otra parte era autoconsumida en la explotación o reservada para semilla y el resto era entregado a la agencia de intervención.

Durante finales de los años 70 y principios de los 80, el sector de fabricación de piensos compuestos, mientras tanto, evolucionó de forma rápida, adaptándose inmediatamente a utilizar las materias primas, la tecnología, equipo e incluso los tipos de animales que se utilizaban en Estados Unidos (Reus, 1988).

Esto fue así ya que, si exceptuamos la prohibición de la utilización del trigo en cualquier industria que no fuera para el consumo humano, el fabricante nacional podía utilizar cualquier materia prima del mercado mundial a unos precios que, en algunos casos, como el maíz y el sorgo, eran corregidos con un arancel para mantener un cierto nivel de renta al productor nacional. Además, con el fin de proteger al sector productor, se prohibieron las importaciones de productos sustitutivos como la mandioca.

Consecuentemente, el modelo ganadero optó por una alimentación de lujo que utilizaba como fuente energética el cereal de mejor calidad (maíz), y la proteína de mejor aprovechamiento (soja).

Paralelamente, la Política Agraria Común en el sector de los cereales empezaba a resquebrajarse. Los altos precios de garantía establecidos y el complejo mecanismo de protección del exterior provocaron la aparición de excedentes crónicos, cuyo coste de almacenamiento y exportación gravaban en exceso los presupuestos agrícolas comunitarios.

España entra en la Comunidad en medio de esta gran paradoja: excedentes europeos de trigo y cebada, gran importación de productos sustitutivos de cereales

para la industria de fabricación de piensos, déficit comunitario de maíz y reclamación estadounidense para compensar la adhesión de España a la CE. En efecto, la firma del Tratado de Adhesión suponía para España la aceptación del principio de preferencia comunitaria. Esto suponía primar las importaciones de países comunitarios frente a terceros.

El modelo ganadero español adoptado se basaba en importaciones baratas de maíz procedentes principalmente de Estados Unidos. La incorporación de España a la CE suponía, por tanto, la pérdida por parte de Estados Unidos de un mercado de casi 3 millones de toneladas anuales de maíz.

A partir de la campaña 1986-87 la situación en el mercado interior cambió radicalmente. El trigo se incorpora a la fabricación de piensos con un consumidor cada vez menos preocupado por la pigmentación de aves y huevos. Los fabricantes de harinas, acostumbrados a ser los únicos clientes del trigo español, se encuentran con la competencia de los fabricantes de piensos. La mandioca, glútenes y demás sustitutivos empiezan a introducirse en las formulaciones.

A todo ello debe unirse la firma del acuerdo USA-CE que suponía un nuevo régimen en cuanto a las importaciones de maíz. Aunque se especificaba la cantidad a importar, el calendario de importaciones quedaba a merced de los operadores, por lo que existía una gran incertidumbre en el sector tras la incorporación de España a la CE.

La complejidad de la nueva situación ha incrementado notablemente la dificultad para determinar la evolución de los precios de los cereales que pueden regir durante la campaña. Por otro lado, son precisamente estos precios a corto y medio plazo los que condicionan las decisiones de los productores sobre el momento en que deben vender su producto y a través de qué canales de comercialización.

METODOLOGIA

Durante la década de los 80 se han realizado numerosos trabajos sobre series temporales múltiples lo que ha motivado la aparición de una nueva metodología para llevar a cabo análisis econométricos con datos agregados y ordenados temporalmente: los Vectores Autorregresivos (VAR).

Formulación teórica del modelo

Derivado de la teoría de los procesos estocásticos estacionarios, un proceso m -dimensional estocástico estacionario en covarianzas y de media cero puede representarse mediante un esquema de medias móviles.

$$X_t = U_t + \Theta_1 U_{t-1} + \Theta_2 U_{t-2} + \dots \quad [1]$$

donde U_t es un vector de errores ruido blanco, es decir:

$$E[U_t] = \begin{matrix} 0 \\ (m \times 1) \end{matrix} \quad \text{para todo } t, \text{ y}$$

$$E[U_t U_s'] = \begin{cases} 0 & \text{si } t \neq s \\ \Sigma & \text{si } t = s \end{cases} \quad \begin{matrix} (m \times m) \\ (m \times m) \end{matrix}$$

Θ_k ($k = 1, 2, \dots$) son matrices $m \times m$ de parámetros medias móviles y Σ es una matriz de varianzas y covarianzas definida positiva. Todo el análisis estadístico podría realizarse a partir de estas innovaciones. Sin embargo, una representación autorregresiva de X_t es más conveniente. Bajo condiciones muy generales, la ecuación [1] admite una representación autorregresiva (Masoni, 1966).

$$X_t - \Phi_1 X_{t-1} - \Phi_2 X_{t-2} - \dots = U_t \quad [2]$$

donde Φ_i ($i = 1, 2, \dots$) son matrices $m \times m$ de parámetros autorregresivos.

La ecuación [2] incluye un retardo infinito del conjunto de variables de X . En la práctica, el número de retardos debe de reducirse a un cierto número finito que, por un lado, debe ser lo suficientemente pequeño para que sea operativo y, por otro, suficientemente grande para producir residuos que sean ruido blanco (Bessler, 1984).

Esta tarea no es, sin embargo, fácil. Tiao, Box (1981) sugieren un test basado en un ratio de verosimilitud. Teniendo el tamaño de la muestra se define un retardo máximo. A partir de aquí, estos autores sugieren el estadístico

$$M(k) = [N - 0,5 - m \times k] [\ln S(k_1) - \ln S(k_2)]$$

para contrastar que el retardo máximo es k_1 frente a k_2 . En esta expresión, N es el número de observaciones, m es el número de variables endógenas del modelo, k es el retardo máximo del modelo y $S(k_i)$ es el determinante de la matriz de varianzas y covarianzas de los residuos del modelo ajustado con los k_i retardos. Bajo la hipótesis nula de que todos los coeficientes entre $k_1 + 1$ y k_2 son cero, $M(k)$ se distribuye asintóticamente como una X^2 con $m^2(k_2 - k_1)$ grados de libertad.

Existen otros métodos de selección del retardo recogidos en Geweke, Meese (1981). Sin embargo, ningún método es claramente superior al resto por lo que en este trabajo se ha utilizado el método propuesto por Tiao, Box.

La estimación bayesiana

Este procedimiento consiste en imponer una distribución a priori sobre los parámetros de un VAR. Al modelo resultante lo denominaremos vector autorregresivo bayesiano (BVAR). El modelo puede escribirse como un vector autorregresivo de orden p (donde p ha sido obtenido por el método de Tiao, Box):

$$X_t = C_t + \sum_{j=1}^p \Phi_j X_{t-j} + U_t \quad [3]$$

donde C_t es el término constante para cada componente de X y U_t ha sido ya descrito anteriormente. Denominemos Φ_{ij} el i, j -ésimo elemento de la matriz autorregresiva Φ .

La distribución a priori propuesta por Litterman (1986) se basa en la consideración de que el comportamiento de un gran número de variables económicas puede aproximarse mediante un camino aleatorio alrededor de un componente determinístico desconocido. Esta distribución a priori puede considerarse, en palabras de Litterman como «meramente instrumental» (no es informativa desde el punto de vista de la Teoría Económica). Aunque pueden considerarse otros tipos de distribuciones, los resultados obtenidos con la propuesta de Litterman han sido

muy satisfactorios (Bessler, Kling, 1986; Artis, Zhang, 1990; Zapata, García, 1990; Park, 1990).

La especificación para cada ecuación viene dada por:

$$x_i(t) = c_i(t) + x_i(t-1) + u_i(t) \quad i = 1, 2, \dots, m \quad [4]$$

donde $c_i(t)$ es una constante y m es el número de ecuaciones.

Se establecen asimismo una serie de hipótesis adicionales acerca de la matriz Φ en [3]: a) los elementos de la matriz Φ están conjuntamente distribuidos según una normal; b) las medias de los elementos $\phi_{i,j}$ son cero, salvo cuando $i = j$ (ϕ_{ii}) en cuyo caso la media es igual a 1; y c) los elementos ϕ_{ij} están incorrelacionados para cualquier valor de i y j .

Kaylen (1988) sugirió que en el caso de trabajar con variables diferenciadas, en vez de [4] sería más apropiado centrar el coeficiente de la variable dependiente retardada un período en cero.

Las desviaciones típicas de los parámetros estimados se especifican basándose en la siguiente información:

- λ representa la desviación típica constante del coeficiente de la variable dependiente retardada un período. Un valor pequeño de λ indica que la distribución se estrecha alrededor de la media de la distribución (en el caso de series en niveles, alrededor de uno y, en el caso de series diferenciadas, alrededor de cero).
- Las desviaciones típicas del resto de los coeficientes de la variable dependiente (a partir del retardo 2) decrecen respecto a λ de acuerdo con el parámetro γ_1 . Este decrecimiento puede ser armónico o geométrico.
- Por último, las desviaciones típicas sobre los coeficientes de las otras variables retardadas del sistema pueden ser más pequeñas que las correspondientes a la de la variable dependiente. El grado de decrecimiento viene medido por el parámetro γ_2 .

Dados los coeficientes λ , γ_1 y γ_2 , la desviación típica del coeficiente i,j en el retardo k será:

$$\delta_{ij}^k = \begin{cases} \lambda \gamma_1(k) & \text{si } i = j \\ \lambda \gamma_1(k) \gamma_2(i, j) \frac{\hat{\sigma}_i}{\hat{\sigma}_j} & \text{si } i \neq j \end{cases} \quad [5]$$

donde $\hat{\sigma}_i$ y $\hat{\sigma}_j$ son las desviaciones típicas de los residuos obtenidos en la autorregresión univariante de las ecuaciones i y j . Las desviaciones típicas de las distribuciones de los coeficientes en el BVAR se convierten a una misma escala mediante el cociente de las desviaciones típicas de los residuos de las ecuaciones i y j . De esta forma, en el caso de que las unidades de medida empleadas en las series originales no sean iguales, no se introducirá un sesgo en la especificación del BVAR.

La distribución a priori representada por la ecuación [5] es simétrica respecto a cada una de las ecuaciones del sistema. Es decir, el impacto relativo a priori de la serie i sobre la serie j es siempre el mismo sin tener en cuenta el tipo de series estudiadas. Sin embargo, en algunas ocasiones, esta información a priori no es simétrica. Por ejemplo, la relación de dependencia entre el precio del maíz y el del trigo no tiene por qué ser igual a la relación entre el precio del trigo y el del maíz.

La introducción de información a priori no simétrica relaja el supuesto de que $\gamma_2(i, j) = \gamma_2(j, i)$, permitiendo varios grados de interacción entre las variables del modelo. A este tipo de modelos se les denomina vectores autorregresivos bayesianos asimétricos (ABVAR).

Por tanto, en el ABVAR se trata de construir una matriz de valores $\gamma_2(i, j)$ cuyo rango va de cero a uno. Valores próximos a cero sugerirán que existe poca relación entre las variables y que, por tanto, la media de la distribución a priori de los coeficientes es correcta, no dejando que los datos tengan mucha influencia sobre el modelo. En caso contrario, valores próximos a la unidad permiten a los datos tener mucho más impacto sobre el modelo (existe una mayor interacción entre las variables).

RESULTADOS EMPIRICOS

Datos

En el análisis de los modelos VAR se han considerado cuatro variables: los precios de los tres cereales (trigo, cebada y maíz) y el precio de la mandioca. La introducción de esta variable obedece a dos razones: en primer lugar, es el principal producto de los denominados sustitutivos de los cereales (cerca de 800.000 t importadas en 1990), sobre todo en las zonas próximas a puertos de importación y, en segundo lugar, es el producto que más puede condicionar el precio de los cereales en dichas zonas. En efecto, la mandioca es un competidor directo de la cebada por lo que existe una fuerte relación entre estos dos precios a pesar de que el precio de aquélla viene fijado políticamente. La cebada es, por otro lado, el cereal más excedentario en España, por lo que es lógico pensar que sus variaciones en precio pueden ocasionar variaciones en el precio de los distintos cereales. Se ha considerado desde julio de 1986 a diciembre de 1989 como período de estimación y el año 1990 como período de predicción.

Análisis de la estacionariedad y la cointegración

La noción de la cointegración fue introducida por Granger (1986). La cointegración puede considerarse como el equivalente empírico de la noción teórica de equilibrio a largo plazo. Cuando las series son integradas, los tests convencionales no nos permiten asegurar si estas relaciones existen.

La cointegración entre dos variables X e Y (la generalización es inmediata en el caso de más variables) requiere que las dos series tengan las mismas propiedades estadísticas. En concreto, se requiere que ambas series sean integradas del mismo orden.

En los últimos diez años se ha prestado una gran atención a la determinación del grado de diferenciación (d). Tradicionalmente, el grado de diferenciación se determinaba en la práctica mediante la inspección visual de la función de autocorrelación (FAC) y del gráfico de la serie.

Recientemente se han desarrollado una serie de tests estadísticos para verificar la existencia de raíces unitarias. Los trabajos pioneros en este sentido se deben a Dickey, Fuller (1979, 1981). Una descripción de otros tests basados en los de Dickey, Fuller puede encontrarse en Dolado *et al.*, (1990).

Basándose en un resultado de Pantula (1986), Dickey y Pantula (1987) desarrollaron un método secuencial para verificar la existencia de raíces unitarias. Este método, utilizado en este trabajo, se resume en la siguiente secuencia (el número máximo de raíces unitarias consideradas es de tres).

a) *Estimar la regresión*

$$(1 - B)^3 x_t = \beta_0 + \beta_1 (1 - B)^2 x_{t-1} + u_t$$

y calcular $t_{3,n}^*(3)$ (el estadístico t sobre $\hat{\beta}_1$). Rechazar la hipótesis nula H_3 sobre la existencia de tres raíces unitarias e ir a b) si

$$t_{3,n}^*(3) < \tau_{n,\alpha}$$

donde los valores $\tau_{n,\alpha}$ aparecen recogidos en Fuller (1976).

b) *Estimar la regresión*

$$(1 - B)^3 x_t = \beta'_0 + \beta'_1 (1 - B)^2 x_{t-1} + \beta'_2 (1 - B) x_{t-1} + u_t$$

y calcular $t_{3,n}^*(3)$ y $t_{2,n}^*(3)$. Rechazar la hipótesis H_2 sobre la existencia de dos raíces unitarias e ir a c) si además de que $t_{3,n}^*(3) < \tau_{n,\alpha}$, $t_{2,n}^*(3) < \tau_{n,\alpha}$.

c) *Estimar la regresión*

$$(1 - B)^3 x_t = \beta''_0 + \beta''_1 (1 - B)^2 x_{t-1} + \beta''_2 (1 - B) x_{t-1} + \beta''_3 x_{t-1} + u_t$$

y calcular $t_{3,n}^*(3)$, $t_{2,n}^*(3)$ y $t_{1,n}^*(3)$. Rechazar la hipótesis nula H_1 sobre la existencia de una única raíz unitaria en favor de la hipótesis H_0 si

$$t_{i,n}^*(3) < \tau_{n,\alpha} \quad i = 1, 2, 3$$

La Tabla 1 recoge los resultados de este test. Como puede comprobarse, las cuatro series son integradas de orden 1 (I(1)), es decir, necesitan ser diferenciadas una vez para convertirse en estacionarias. En efecto, en los pasos 1 y 2 todos los valores de la t de Student son mayores en valor absoluto que el valor crítico, por lo que se rechazan las hipótesis nulas sobre la existencia de 3 y 2 raíces unitarias, respectivamente. En el paso tres, la t de Student del coeficiente de x_{t-1} es menor en valor absoluto que el valor crítico, por lo que se acepta la existencia de una raíz unitaria en las cuatro series.

La segunda condición para la existencia de cointegración es que debe existir alguna combinación lineal entre las dos series

$$Z_t = Y_t - a - bX_t \quad [6]$$

de tal forma que dicha combinación lineal Z_t sea estacionaria o I(0). Esta combinación lineal es simplemente el residuo que se obtiene de la regresión estática por mínimos cuadrados ordinarios de Y sobre X. A la ecuación [6] se le conoce con el nombre de «regresión de cointegración» (RC).

Tres son los tests que más popularmente se han utilizado para verificar la existencia de cointegración: el test de Durbin-Watson en la regresión de cointegración (DWRC) desarrollado por Sargan, Bhargava (1983), el test de Dickey-Fuller (DF) y el test de Dickey-Fuller ampliado (DFA) (Dickey, Fuller 1979, 1981).

Todos ellos tratan de verificar la hipótesis nula de no existencia de cointegración.

TABLA 1
TESTS DE DICKEY-PANTULA PARA LOS PRECIOS
DE LOS CEREALES Y DE LA MANDIOCA

Variables explicativas ^b	Variable dependiente ^a			
	Trigo	Cebada	Maíz	Mandioca
Paso 1:				
H ₀ : 3 raíces unitarias				
Constante	-0,0204 (-0,266) ^c	-0,0033 (-0,027)	-0,0007 (-0,003)	-0,0413 (-0,222)
DIF (x _{t-1} ²)	-0,8643 (-5,307)	-0,8445 (-5,20)	-0,9530 (-5,798)	-1,3446 (-8,734)
Paso 2:				
H ₀ : 2 raíces unitarias				
Constante	-0,0632 (-0,937)	-0,0173 (-0,187)	-0,0946 (-0,515)	-0,0958 (-0,704)
DIF (x _{t-1})	-0,412 (-3,612)	-0,7581 (-5,386)	-0,8821 (-5,570)	-1,1547 (-5,739)
DIF (x _{t-1} ²)	-0,6872 (-4,590)	-0,4626 (-3,268)	-0,5129 (-3,526)	-0,7848 (-5,739)
Paso 3:				
H ₀ : 1 raíz unitaria				
Constante	1,5983 (1,690)	4,5105 (2,319)	6,0255 (2,041)	-5,9511 (-2,752)
x _{t-1}	-0,0592 (-1,761)	-0,1923 (-2,331)	-0,2161 (-2,077)	-0,2756 (-2,801)
DIF (x _{t-1})	-0,3372 (-2,840)	-0,5658 (-3,618)	-0,6485 (-3,436)	-0,8862 (-4,264)
DIF (x _{t-1} ²)	-0,8129 (-5,015)	-0,6618 (-4,173)	-0,7040 (-4,219)	-0,9447 (-6,379)

^a La variable dependiente es la tercera diferencia de cada serie

^b DIF (x_{t-1}ⁱ) es la diferencia i-ésima de la variable dependiente retardada un período

^c Los valores entre paréntesis son los valores asintóticos de la t-Student. El valor crítico al 5 p. 100 es $\tau_{39} = -2,96$

En el presente trabajo se han considerado las regresiones de cointegración de cada variable sobre el resto de variables del sistema. Los residuos obtenidos en estas regresiones deberían ser estacionarios si las variables estuviesen cointegradas.

Los resultados obtenidos en el presente trabajo para las cuatro variables analizadas vienen recogidos en la Tabla 2.

En los cuatro casos se acepta la no existencia de cointegración con un nivel de significatividad del 5 p. 100. Los valores de DW, DF y DFA para los cuatro precios, en términos absolutos, son menores que los valores críticos.

En definitiva, las cuatro series consideradas son I(1) y no están cointegradas. Por tanto, los vectores autorregresivos deberían especificarse en diferencias. Zapata, García (1990) demostraron que el enfoque bayesiano sin diferenciar las variables y con información a priori asimétrica permitía obtener buenos resultados aún en ausencia de estacionaridad. Este proceso eliminaría la necesidad de transformar los datos. Asimismo, evitaría la posible distorsión que puede producirse en las relaciones multivariantes derivadas de la diferenciación. En cualquier caso, en el presente trabajo, se van a considerar ambas posibilidades, esto es, valores en niveles y diferenciados un período (ABVAR y ABVARD, respectivamente).

TABLA 2
REGRESIONES Y TESTS DE COINTEGRACION
DE LAS VARIABLES DEL SISTEMA ^{a,b}

Variables independientes	Variables dependientes			
	PTRIGO _t	PCEB _t	PMAIZ _t	PMAN _t
PTRIGO _t	–	0,45 (5,85)	0,33 (1,52)	0,29 (2,23)
PCEB _t	1,05 (5,85)	–	–0,45 (–1,37)	–0,09 (–0,43)
PMAIZ _t	0,17 (1,51)	–0,10 (–1,36)	–	0,19 (2,00)
PMAN _t	0,40 (2,23)	–0,05 (–0,43)	0,50 (2,00)	–
Constante	–10,61 (–2,03)	15,10 (5,78)	18,82 (2,72)	10,67 (2,46)
R ²	0,60	0,50	0,23	0,32
DW ^c	0,42	0,55	0,55	0,61
DF ^d	–1,72	–2,30	–2,45	–2,54
DFA ^e	–2,07	–2,74	–3,18	–3,19

^a PTRIGO, PCEB, PMAIZ y PMAN son los precios del trigo, cebada, maíz y mandioca, respectivamente en el mes t (pta/kg)

^b Los valores entre paréntesis son los estadísticos t

^c El valor crítico al 5 p. 100 es 1,10 (Sargan, Bhargava, 1983)

^d El valor crítico al 5 p. 100 es –4,35 (Engle, Yoo, 1987)

^e El valor crítico al 5 p. 100 es –3,98 (Engle, Yoo, 1987)

Determinación del retardo y estimación

La determinación del número de retardos ha sido la siguiente etapa a cubrir en la especificación de los modelos. Teniendo en cuenta la naturaleza de los datos y el tamaño muestral, se ha considerado un retardo máximo de 6 períodos. A partir de aquí, se ha utilizado el test de verosimilitud propuesto por Tiao, Box (1981). Los resultados del citado test se recogen en la Tabla 3.

Los valores de la citada tabla indican que en el caso del modelo ABVAR se podrían considerar 3 ó 4 retardos por ser el valor del estadístico M inferior al valor crítico. Por esta razón, se realizó el mismo test con el fin de comparar un modelo con 5 retardos frente a un modelo con 3 retardos. La hipótesis nula consiste en verificar que los retardos 4 y 5 no son significativos. El resultado de dicho test nos indica que el modelo ABVAR correcto recogería únicamente 3 retardos.

En la parte derecha de la Tabla 3 se recogen los resultados del test de verosimilitud en el caso de que el vector autorregresivo esté expresado en primeras diferencias. En este caso, se aceptaría la hipótesis de que los retardos 2, 3, 4 y 5 podrían ser la especificación final del modelo. Para la elección del retardo óptimo se han realizado test suplementarios. En dichos test siempre se acepta la hipótesis nula de la elección del modelo con el menor número de retardos. A la vista de los valores de la Tabla, el retardo óptimo sería de dos períodos en este caso.

La mayor dificultad al trabajar con vectores autorregresivos bayesianos consiste en especificar los valores λ , γ_1 y γ_2 tal como fueron definidos en el apartado correspondiente del presente trabajo. Teniendo en cuenta que el objetivo de la estimación de este tipo de modelos es la predicción, el procedimiento elegido para la especificación de los parámetros anteriormente citados ha sido el siguiente:

TABLA 3
TEST DE VEROSIMILITUD PARA LA DETERMINACION
DE LA LONGITUD DEL RETARDO EN LOS MODELOS
ABVAR Y ABVARD

ABVAR				ABVARD			
k_2^a	k_1^a	$M(k_1, k_2)^b$	GL ^c	k_1^a	k_2^a	$M(k_1, k_2)^b$	GL ^c
1	0	8.523,91	16	1	0	9.915,90	16
2	1	68,14	16	2	1	64,56	16
3	2	28,37	16	3	2	22,32	16
4	3	20,11	16	4	3	20,43	16
5	4	17,65	16	5	4	22,64	16
6	5	26,70	16	6	5	17,76	16
5	3	32,97	32	4	2	38,29	32
				5	2	51,36	48
				5	3	37,97	32

^a k_1 y k_2 son los retardos de la hipótesis nula y alternativa, respectivamente

^b Los valores críticos al 5 p. 100 son $X_{16}^2 = 26,30$; $X_{32}^2 = 46,17$ y $X_{48}^2 = 65,09$

^c Grados de libertad

Se ha tomado como período de estimación desde julio de 1986 hasta diciembre de 1988, dejando el año 1989 como período de predicción previo, con el fin de evaluar la capacidad predictiva de especificaciones alternativas de λ , γ_1 y γ_2 fuera de la muestra. A partir de aquí se inicia un proceso de búsqueda cuya función objetivo es minimizar el logaritmo del determinante de la matriz de varianzas y covarianzas de los errores de predicción a un período durante 1989. La forma de obtener esta predicción ha sido mediante la aplicación del filtro de Kalman. Siguiendo a Zapata, García (1990), se han considerado valores de cada uno de los tres parámetros en el intervalo (0,01 a 1,00) con incrementos de 0,09.

En el caso del modelo simétrico en niveles, la combinación óptima viene dada por los valores $\lambda = 0,10$; $\gamma_1 = 1,00$ y $\gamma_2 = 0,55$. El tipo de decrecimiento de γ_1 ha sido armónico. En el supuesto de variables diferenciadas, los valores óptimos encontrados han sido $\lambda = 0,37$; γ_1 (armónico) = 0,01 y $\gamma_2 = 0,19$.

Hasta aquí se ha supuesto que $\gamma_2(i, j)$ es constante. Este supuesto se ha relajado introduciendo información asimétrica, es decir, $\gamma_2(i, j) \neq \gamma_2(j, i)$. La forma de determinar estos nuevos valores ha tratado de combinar la información estadística con la información real.

En principio, si lo que tratamos es de predecir, hemos seleccionado aquellos valores de $\gamma_2(i, j)$ que minimicen el logaritmo del determinante de la matriz de varianzas y covarianzas del error durante el período de predicción (1989). La forma de obtener las predicciones ha sido la misma que la utilizada en el caso simétrico. Los posibles valores de $\gamma_2(i, j)$ han sido 0,01; 0,10; 0,25; 0,50; 0,75; 0,90 y 1,00.

La Tabla 4 recoge los valores de $\gamma_2(i, j)$ en el caso de variables definidas en niveles¹. Los resultados obtenidos se adecuan a la realidad. Así, en el precio del trigo, el precio del maíz tiene una importancia relativa alta, lo cual es bastante

¹ El procedimiento utilizado en el modelo expresado en diferencias ha sido similar. Para evitar una longitud excesiva del trabajo sólo se van a incluir los resultados obtenidos en el modelo en niveles. Los resultados del modelo en diferencias se encuentran a disposición de los lectores interesados.

TABLA 4
VALORES DE $\gamma_2(i, j)$ EN EL MODELO ABVAR ^a

Ecuación	Variables ^{b,c}			
	PTRIGO	PCEB	PMAIZ	PMAN
PTRIGO	1,00	0,10	0,75	0,50
PCEB	0,01	1,00	0,10	0,90
PMAIZ	0,25	0,50	1,00	0,01
PMAN	0,01	0,50	0,01	1,00

^a $\lambda = 0,1$ y $\lambda_1 = 1,0$, siendo λ la desviación típica del primer retardo de la variable dependiente y λ_1 mide el grado de decrecimiento de la desviación típica de los retardos de la variable dependiente respecto al primer retardo

^b Los nombres de las variables aparecen en la Tabla 2

^c La media de las variables es cero salvo la correspondiente al primer retardo de la variable dependiente que es la unidad

razonable, sobre todo en el año 1989 y 1990. El precio de la mandioca prácticamente no influye en el precio del maíz; sin embargo, sí influye en el caso de la cebada. En la ecuación de la mandioca, ni el precio del trigo ni el del maíz influyen en su comportamiento. Algo más elevada es la influencia del precio de la cebada.

Bajo el enfoque bayesiano, la estimación de los VAR se realiza mediante la estimación mixta de Theil.

Relaciones dinámicas de los precios de los cereales a lo largo de la campaña

Una de las posibilidades que ofrecen los modelos VAR consiste en estudiar la respuesta dinámica en el tiempo de las variables endógenas del sistema a shocks en las innovaciones (U_t). De esta forma se obtienen las denominadas funciones de respuesta a impulsos (Sims, 1980).

Los resultados obtenidos en este tipo de análisis pueden llevarnos a conclusiones erróneas si a partir de los datos se observa la existencia de una correlación contemporánea entre los residuos de cada serie. Por tanto, es necesario realizar una transformación ortogonal del vector de innovaciones de tal forma que la varianza del vector de innovaciones transformado sea la identidad. Una forma de obtener esta matriz consiste en aplicar la descomposición de Choleski a la matriz de varianzas y covarianzas no transformada Σ .

La descomposición de Choleski implica la existencia de una cadena recursiva de causalidad entre las variables de tal forma que los efectos fluyen desde la primera variable del sistema hasta la última. Es decir, la descomposición de Choleski depende de la ordenación de las variables dentro del vector. Ordenaciones diferentes darán lugar a diferentes descomposiciones. Normalmente se suelen ordenar las series de mayor a menor exogeneidad.

En el mercado que estamos analizando no existe ninguna duda de que el precio de la mandioca es el más exógeno. El precio del maíz puede considerarse la variable más endógena del modelo. En efecto, es en este mercado donde las importaciones de este producto y las producciones de otros cereales juegan un papel importante en la formación del precio. En cuanto al resto de las varia-

bles del modelo (trigo y cebada), se ha considerado que la cebada es más exógeno que el trigo, en el sentido de que es el cereal más excedentario. En conclusión, la ordenación de las variables, de mayor a menor exogeneidad, ha sido la siguiente: precio de la mandioca, precio de la cebada, precio del trigo y precio del maíz (la misma ordenación se ha llevado a cabo en el caso de variables diferenciadas).

La Figura 1 muestra las funciones de respuesta de los precios de las distintas variables en el sistema. El método de Montecarlo desarrollado por Kloek, Van Dijk (1978) se ha utilizado para obtener las medias y desviaciones típicas de cada respuesta. Con estos valores se han obtenido los valores t-Student para verificar la significatividad de dichas respuestas. Los valores significativos en cada figura aparecen remarcados con un cuadrado.

En primer lugar puede apreciarse cómo variaciones en el precio de la mandioca únicamente generan respuestas significativas en el tiempo en dicho producto. En efecto, el precio de entrada de la mandioca es fijado políticamente, no sufriendo variaciones importantes a lo largo de la campaña, por lo que difícilmente puede explicar en el corto plazo las variaciones en el precio de los cereales.

Variaciones en el precio de la cebada generan respuestas significativas en el precio del trigo. Ambos productos son fuertemente sustitutivos en la formulación de piensos compuestos para aves. La respuesta sobre el maíz es prácticamente nula al principio, creciendo (sin llegar a ser significativa) a partir del tercer período. Esto se debe a las diferentes épocas de recolección de ambos cereales (julio y octubre-noviembre, respectivamente) que es donde, a lo largo del período de estudio, los precios de ambos cereales han sido más elevados.

Los dos gráficos inferiores muestran una cierta interdependencia entre los precios del trigo y del maíz. La posibilidad de introducir trigo en la formulación de piensos compuestos desde 1984 y el déficit estructural español de maíz han aumentado considerablemente la competitividad de ambos cereales. La introducción de uno u otro depende de su precio relativo. Finalmente, variaciones en el precio de estos dos cereales no afectan ni al precio de la cebada ni al de la mandioca.

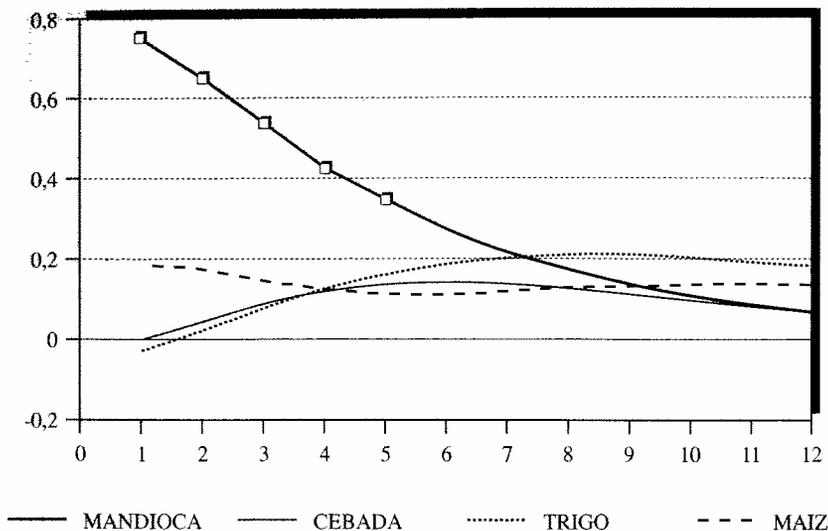
En todas las figuras se aprecia un comportamiento convergente cuanto más nos alejamos en el tiempo. Esto significa que los efectos derivados de variaciones en los precios no se prolongan más allá de una campaña. La oferta disponible al principio de cada campaña condiciona la evolución de los precios únicamente en corto plazo (en la misma campaña).

PREDICCIÓN DE LOS PRECIOS DE LOS CEREALES

En este apartado se tratará de analizar la capacidad predictiva de los vectores autorregresivos bayesianos simétricos y asimétricos, tanto en niveles como en diferencias (BVAR, BVARD, ABVAR y ABVARD, respectivamente). Los resultados se compararán con los obtenidos predicciones generadas mediante modelos univariantes (ARIMA).

Todos los modelos han sido estimados en el período julio 86-diciembre 89. Se han realizado predicciones a corto plazo (1 período) y medio plazo (3 períodos) utilizando el filtro Kalman. Por tanto, se dispone de 12 predicciones a 1 período y de 10 predicciones a 3 períodos.

Variación en el precio de la mandioca



Variación en el precio de la cebada

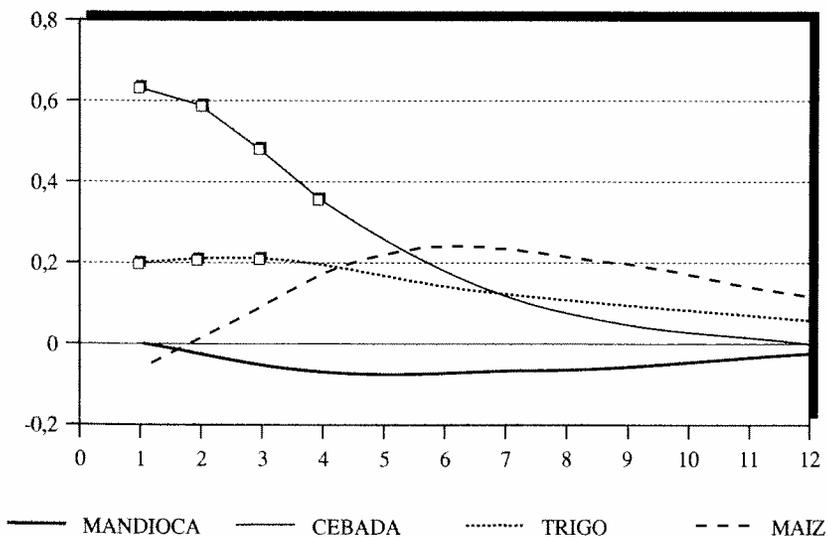


Fig. 1.-Funciones de respuesta de los precios de los cereales y de la mandioca a shocks unitarios en las variables del modelo ABVAR^a

^a Los valores marcados con un □ reflejan la significatividad de la respuesta al 5 p. 100

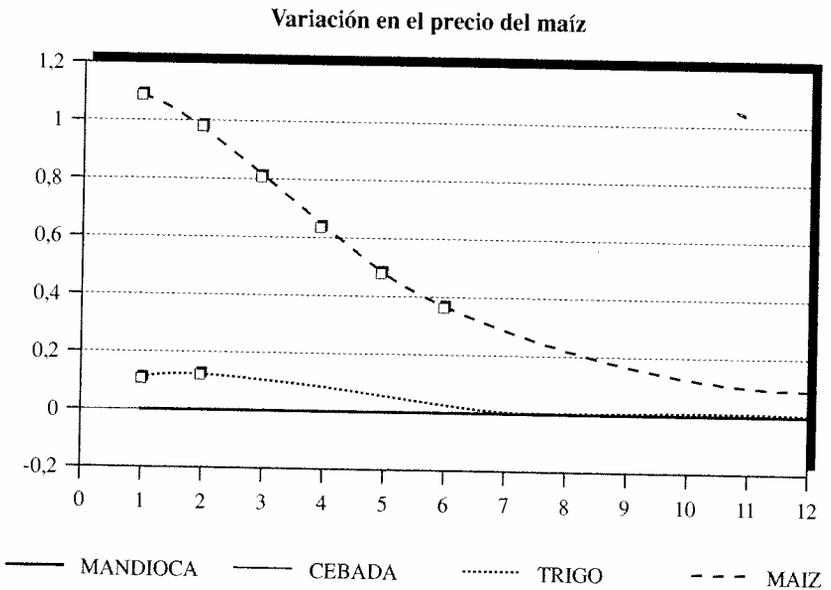
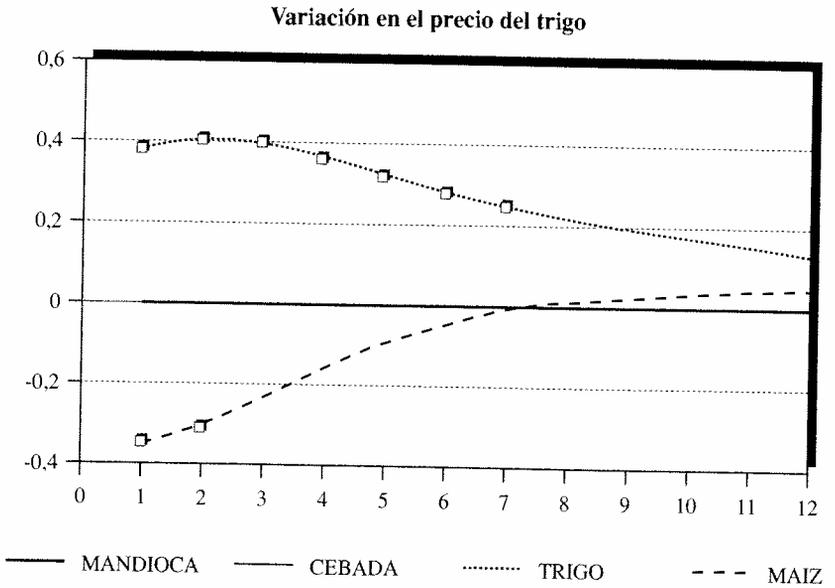


Fig. 1 (Cont.).-Funciones de respuesta de los precios de los cereales y de la mandioca a shocks unitarios en las variables del modelo ABVAR^a

^a Los valores marcados con un □ reflejan la significatividad de la respuesta a 5 p. 100

Las predicciones obtenidas por cada uno de estos modelos han sido sometidas a un conjunto de tests con el fin de determinar el mejor modelo desde el punto de vista de la predicción. En concreto se han considerado los siguientes criterios:

- a) Raíz del Error Cuadrático Medio (RECM).
- b) Test de Granger, Newbold (1986) para determinar si las diferencias en los valores de los errores cuadráticos medios obtenidos por los distintos modelos son estadísticamente significativas.
- c) Descomposición de Theil (Granger, Newbold, 1986) del Error Cuadrático Medio. Un modelo predecirá mejor si UM (porcentaje del error de predicción debido al sesgo introducido al predecir por exceso o por defecto la media) y UR (porcentaje del error debido a una mala predicción del componente sistemático de la varianza de la serie real) están próximos a cero y, por consiguiente, si UD (porcentaje del error debido al componente residual) está próximo a la unidad.
- d) Se han realizado regresiones de los valores reales de cada variable sobre las predicciones obtenidas por cada modelo más una constante. Un modelo tendrá una capacidad predictiva mayor si la constante (α) y el parámetro (β) que acompaña a la variable independiente son cero y uno respectivamente. La verificación de la hipótesis conjunta se realizará mediante una X^2 .
- e) El contraste anterior es una condición necesaria pero no suficiente de insesgadez. Holden, Peel (1990) proponen realizar la regresión del error de predicción obtenido por cada modelo sobre una constante. La hipótesis de insesgadez supone realizar un test sobre la constante para determinar si puede aceptarse que no es significativamente distinta de cero.

La Tabla 5 recoge los resultados de los distintos métodos utilizados para la evaluación de los diferentes modelos de predicción. Únicamente se han incluido los resultados obtenidos en las predicciones de los precios de los tres cereales.

En términos de la Raíz del Error Cuadrático Medio puede afirmarse que para todas las variables estudiadas y para los dos horizontes de predicción considerados, los vectores autorregresivos bayesianos proporcionan mejores predicciones que la especificación univariante. Únicamente en las predicciones a un período del precio del trigo el modelo ARIMA genera mejores predicciones.

En términos generales, los resultados obtenidos en este trabajo confirman las conclusiones obtenidas en Zapata, García (1990) en el sentido de que el enfoque bayesiano especificado en niveles proporciona buenos resultados en la predicción a corto y medio plazo, aún en presencia de series no estacionarias.

Hechas estas consideraciones generales pasemos a describir de forma un poco más extensa los resultados obtenidos para cada variable. En las predicciones a un período del precio del trigo, todos los modelos tienen un comportamiento similar. Desde el punto de vista cuantitativo los peores modelos serían el BVAR y el ABVAR aunque las diferencias con el mejor modelo no son significativas. En todos los modelos se acepta la hipótesis de que las predicciones son insesgadas y que en la regresión $X_t = \alpha + \beta F_t + u_t$ (X_t es la serie real y F_t la predicción), $\alpha = 0$ y $\beta = 1$.

En las predicciones a tres períodos, los resultados indican que tampoco existen diferencias estadísticamente significativas entre los modelos. Sin embargo las predicciones realizadas con los modelos BVAR y ABVAR tienen un RECM menor.

TABLA 5
RAIZ DEL ERROR CUADRATICO MEDIO (RECM)
Y DESCOMPOSICION DEL ERROR CUADRATICO MEDIO
DE LAS PREDICCIONES A UNO Y TRES PERIODOS OBTENIDAS
POR LOS DIFERENTES MODELOS PARA LOS TRES CEREALES^{a,b,c,d,e,f,g}

Variables y horizontes de predicción		Modelos				
		ARIMA	BVAR	BVARD	ABVAR	ABVARD
PTRIGO	1	0,41	0,51	0,45	0,51	0,45
		5,88	6,81	13,96	6,97	15,00
		0,59	1,43	2,70	1,39	2,27
		93,53	91,76	83,34	91,64	82,73
	3	1,19	1,05	1,32	1,05	1,32
		5,71**	2,72**	18,86**	2,81**	19,14**
PCEB	1	0,44	0,46	0,42	0,45	0,39
		0,00	2,56	0,00	1,84	0,00
		24,18	3,85	13,99	1,38	14,37
		75,82	93,59	86,01	96,78	85,63
	3	1,30*	1,04	1,20	0,95	1,12
		0,45**	12,40	1,50**	10,37	0,13**
PMAIZ	1	0,61	0,60	0,59	0,58	0,58
		10,34	30,59**	23,70**	16,30	27,78**
		16,00	0,99***	7,90	3,53	5,00
		73,66	68,42	68,40	80,17	67,22
	3	1,51*	1,10	1,59*	0,99	1,66*
		31,35**	62,95**	47,09**	39,18**	46,98**
		36,25***	1,50***	24,02***	2,79***	24,03***
		32,40	35,88	28,89	58,81	28,99

^a La media de PTRIGO, PCEB y PMAIZ durante el período de predicción fueron 25,61; 23,01 y 27,05 respectivamente

^b Las desviaciones típicas de PTRIGO, PCEB y PMAIZ durante el período de predicción fueron 0,78; 0,94 y 1,20 respectivamente

^c Los cuatro números en cada celda son: el RECM, y los valores UM, UR y UD de la descomposición del ECM

^d El valor subrayado indica el menor ECM para cada serie

^e * indica que el mínimo ECM es significativamente más pequeño que el ECM del modelo alternativo al 5 p. 100

^f ** indica que se rechaza la hipótesis $\alpha = 0$ y $\beta = 1$ (UM = UR = 0 y UD = 1) al 5 p. 100

^g *** indica que se rechaza la hipótesis $X_t - F_t = \mu = 0$ al 5 p. 100 siendo X_t el valor real y F_t la predicción

En las predicciones del precio de la cebada a un período, al igual que en el caso del trigo, no existe diferencia significativa en cuanto al tamaño de la RECM. En este caso, el ABVARD presenta un menor valor. En todos los modelos se acepta la hipótesis de insesgadez. Por último, hay que destacar que el modelo AVBAR presenta un mayor UD (es decir, en conjunto, predice mejor la media y la parte sistemática de la varianza del error).

En las predicciones del precio de la cebada a tres períodos, existen ya diferencias significativas entre los modelos. Desde el punto de vista de la RECM, el modelo ABVAR es el que presenta un menor valor. Únicamente en los modelos BVAR y ABVAR se acepta la hipótesis conjunta $\alpha = 0$ y $\beta = 1$, siendo de nuevo el modelo ABVAR quien presenta un mayor valor de UD en la descomposición del Error Cuadrático Medio.

En términos generales, el comportamiento de los diferentes modelos en la predicción del precio del maíz es sensiblemente peor que en el caso de los otros dos cereales. Las predicciones a un período obtenidos con los modelos bayesianos son ligeramente mejores que los obtenidos con el modelo ARIMA. Sin embargo, en el modelo BVAR se rechaza la hipótesis de insesgadez. En este caso, sólo en los modelos ARIMA y ABVAR se acepta la hipótesis conjunta $\alpha = 0$ y $\beta = 1$, siendo este último el que presenta un mayor valor de UD.

En las predicciones a tres períodos, los resultados son más concluyentes. Desde el punto de vista de la RECM el modelo ABVAR predice significativamente mejor que el resto. En general, en este caso, aunque los modelos presenten valores de la RECM parecidos a los obtenidos en el resto de los cereales, las propiedades estadísticas de las mismas no son todo lo buenas que cabría esperar.

CONCLUSIONES

El resultado obtenido en este trabajo está en la línea de otros trabajos aparecidos en la literatura que demuestran la mejor capacidad predictiva de los vectores autorregresivos bayesianos. Dentro de los modelos bayesianos, la especificación asimétrica produce generalmente mejores resultados, sobre todo cuando la variabilidad de la serie es mayor (caso del precio del maíz y de la cebada).

Asimismo, hay que destacar que los mejores resultados se obtienen con modelos especificados en niveles, a pesar de que las series individualmente no son estacionarias. Por tanto, aún en ausencia de estacionariedad, la imposición de información a priori asimétrica sobre las variables en niveles permite al modelo estimado aproximarse adecuadamente a la especificación diferenciada (Zapata, García, 1990).

Esta formulación elimina la necesidad de filtrar los datos y, por tanto, de transformar las predicciones. Asimismo, nos permite interpretar directamente los resultados, evitando la posible distorsión de las relaciones multivariantes que puede provocar la diferenciación.

En definitiva, y aunque los resultados no pueden extrapolarse a otros mercados y a otros fenómenos económicos, la aplicación de la información a priori asimétrica en el problema que nos ocupa, nos permite mejorar la capacidad predictiva de los VAR a través de un proceso de búsqueda que permite identificar relaciones multivariantes entre las variables y obtener estimaciones de los parámetros bastante estables.

SUMMARY

Cereal prices dynamic relationships and forecast with Bayesian Vector Autoregressions

This paper analyzes main changes that have occurred in the cereal sector (wheat, barley and maize) after Spain joined the EC. Bayesian Vector Autoregression models (BVAR) are estimated. Dynamic cereal and manioc price relationships are obtained through the use of impulse response functions.

Finally, one and three-period-ahead forecasts are generated to evaluate the forecasting performance of the alternative BVAR models.

KEY WORDS: Bayesian Vector Autoregressions
Cereal prices
Impulse responses
Forecasting

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- ARTIS M. J., ZHANG W., 1990. BVAR forecasts for the G-7. *International Journal of Forecasting* (6), 349-362.
- BESSLER D. A., 1984. An analysis of dynamic economic relationships: an application to the US hog market. *Canadian Journal of Agricultural Economics* (32), 109-124.
- BESSLER D. A., KLING J. L., 1986. Forecasting vector autoregressions with bayesian priors. *American Journal of Agricultural Economics* (68), 144-151.
- DICKEY D. A., FULLER W. A., 1979. Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association* (74), 427-431.
- DICKEY D. A., FULLER W. A., 1981. Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. *Econometrica* (49), 1.057-1.072.
- DICKEY D. A., PANTULA S., 1987. Determining the order of differencing in autoregressive processes. *Journal of Business and Economic Statistics* (15), 455-461.
- DOLADO J. J., JENKINSON T., SOSVILLA-RIVERO S., 1990. Cointegration and unit roots. *Journal of Economic Surveys* (4), 249-273.
- FULLER W. A., 1976. *Introduction to statistical time series*. New York, John Wiley.
- GEWEKE J., MEESE R., 1981. Estimating regression models of finite but unknown order. *International Economic Review* (22), 55-70.
- GRANGER C. W. J., 1986. Developments in the study of cointegrated random variables. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* (68), 213-228.
- GRANGER C. W. J., NEWBOLD P., 1986. *Forecasting economic time series*, Academic Press, London.
- HOLDEN K., PEEL D. A., 1990. On testing for unbiasedness and efficiency of forecasts. *The Manchester School* (58), 120-127.
- KAYLEN M. S., 1988. Vector autoregression forecasting models: recent developments applied to the US hog market. *American Journal of Agricultural Economics* (70), 701-712.
- KLOEK T., VAN DIJK H. K., 1978. Bayesian estimates of equation system parameters: an application of integration by Monte Carlo. *Econometrica* (46), 1-20.
- LITTERMAN R. B., 1986. Forecasting with bayesian vector autoregressions: five years of experience. *Journal of Business and Economic Statistics* (4), 25-38.
- MASONI P., 1966. Recent trends in multivariate prediction theory. In: Ksishnaiah P. R., ed. *Multivariate Analysis 1*, New York, Academic Press.
- PANTULA S. G., 1986. Estimation for autoregressive processes with several unit roots. *North Carolina State University, Department of Statistics*.
- PARK T., 1990. Forecast evaluation for multivariate time-series models: the US cattle market. *Western Journal of Agricultural Economics* (15), 133-143.
- REUS A., 1988. La problemática de la comercialización cerealista en España: Evolución y perspectivas. *Agricultura, suplemento octubre*, 44-46.
- SARGAN J. D., BHARGAVA A., 1983. Testing residuals from least squares regressions for being generated by the Gaussian random walk. *Econometrica* (51), 153-174.
- SIMS C., 1980. Macroeconomics and reality. *Econometrica* (48), 1-48.
- TIAO G. C., BOX G. E. P., 1981. Modeling multiple time series with applications. *Journal of the American Statistical Association* (76), 802-816.
- ZAPATA H. O., GARCIA P., 1990. Price forecasting with time-series methods and nonstationary data: an application to monthly US cattle prices. *Western Journal of Agricultural Economics* (15), 123-132.

PUBLICACIONES DEL



SECRETARIA GENERAL TECNICA
CENTRO DE PUBLICACIONES
Paseo de la Infanta Isabel, 1 - 28071 Madrid

INSTITUTO NACIONAL DE INVESTIGACION Y TECNOLOGIA AGRARIA Y ALIMENTARIA

José Abascal, 56 – Tel. 442 31 99

28003 Madrid (España)