
*Carlos San Juan Mesonada **

*El Índice de Precios al Consumo
de los alimentos y los precios
agrarios:
Un modelo dinámico. ***

I. INTRODUCCION

Este artículo trata de contribuir al estudio de la inflación, medida como la variación del Índice de Precios al Consumo, centrandó la atención en el componente alimentación del IPC y su relación con los percibidos por los agricultores.

En un artículo anterior (Agricultura y Sociedad, núm. 33) se publicó el análisis univariante del Índice de Precios Percibidos por los Agricultores. El modelo ARIMA identificado, al que llamamos PERAMO, fue utilizado para descomponer la serie, por el procedimiento X-11 ARIMA, en tendencia, estacionalidad y componente irregular. También se realizaron distintos ejercicios de predicción univariante con esta serie.

(*) Profesor del Departamento de Estructura Económica y Economía Española de la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, U.C.M.

(**) Este trabajo no hubiera sido posible sin la ayuda de L. Villanueva, E. Morales y muy especialmente de A. Espasa. También se ha visto beneficiado por los comentarios de D. Grandal y J.L. Malo de Molina. Sin embargo los errores e insuficiencias que puedan subsistir son de la exclusiva responsabilidad del autor.

— Agricultura y Sociedad nº 34 (Enero-Marzo 1985).

Este artículo contiene el análisis univariante del Índice de Precios al Consumo, grupo Alimentación, bebidas y tabaco. El procedimiento seguido es similar al del trabajo anterior, si bien en este caso ha sido preciso modelizar por componentes, identificando modelos ARIMA para los precios de los alimentos elaborados (IPCE) y no elaborados (IPCNE). También se presentan los resultados de estimar modelos mediante programas con predicción hacia atrás para evitar la aparición de raíces unitarias al usar el algoritmo exacto de estimación, en nuestro caso este procedimiento permite la no simplificación indeseada de la parte estacional.

Los resultados de los modelos anteriores son aprovechados para elaborar un modelo de función de transferencia para los precios de los alimentos utilizando como variable explicativa los precios agrarios.

Finalmente se resumen las principales conclusiones obtenidas y las vías abiertas para la investigación.

II. ANALISIS UNIVARIANTE DEL IPC ALIMENTACION

La importancia del estudio del componente «Alimentación, bebidas y tabaco» (IPCA) viene determinada por el hecho de que su ponderación en el Índice de Precios al Consumo (IPC) es de un 40,52% para el conjunto nacional (INE, 1977).

Para realizar el análisis univariante del IPCA resulta del mayor interés descomponerlo en productos elaborados (IPCE), y no elaborados (IPCNE) ya que como puede apreciarse en el gráfico IC-1 su comportamiento es muy diferente. Mientras el IPCNE está muy influido a corto plazo por las fluctuaciones de los precios agrarios en origen (PERA), el IPCE tiene una evolución más próxima al del resto de los productos industriales (véase IG-2).

La ponderación en el IPC es también distinta 19,97% para el IPCE y 20,55% el IPCNE. Un tercer componente del IPCA deberían ser los productos importados: 2,45%

del IPC. Sin embargo la serie de productos alimenticios importados no se publica por el INE y su construcción resulta bastante laboriosa. El interés fundamental por este componente radica en el fuerte incremento que experimentaron los precios de los productos agrícolas de importación entre diciembre de 1976 y diciembre de 1977: 78,5%. Sin embargo debido a la pequeña ponderación de los productos importados de consumo y a pesar de ese crecimiento excepcional de sus precios durante 1977 sólo logran «explicar» el 14,3% de la variación del grupo alimentario (San Juan, 1983 pág. 150). En consecuencia se opta por la solución de realizar un análisis de intervención para captar el efecto de las subidas de precios agrícolas en los mercados mundiales durante 1977 y la influencia de la devaluación de la peseta de 29 de julio de ese mismo año ya que resulta más operativo que reconstruir la serie de precios de alimentos importados.

II.1. Un modelo univariante para el IPCE

La forma de proceder para la identificación y estimación del modelo ARIMA para el IPCE ha sido similar a la seguida con la serie PERA; los cuadros y gráficos utilizados se encuentran en (San Juan, 1984), apéndice I).

Entre las particularidades de la identificación del modelo univariante del IPCE hay que señalar que la existencia de valores atípicos ensucia el correlograma, de tal forma que existe el riesgo de sobreparametrizar la parte estacional.

La forma de proceder ha consistido en la localización de valores atípicos, primeramente en la serie estacionaria y luego en los residuos de los modelos, utilizando la información de los gráficos y los correlogramas. También se ha puesto especial interés en determinar las posibles causas de las intervenciones pero es necesario resaltar que, dado el tipo de productos de que se trata, las subidas de precios bruscas y localizadas pueden tener un origen diverso. Esquemáticamente las causas pueden radicar en tres campos: 1) incrementos bruscos de los precios en origen de las

materias primas nacionales o importadas. 2) Alzas de costes en los procesos de elaboración y 3) Efectos de las autorizaciones de subidas de precios en productos sometidos a regulación administrativa (pan, leche, aceites, azúcar,...). Las del segundo origen son las más difíciles de determinar por la falta de información.

Todas las intervenciones son de tipo escalón en la serie original, esto es, tiene carácter permanente. La primera en mayo de 76 puede responder a subidas en los precios de la leche y cultivos industriales; la segunda en agosto-septiembre del 77 coincide con la devaluación de la peseta (29 de julio del 77) y las alzas de precios de las materias primas en los mercados mundiales; la tercera en noviembre de 1980 recoge el impacto de la subida del precio del tabaco («responsable» de 0,5 puntos del incremento del IPC general en este año) y también puede responder, en alguna medida, a los efectos de la entrada en vigor de los nuevos precios regulados y decretados en 1979, y que afectan a la leche, pan, aceites y grasas. Finalmente en la intervención de agosto del 81 deben haber influido las malas cosechas y algunos defectos en la política de fijación de precios que se traducen en fuertes incrementos de precios, sobre todo, de los cultivos industriales (15,3% en julio y 6,1% en agosto). A esto hay que añadir la probable influencia de las perturbaciones monetarias, en especial la depreciación de la peseta frente al dólar.

Los resultados de los distintos modelos se recogen en el cuadro de Resumen de los Modelos Estimados para el IPCE (IC-1). El modelo ARIMA (0,2,1) (0,0,1) seleccionado es:

$$(1-B)(1-B)IPCE^* = (.04 Y76 + .015B)G77 + .028 N80 + .016G81 + (1 - .83B)(1 + .25B^2) a_t$$

$$STD \text{ residuos} = .004.$$

donde: $IPCE^* = \log IPCE$ y $Y76$, $G77$, $N80$ y $G81$ son las variables artificiales escalón correspondiente a mayo del 76, agosto del 77, noviembre del 80 y agosto del 81.

II.2. Un modelo univariante para el IPCNE

En los productos no elaborados solamente se requiere realizar un análisis de intervención en junio de 1977, con una variable escalón con tres peldaños, de tal forma que no alcanza su valor permanente hasta agosto. El motivo de esta intervención, se aprecia claramente en los gráficos PG-6 y PG-7, reside en la brusca subida de los precios percibidos por los agricultores en junio y julio, cuyos efectos se enlazan con los de la devaluación de la peseta a finales de este último mes.

El material utilizado en la identificación inicial y posterior estimación se incluye en (San Juan, 1984, apéndice II). El cuadro Resumen de los Modelos Estimados (IC-2) permite apreciar cómo los resultados de la estimación de los parámetros difieren si se utiliza el algoritmo de máxima verosimilitud condicional ó el de exacta. En este último caso aparece una raíz unitaria en la parte media móvil estacional en todos los modelos. Para evitar eliminar por simplificación el componente MA(12) se optó en primer lugar por fijar un valor próximo a la unidad (.85) y, a la vista de los buenos resultados obtenidos, se reestiman los modelos IPCNEMO 3 e IPCNEMO 4 utilizando el programa BMDP en lugar del SCA. La ventaja del BMDP es que realiza predicción hacia atrás (backasting) y por tanto el número de observaciones efectivas para la estimación es mayor al utilizado en SCA (en este caso 92 frente a 79). La reestimación con BMDP confirma en este caso el valor fijado del parámetro MA estacional de .8520.

Con la información del cuadro IC-2 y de acuerdo con los criterios usuales se selecciona el modelo IPCNEMO 3B. Como el parámetro AR (2) no resulta significativo se estima una forma reducida: IPCNEMO 4C. La suma de cuadrados de la forma reducida resulta no superior a la de la forma amplia y en consecuencia se acepta. Por tanto el modelo seleccionado para el IPCNE es:

$$(1-.25B + .36B^3 (1-B)(1-B^{12}) \text{IPCNE}^* = (.069 + .065B + .032B^2) J77 + (1-.85B^{12})a$$

donde $\text{IPCNE}^* = \log. \text{IPCNE}$.

J77 es una variable artificial escalón en junio de 1977.

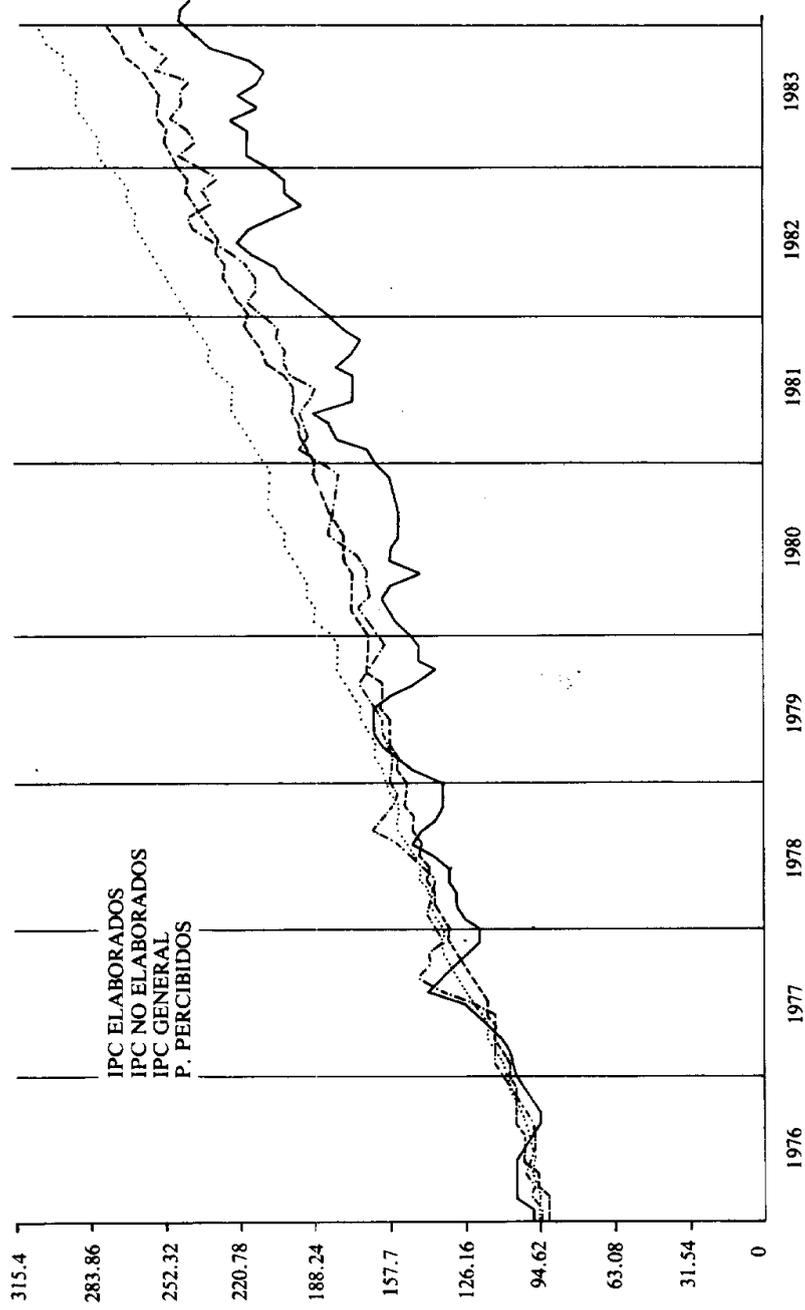
STD residuos = .014.

Elaborado por el Departamento de Estadística y Censos, del Instituto Nacional de Estadística y Censos, del Poder Judicial de la Federación.

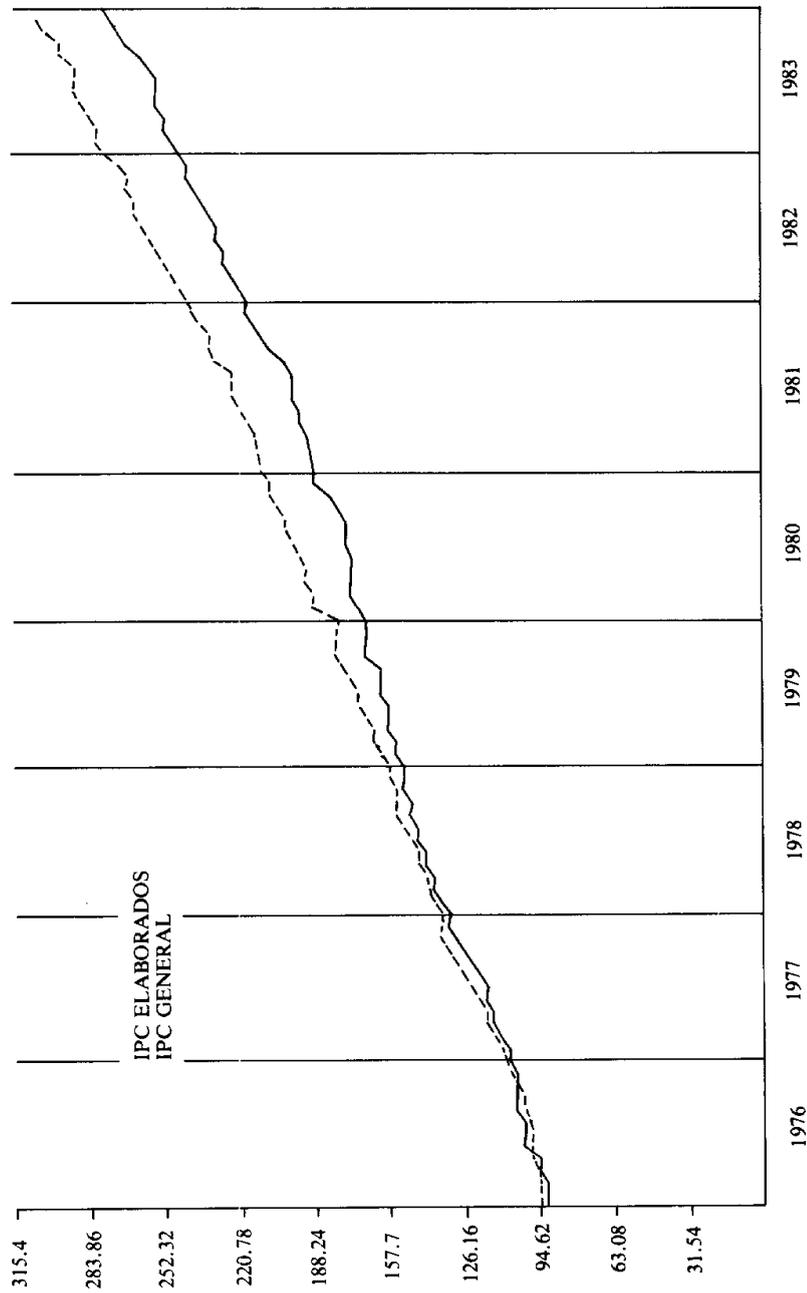
CUADROS Y GRAFICOS IPC ALIMENTACION



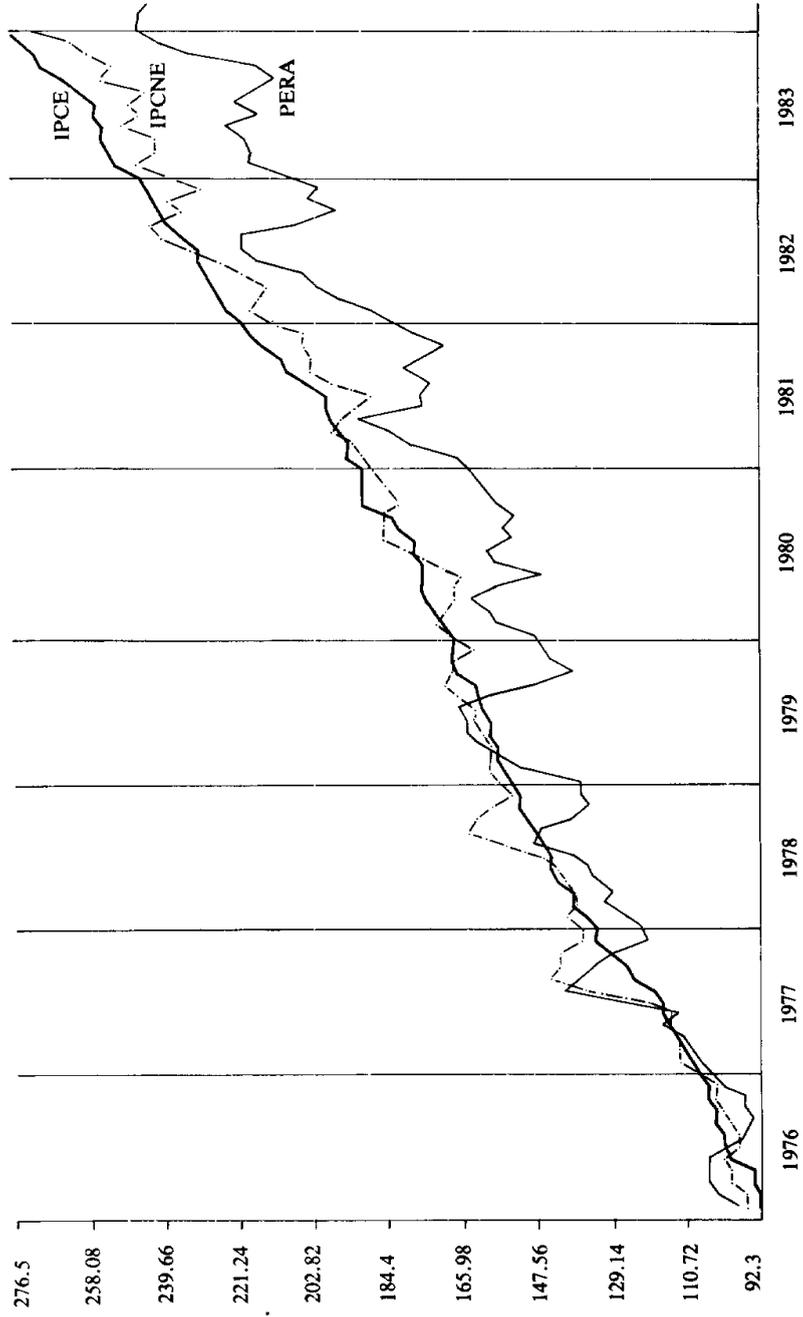
IG-1 IPC general, IPCE, IPCNE y PERA



IG-2 IPC general e IPCE



IG-3 PERA, IPCE e IPCNE



IC-1a
Resumen de los modelos estimados
Variable: IPCE

Modelo	Converge C/NC	σ_a	N° obsv. Efectivas	Media Residuos	Q ₁₄	Q ₂₆	Valores signif. de los r_j		Correlaciones entre Parámetros > .75
							Simple	Parcial	
IPCEMO	C	.0050	91	.0002	13.2	25.5	Ninguno		Ninguna $\theta_1 \theta_3 = -.66$
IPCEMO1	C	.0056	90	.0002	18.4	36.7	Ninguno		Ninguna $\theta_1 \theta_3 = .48$
IPCEMO	C	.0050	91	.0002	13.7	29.7	Ninguno		$\theta_1 \theta_3 = -.83$
IPCEMO1	C	.0049	79	.0001	10.4	23.1	Ninguno		$\theta_1 \theta_3 = -.72$
IPCEMO2	C	.0047	91	.0003	8.0	22.8	Ninguno		$\theta_1 \theta_3 = -.87$

IC-1a
Resumen de los modelos estimados
Variable: IPCE

Coeficientes del Modelo	T-value de los coeficientes	Residuos anómalos			Valor/ $\sigma_a =$
		Nº Obsv.	Año	Mes	
.03	W0 Y76 8.06	13	77	E	.014/ $\sigma_a = 2.8$
.02	W1 N80 5.69	20	77	G	.022/ $\sigma_a = 4.4$
.01	W2 G81 3.26	24	77	D	-.012/ $\sigma_a = -2.4$
.57	θ_1 6.50	26	78	F	.012/ $\sigma_a = 2.4$
.27	θ_3 3.27	45	79	S	.012/ $\sigma_a = 2.4$
.04	W0 Y76 7.5	13	77	E	.014/ $\sigma_a = 2.5$
.02	W1 N80 5.5	20	77	G	.022/ $\sigma_a = 3.9$
.01	W2 G81 3.1	24	77	D	-.015/ $\sigma_a = -2.7$
.80	θ_1 10.8	30	78	Y	-.013/ $\sigma_a = 2.3$
.14	ϕ_1 1.7	45	79	S	.013/ $\sigma_a = 2.3$
.038	W0 Y76 8.5	13	77	E	.013/ $\sigma_a = 2.6$
.027	W1 N80 6.0	21	77	S	.013/ $\sigma_a = 2.6$
.016	W2 G77 3.6	26	78	F	.014/ $\sigma_a = 2.8$
.015	W3 G81 3.5	28	78	A	.011/ $\sigma_a = 2.1$
.60	ϕ_1 7.2	45	79	S	.011/ $\sigma_a = 2.1$
.33	θ_3 3.9				
-.68E+11	W0 Y76 .83	21	77	S	.012/ $\sigma_a = 2.4$
.028	W1 N80 6.2	24	77	D	-.011/ $\sigma_a = -2.2$
.0152	W2 G77 3.3	27	78	F	.012/ $\sigma_a = 2.4$
.0158	W3 G81 3.5	28	78	M	-.010/ $\sigma_a = 2.04$
.608	θ_1 6.5	45	79	S	.012/ $\sigma_a = 2.4$
.282	θ_3 3.0				
.092	ϕ_{12} 1.35				
.394	W0 Y76 9.0	13	77	E	.012/ $\sigma_a = 2.6$
.027	W1 N80 6.3	21	77	S	.014/ $\sigma_a = 3.0$
.016	W2 G77 3.9	25	78	F	.014/ $\sigma_a = 3.0$
.015	W3 G81 3.5	28	78	A	.013/ $\sigma_a = 2.8$
.663	θ_1 7.9	45	79	S	.012/ $\sigma_a = 2.55$
.380	θ_3 4.4				
-.219	ϕ_{12} 2.18				

IC-1b
Resumen de los modelos estimados
Variable: IPCE

Modelo	C/NC	σ_a	Nº obsv. Efectivas	Media Residuos	Q ₁₄	Q ₂₆	Valores signif. de los r_j Simple Parcial	Correlaciones entre Parámetros > .75
IPCEMO	C	.00496	91	.0001	10.7	29.9	Ninguno	$\theta_1 \theta_3 = -.81$ distan.* Raíces 1R — 1.05 MA 2I — 2.03
IPCEMO1B	C	.00488	79	.0001	9.0	24.5	Ninguno	$\theta_1 \theta_3 = -.72$ distan.* Raíces AR ₁₂ 10I — 1.21 2R — 1.21 MA 2I — 2.46 1R — 1.10
IPCEMO2B	C	.00466	91	.0003	6.4	26.1	Ninguno	$\theta_1 \theta_3 = -.90$ distan.* Raíces MA (12) — 12I — 1.11 MA (3) — 2I — 1.99 1R — 0.97

(*) En las raíces de los polinomios AR ó MA se indica el número de raíces reales seguido una R y el de imaginarias seguido de una I, por ejemplo 1R significa una raíz real y 2I quiere decir dos raíces imaginarias; a continuación, en la columna DISTAN, se recoge la distancia entre raíces o módulo.

IC-1b
Resumen de los modelos estimados
Variable: IPCE

Coeficientes del Modelo	T-value de los coeficientes	Residuos anómalos			Valor/ σ_a =
		Nº Obsv.	Año	Mes	
W0 Y76 .0390	8.3	13	77	E	.013
W1 N80 .0276	5.9	22	77	O	.011
W02G77 .0193	4.0	24	77	D	-.011
W12 '' .0096	2.03	26	78	F	.013
W3 G81 .161	8.3	28	78	A	.011
θ_1 .6964	8.3	45	79	S	.011
θ_3 .2303	2.7				
<hr/>					
W0 Y76 —.8.10 ¹¹	.87	18	77	Y	—0.10
W1 N80 .0288	6.1	22	77	O	.010
W02G77 .0190	4.0	24	77	D	-.011
W12G77 .0104	2.2	26	78	F	.010
W3 G81 .0166	3.5	28	78	A	.011
θ_1 .7273	8.0	45	79	S	.012
θ_3 .1491	1.6				
ϕ_{12} .0982	1.45				
<hr/>					
W0 Y76 .0401	8.8	13	77	E	.012
W1 N80 .0271	6.2	22	77	O	.013
W02G77 .0203	4.5	26	78	F	.013
W12 '' .0109	2.4	28	78	A	.013
W3 G81 .0151	3.4	45	79	S	.012
θ_1 .7800	9.2				
θ_3 .2578	3.0				
θ_{12} .2581	2.6				

IC-1c
Resumen de los modelos estimados
Variable: IPCE

Modelo	C/NC	σ_a	N° obsv. Efectivas	Media	Residuos	X_{12}		Valores signif. de los r_j		Correlaciones entre Parámetros > .75
						Q ₁₄	Q ₂₆	Simple	Parcial	
IPCEMO1*	C	.0050	91	0.0	12.2	37.8	Ninguno			Ninguna RAIZ IR — 1.19
								FAME pide θ_{12}		
IPCEMO2B*	C	.0046	91	0.001	6.1	30.5	Ninguno			Ninguna distan.* Raíces MA (12) — 121 — 1.11

IC-1c
Resumen de los modelos estimados
Variable: IPCE

Coeficientes del Modelo	T-value de los coeficientes	Nº Obsv.	Residuos anómalos		Valor/ σ_a =
			Año	Mes	
W0 Y76	.0396	8.0	13	77 E	.013
W1 N80	.0296	.6.0	23	77 O	.012
W02G77	.0208	4.2	45	79 S	.013
W12 "	.0140	2.8			
W3 G81	.172	3.5			
θ_1	.8384	14.5			
W0 Y76	.0408	8.5	13	77 E	0.12
W1 N80	.0285	6.3	23	77 O	.012
W02G77	.0216	4.7	28	78 A	.011
W12 "	.0152	3.3	35	78 N	-.009
W3 G81	.0159	3.5	45	79 S	.013/ $\sigma = 2.65$
θ_1	.8285	14.2	93	83 S	.010
θ_{12}	.2471	2.6			

IC-2a
Resumen de los modelos estimados
Variable: IPCNE

Modelo	C/NC	σ_a	Nº obsv. Efectivas	Media Residuos	X_{12} Q_{14}	Q_{26}	Valores signif. de los r_j Simple Parcial	Correlaciones entre Parámetros > .75
IPCENEMO1	C	.014	79	-.0005	15.7	28.9	Ninguno	Ninguna
IPCNEMO2	Condit C	.019	79	-.0005	14.9	30.9	Ninguno	
	Exact. NC	.015						
							$r_{24} = -.21 (.11)$	
IPCNEMO3	C	.014	79	-.0005	13.2	32.2	Ninguno	Ninguna
IPCNEMO4	C	.013	77	-.0004	14.2	28.0	Simple = ninguno Parcial	Ninguna
							$r_{26} = -.22 (.11)$	

IC-2a

Resumen de los modelos estimados

Variable: IPCNE

Coeficientes del Modelo		T-value de los coeficientes	Nº Obsv.	Residuos anómalos		
Exact.	Condit. T	Exact		Año	Mes	Valor/ $\sigma_a =$
.065	.070 (4.3)	W0 J77 4.3	24	77	D	-.028/ $\sigma_a = -2$
.069	.070 (4.5)	W1 J77 4.5	31	78	L	.032/ $\sigma_a = 2.3$
.032	.032 (2.1)	W2 J77 2.1	32	78	G	.032/ $\sigma_a = 2.3$
1.018	.582 (5.9)	θ_{12} 12.3	91	83	L	-.033/ $\sigma_a = -2.4$
.35	.388 (3.6)	θ_3 3.2				
.069	.083 (4.9)	W0 J77 4.1	31	78	L	.03/ $\sigma_a = 2.1$
.069	.072 (4.1)	W1 J77 4.1	54	80	J	.029/ $\sigma_a = 2.1$
.038	.047 (2.8)	W2 J77 2.3	67	81	L	.027/ $\sigma_a = 1.9$
1.053	.553 (5.2)	θ_{12} 13.1	91	83	L	-.037/ $\sigma_a = -2.6$
-.15	-.194 (1.7)	θ_1 1.4				
.065	.075 (4.8)	W0 J77 4.4	31	78	L	.029/ $\sigma_a = 2.1$
.071	.077 (5.0)	W1 J77 4.7	91	83	L	-.029/ $\sigma_a = -2.1$
.035	.042 (2.7)	W2 J77 2.4				
1.036	.062 (6.2)	θ_{12} 12.8				
-.220	-.283 (2.5)	θ_1 1.9				
-.175	-.244 (2.0)	θ_2 1.5				
.323	.344 (3.1)	θ_3 2.94				
.071	.083 (5.2)	W0 J77 4.6	31	78	L	.027/ $\sigma_a = 2.1$
.056	.055 (3.0)	W1 J77 3.3	54	80	J	.026/ $\sigma_a = 2.$
.007	.006 (.3)	W2 J77 .4				
1.035	.637 (6.4)	θ_{12} 12.5				
.208	.246 (2.4)	ϕ_1 2.0				
.203	.216 (2.08)	ϕ_2 1.97				
-.376	-.403 (4.3)	ϕ_3 3.8				

IC-2b
Resumen de los modelos estimados
Variable: IPCNE

Modelo	C/NC	σ_a	N° obsv. Efectivas	Media Residuos	X ₁₂		Valores signif. de los r _j		Correlaciones entre Parámetros > .75
					Q ₁₄	Q ₂₆	Simple	Parcial	
IPCNEMO 1' C		.0159	79	.0006	16.3	27.2	Ninguno		Ninguna
IPCNEMO 3' C		.0153	79	.0006	11.8	27.0	Ninguno		Ninguna Raíces distancia MA(1)1R—4.428 MA(2)2I— 2.38 MA(3)2I— 1.459 1R MA(12) 10I 1.01 2R 1.01
IPCNEMO 4' C		.0151	77	.0005	11.9	23.0	Parcial $r_{35} = -.19(.11)$		Ninguna Raíces distancia AR(3)2I—1.40 1R—1.35 MA(12)10I—1.01 2R—1.01
IPCNEMO 4B C		.0155	92	.0004	12.2	26.7	Simple $r_8 = .22(.11)$ $r_{33} = .22(.12)$ Parcial $r_8 = -.22(.10)$ $r_{33} = -.22(.10)$		Ninguna Debido a residuo 30 con 63 y/ó 31 con 64

IC-2c
Resumen de los modelos estimados
Variable:IPCNE

Coeficientes del Modelo	T-value de los coeficientes	Residuos anómalos			Valor/ $\sigma_a =$
		Nº Obsv.	Año	Mes	
.065	W0 J77 4.3	31	78	L	$.034/\sigma_a = 2.1$
.069	W1 J77 4.5	32	78	G	$.034/\sigma_a = 2.1$
.032	W2 J77 2.15	91	83	L	$-.038/\sigma_a = -2.39$
.85	θ_{12} FIJO				
.353	θ_3 3.2.				
.066	W0 J77 4.4	91	83	L	$-.034/\sigma_a = 2.2$
.071	W1 J77 4.7				
.035	W2 J77 2.4				
.85	θ_{12} FIJO				
-.22	θ_1 2.2.				
-.17	θ_2 1.5				
.32	θ_3 2.9				
.072	W0 J77 4.7	31	78	L	$.029/\sigma_a = 1.9$
.055	W1 J77 3.2	54	80	J	$.030/\sigma_a = 2.0$
.007	W2 J77 .4	91	83	L	$-.034/\sigma_a = 2.25$
.85	θ_{12} FIJO				
.212	ϕ_1 2.6				
.199	ϕ_2 1.93				
-.376	ϕ_3 3.8				
.0685	W0 J77 4.7	6	76	J	
.0667	W1 J77 4.6	31	78	L	$-.038/\sigma_a$
.0329	W2 J77 2.27	54	80	J	$.031/\sigma_a$
.8457	θ_{12} 20.6	91	83	L	$-.037/\sigma_a$
.2263	ϕ_1 2.3				
.1735	ϕ_2 1.75				
-.4016	ϕ_3 -4.0				

IC-2c
Resumen de los modelos estimados
Variable:IPCNE

Modelo	C/NC	σ_a	N° obsv. Efectivas	Media Residuos	Q ₁₄	Q ₂₆	Valores signif. de los r_j		Correlaciones entre Parámetros > .75
							Simple	Parcial	
IPCENEMO3B C		.016	92	.00037	12.2	27.0	Ninguno Simple $r_5 = -.21(.11)$ Parcial $r_5 = -.20(.10)$	Ninguna	
IPCENEMO4 C		.0143	96	.0004	12,2	27	Ninguno	Ninguno	
IPCENEMO1B C		.0160	79	.0006	16.4	27.1	Ninguno	Ninguno DISTAN*	
								Raíces 2R—1.014 MA(12) 10I—1.014 Raíces 1R—1.41 MA(3) 2I—1.41	

(*) En las raíces de los polinomios AR ó MA se indica el número de raíces reales seguido de una R y el de imaginarias seguido de una I, por ejemplo 2R significa dos raíces reales y 10I quiere decir diez raíces imaginarias; a continuación, en la columna DISTAN, se recoge la distancia entre raíces o módulo.

IC-2b
Resumen de los modelos estimados
Variable:IPCNE

Coeficientes del Modelo	T-value de los coeficientes	Residuos anómalos			Valor/ σ_a =
		Nº Obsv.	Año	Mes	
.0665	W0 J77 4.5	NINGUNO			
.0723	W1 J77 4.8				
.0383	W2 J77 2.0				
.8556	θ_{12} 22.0				
-.2466	θ_1 -2.3				
-.0979	θ_2 -0.9				
.2992	θ_3 2.8				
.0690	W0 J77 4.6				
.0652	W1 J77 4.8				
.0323	W2 J77 2.6				
.0520	θ_{12} 22.0				
.2540	ϕ_1 2.4	NINGUNO			
-.3556	ϕ_3 4.0				
W ₀ J77 .0658	4.3	31	78 L	.034/ σ_a = 2.1	
W ₁ J77 .0695	4.5	32	78 G	.034/ σ_a = 2.1	
W ₂ J77 .0324	2.1	91	83 L	.038/ σ_a = 2.3	
θ_{12} .8457	FIJO (s/valor BMDP)				
θ_3 .3532	3.2				

UN MODELO DE FUNCION DE TRANSFERENCIA PARA LOS PRECIOS DE LOS ALIMENTOS

Una vez contruidos los modelos ARIMA para los precios percibidos por los agricultores (PERA) y el IPC Alimentación descompuesto en productos elaborados (IPCE), y no elaborados (IPCNE) se trata en este apartado de estimar un modelo de función de transferencia que permita cuantificar la influencia de los precios en origen en los precios al consumo de los alimentos.

La forma general del modelo de función de transferencia es:

$$Y_t = C + \frac{\omega(B)}{\delta(B)} X_t + N_t$$

donde X_t es la señal o serie input.

Y_t es la variable dependiente ó ouput.

C es una constante.

$$Y_t = \frac{\sigma_a(B)}{\phi_p(B)} a_t, \text{ siendo } a_t \text{ ruido blanco}$$

$\omega(B) / \delta(B) = \nu_j$ es el filtro de la función de transferencia que consta de un polinomio temporal MA en el numerador, y otro AR en el denominador. Los ν_j se suelen denominar pesos o coeficientes ν y se obtienen al realizar la división polinomial.

Para identificar la función de transferencia se utiliza el siguiente procedimiento:

- 1) *Preblanquear la señal* (en nuestro caso la serie de precios percibidos) utilizando el modelo ARIMA estimado previamente (PERAMO 2B) y conservar los residuos (a los que denominaremos RX).
- 2) Filtrar la serie output con el modelo ARIMA de la señal (PERAMO2B) y almacenar los residuos (a los que denominamos RY).

- 3) Calcular la correlación cruzada entre las series RX y RY de residuos obtenidos en 1) y 2) con lo que identificamos la forma funcional de $\omega(B)$ y $\delta(B)$.
- 4) Ajustar un modelo a Y_t como si N_t fuera ruido blanco y conservar los residuos N_t (normalmente no serán ruido blanco).
- 5) Aplicar el modelo ARIMA de la serie output a N_t ; si no dispusiéramos del modelo del output hubiera sido preciso identificar un ARIMA para N_t .
- 6) Combinar los resultados de 3) y 5) con lo que llegamos al modelo (o posibles modelos) de función de transferencia.
- 7) Validarlo/s conforme a los criterios usuales.

Precios percibidos e IPCE

Al seguir el procedimiento anterior con la serie de percibidos como señal y la de precios de consumo productos alimenticios elaborados como output no se obtiene en 3) ningún valor significativamente distinto de cero en la parte derecha del correlograma cruzado; ensayadas distintas estimaciones con formas funcionales usuales tampoco resultan significativos los parámetros de $\omega(B)$ ni de $\delta(B)$. Este resultado puede explicarse por el hecho de que en los últimos años el peso de los productos agrarios en el valor añadido total de los productos alimenticios elaborados ha ido decreciendo paulatinamente en la medida en que existe una diferenciación creciente entre los productos agrícolas y los alimentos consumidos. La complejidad del proceso de distribución y transformación explicaría pues que la evolución de sus precios viniera en mayor medida determinada por la evolución de los costes de tipo industrial (salarios no agrarios, remuneración de los capitales industriales...) y la evolución de la productividad en el sector alimentario. Esta hipótesis parece bastante verosímil a la vista del gráfico IG-2 en donde se aprecia un comportamiento de IPCE próximo al del IPC general.

Si aceptamos esta explicación la vía abierta para proseguir la investigación consistiría en redefinir la función de transferencia con varias señales, unas podrían recoger costes industriales y otras precios de materias primas agrarias utilizadas. En cualquier caso tampoco debe olvidarse que, a la vista del correlograma cruzado RY-RX, gráfico (FG-1), es posible la existencia de realimentación; para confirmarlo sería necesario recurrir a un modelo bivariante estudiando las restricciones cero.

Precios percibidos e IPCNE: modelo de función de transferencia

En primer lugar se complementa el análisis gráfico de las series de precios percibidos y de precios de los productos alimenticios no elaborados con un estudio comparado de sus espectros. Para ello se han calculado los espectros usando la ventana de Daniell modificada con medias de 5 ordenadas, y el periodograma acumulado para las primeras diferencias en logaritmos y la transformación estacionaria de ambas series: (1,12) log IPCNE y (1,12) log PERA. Estos resultados permiten apreciar las frecuencias dominantes en cada serie y compararlas (véase gráficos FG-3 a FG-8).

En segundo lugar se ha identificado la forma funcional de la función de transferencia utilizando la serie de precios percibidos como señal para explicar la evolución del IPCNE según el procedimiento expuesto en los diversos modelos estimados se selecciona, siguiendo los criterios habituales, el siguiente:

$$\text{IPCNE}^{**} = (.23 + .14B + .08B^3) \text{PERA}^{**} + (.039 + .029B + .016B^2) J77 + \frac{1 - .85B^{12}}{1 + 24B^3} a_t$$

$$\text{STD} = .0128$$

$$\begin{aligned} \text{donde: IPCNE}^{**} &= (1-B) (1-B^{12}) \log \text{IPCNE} \\ \text{PERA}^{**} &= (1-B) (1-B^{12}) \log \text{PERA} \end{aligned}$$

a_t es ruido blanco

$J77$ es una variable artificial escalón en junio de 1977.

Este modelo de función de transferencia tiene una desviación típica (1,28%) menor que la del modelo ARIMA del IPCNE (1,43%). El impacto de una perturbación en los precios percibidos tarda dos meses en ser transmitida completamente al IPCNE y después sus efectos se hacen inapreciables. La forma en que la señal se transmite es la siguiente*:

Elasticidad contemporánea	23,57%
(impacto instantáneo)	
Elasticidad a 1 mes	14,03%
Elasticidad a 2 meses	7,97%
<hr/>	
Ganancia del filtro	47,57%

Por tanto la serie input (PERA) transmite el 47,57% de sus variaciones al IPCNE. El resto viene explicado por N_t , compuesto por: 1) una variable artificial escalón en junio del 77 que no alcanza su valor permanente hasta agosto del 77, recogiendo los efectos ya comentados (véase II.2), y 2) el modelo del ruido N_t ; este es un AR (3) MA (12) que es igual al modelo ARIMA del IPCNE pero sin el parámetro AR (1) que se elimina al no resultar significativo y no aumentar la suma de cuadrados de los residuos en el modelo reducido ($S_R^2 \leq S_A^2$).

El componente N_t de la función de transferencia no presenta problemas de correlación con los residuos del modelo ARIMA de la señal RX.

Sin embargo, tanto en el correlograma cruzado RY-RX como en el de N_t -RX aparece un valor significativo en el retardo -1. Dado que el correlograma entre la serie output preblanqueada y los residuos del modelo univariante de la señal es un instrumento débil para asegurar o no la existencia de realimentación aquí se ha elaborado la función de transferencia asumiendo la hipótesis de recursividad. Para comprobarlo sería necesario elaborar un modelo bivariante y estudiar las restricciones cero de la matriz de correlaciones.

Predicciones IPCNEMO y Función de Transferencia

Con el fin de comparar la capacidad de predicción del modelo ARIMA estimado en el análisis univariante del IPCNE (al que denominamos IPCNEMO) frente a las predicciones realizadas con la función de transferencia (FT) se ha realizado el siguiente ejercicio:

Se toma una submuestra de las observaciones disponibles inferior al total tanto en la muestra de la señal (PERA) como de la serie output (IPCNE). A continuación se reestima el modelo univariante IPCNEMO para la submuestra y se realizan predicciones hacia adelante comparando los valores predichos con los que realmente toma el IPCNE obteniendo los errores muestrales (de hecho) de las predicciones para los distintos períodos de adelanto.

Seguidamente se reestima la función de transferencia para la misma submuestra y se realizan las predicciones con la FT de tal forma que el programa realice primero predicciones de la señal (PERA) con su modelo ARIMA, «PERAMO» y utilice estos valores previstos de la señal como input de la FT para predecir el output (IPCNE). Comparando los valores reales que toma el IPCNE con los predichos utilizando la FT obtenemos los errores muestrales.

Finalmente comparamos los errores de hecho (y las desviaciones típicas de las predicciones) obtenidos por los dos modelos: IPCNEMO y FT.

En realidad este ejercicio de simulación es equivalente a realizar predicciones en un momento dado, y por tanto utilizando solo las observaciones disponibles hasta entonces, para, posteriormente, una vez conocidos los datos, calcular los errores cometidos de hecho. En consecuencia el ejercicio se repite añadiendo cada vez un dato más a la submuestra (que equivale a las observaciones disponibles en el origen de la predicción) y comparando nuevamente los errores de hecho cometidos por la FT y el IPCNEMO. En todos los casos se utilizan las variables en logaritmos y por tanto se obtienen los errores como la diferencia del valor real y predicho ambos en logaritmos.

Los resultados obtenidos (cuadro FC-2) indican que la función de transferencia logra mejorar sensiblemente las predicciones realizadas con el modelo ARIMA, especialmente cuando se producen cambios de tendencia (véase el comportamiento en las observaciones 83 y 92 p.e.). Las mejoras más sensibles en favor de la FT se obtienen en períodos de predicción a cuatro meses o inferiores. Este resultado es bastante lógico si se tiene en cuenta la forma funcional de la FT estimada en este caso, ya que una perturbación en los precios en origen (PERA) no se transmite completamente a los de consumo (IPCNE) hasta dos meses después.

Conclusiones y vías de investigación abiertas

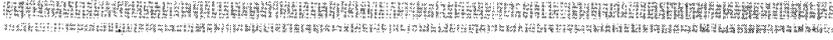
Los resultados empíricos obtenidos se plasman en los modelos univariantes estimados para las series IPCNE e IPCE así como en el modelo de función de transferencia para cuantificar la influencia de los precios en origen de los productos agrícolas en los precios al consumo de los alimentos no elaborados.

Los ejercicios de predicción ponen de manifiesto la utilidad práctica para el análisis de coyuntura de los modelos obtenidos. En especial, la comparación entre los resultados de las predicciones con modelos ARIMA y FT permiten apreciar que cuando se trata de estudiar los cambios en la tendencia de los precios se pueden obtener mejoras sensibles al introducir variables explicativas. La señal, al actuar como indicador adelantado, recoge antes el cambio en la evolución de los precios permitiendo tenerlo en cuenta en las previsiones realizadas con el modelo de FT; por el contrario el modelo ARIMA, en la medida que predice en función de los valores pasados de la propia variable tiende a prever tasas de inflación en consonancia con la evolución reciente (p.e. aceleración de la inflación si ésta fue la tendencia en los últimos meses) y no considera, a efectos de previsión, la ruptura en la evolución de los precios hasta que ésta ya se ha producido. En este sentido el modelo de FT que explica la evolución de IPCNE en fun-

ción de los precios percibidos por los agricultores puede considerarse un paso adelante, no solo para cuantificar el impacto dinámico de los precios en origen sobre los de consumo, si no, también, para mejorar las previsiones de inflación ya que el IPCNE supone el 20,55% de IPC general.

En cuanto a los productos alimenticios elaborados, IPCE, las dificultades encontradas para estimar una función de transferencia utilizando como señal el índice de precios percibidos por los agricultores y el correlograma estimado para las series preblanqueadas PERA e IPCE alertan sobre el peligro de tratar de explicar la tasa de variación anual del IPCE a partir de la tasa de variación de los precios percibidos como se ha venido haciendo en los últimos años en algunas publicaciones e informes económicos anuales de las más prestigiosas instituciones. Aún siendo el correlograma un instrumento débil, como ya se ha señalado, no puede olvidarse que indica una relación inversa, del IPCE sobre PERA, a la que se ha venido tratando de establecer. En cualquier caso estas conclusiones deben considerarse provisionales mientras no se consiga estimar una forma concreta de relación, bien mediante un modelo bivariable o con otro instrumento econométrico.

Como vías abiertas a la investigación hay que reseñar pues la utilidad de elaborar modelos bivariantes, tanto para las variables IPCNE-PERA como para IPCE-PERA, para el estudio de los efectos de realimentación. Así mismo, parece útil seguir estudiando la inclusión de nuevas variables explicativas a largo plazo (como p.e. la cantidad de dinero, para explicar su influencia en los precios alimenticios cf. Gómez-Jareño. G. y E. Ortega, 1983) y a corto plazo (costes industriales, precios cultivos industriales, etc. para el IPCE e introducción de costes y márgenes de comercialización para el IPCNE).



CUADROS Y GRAFICOS FUNCION DE TRANSFERENCIA



FC-1
Resumen de los modelos estimados
Variable: IPCNE (PERA)
output señal

Modelo	C/NC	σ_a	N° obsv. Efectivas	Media Residuos	Q ₁₄	Q ₂₆	Valores signif. de los r_j		Correlaciones entre Parámetros > .75
							Simple	Parcial	
FT	C	.012	78.	.0001	10.9	27.0	—	—	Ninguna
FT ₂	C	.0128	78.	.0001	10.9	27.0	$r_3 =$	-.27 (.12)	Ninguna

FC-1
Resumen de los modelos estimados
Variable: IPCNE (PERA)
output señal

Coeficientes del Modelo	T-value de los coeficientes	Residuos anómalos				Valor/ σ a =
		Nº Obsv.	Año	Mes		
V0 .23	5.1	36	1979	E	.063/.012 = 3.0	
V1 .14	3.2	64	1981	A	.027/.012 = 2.2	
V2 .07	1.9	91	1983	L	.034/.012 = 2.8	
W0 SJ77 .039	2.8					
W1 SJ77 .029	2.0					
W2 SJ77 .016	1.2					
θ_{12} .852	FIJO					
ϕ_3 -.245	2.1					
V0 .24	6.9					
V1 .15	4.0					
V2 .06	2.6					
W0 SJ77 .04	2.0					
W1 SJ77 .03	2.1					
W2 SJ77 .01	1.2					
θ_{12} 1.25	6.0					
ϕ_1 .06	.83					
ϕ_3 -.23	2.5					

FC-2a
ERRORES DE PREDICCIÓN FT E IPCNEMO
 (origen Y82 76)

Observación	Error de Predicción		Desviación Típica			
	Número	IPCNEMO	FT	IPCNEMO	FT	
77	—	.004	—	.024	.015	.015
78	—	.005	—	.033	.025	.023
79		.018	—	.007	.033	.030
80		.025		.012	.038	.035
81	—	.016	—	.030	.041	.039
82		.007		.000	.044	.043
83	—	.051	—	.055	.046	.047
84	—	.051	—	.055	.049	.050
85	—	.017	—	.027	.052	.053
86	—	.047	—	.040	.054	.056
87	—	.049	—	.036	.057	.059
88	—	.029	—	.008	.059	.062
89	—	.031	—	.026	.062	.065
90	—	.057	—	.053	.065	.068
91	—	.087	—	.086	.067	.072
92	—	.049	—	.053	.070	.075
93	—	.069	—	.091	.073	.078
94		.621	—	.034	.075	.081
95	—	.068	—	.037	.077	.084

Nota: El origen de la predicción viene indicado por la inicial del mes seguida de las dos últimas cifras del año, a continuación figura en el paréntesis el número de observación origen de la predicción contadas a partir de enero de 1976. Para evitar confusiones se designa por Y mayo, L julio y G agosto. Por ejemplo (origen Y82 76) significa origen de la predicción en mayo de 1982, observación número 76.

FC-2b
(origen L82 78)

Observación	Error de Predicción		Desviación Típica		
	Número	IPCNEMO	FT	IPCNEMO	FT
79		.001	.001	.015	.014
80		-.006	-.842E-03	.025	.022
81		-.039	-.026	.033	.028
82		-.026	-.018	.038	.032
83		-.041	-.028	.042	.036
84		-.034	-.017	.044	.039
85		-.049	-.032	.047	.043
86		-.064	-.042	.049	.046
87		-.068	-.038	.052	.049
88		-.047	-.011	.055	.051
89		-.062	-.018	.057	.054
90		-.057	-.026	.060	.056
91		-.096	-.066	.062	.059
92		-.073	-.045	.065	.061
93		-.091	-.068	.068	.063
94		-.073	-.070	.071	.065
95		-.048	-.056	.073	.067
96		-.042	-.053	.076	.069

FC-2c
(origen G82 79)

Observación	Error de Predicción		Desviación Típica			
	Número	IPCNEMO	FT	IPCNEMO	FT	
80	—	.008	—	.002	.015	.014
81	—	.041	—	.027	.025	.022
82	—	.028	—	.019	.033	.029
83	—	.043	—	.029	.038	.034
84	—	.035	—	.018	.041	.038
85	—	.051	—	.033	.044	.042
86	—	.065	—	.043	.046	.045
87	—	.069	—	.039	.049	.049
88	—	.048	—	.012	.052	.052
89	—	.063	—	.019	.054	.055
90	—	.058	—	.027	.057	.057
91	—	.098	—	.067	.059	.060
92	—	.075	—	.047	.062	.063
93	—	.092	—	.069	.064	.066
94	—	.074	—	.071	.067	.069
95	—	.049	—	.058	.070	.072
96	—	.044	—	.054	.072	.075

FC-2d
(origen S82 80)

Observación	Error de Predicción		Desviación Típica		
	Número	IPCNEMO	FT	FT	
81	—	.029	—0.25	.015	.014
82	—	.015	—0.17	.025	.022
83	—	.032	—0.28	.033	.029
84	—	.026	—0.16	.038	.034
85	—	.043	—0.31	.041	.038
86	—	.057	—0.41	.043	.042
87	—	.061	—0.37	.046	.045
88	—	.039	—0.10	.048	.048
89	—	.054	—0.17	.051	.052
90	—	.049	—0.25	.054	.054
91	—	.089	—0.65	.056	.057
92	—	.065	—0.44	.058	.060
93	—	.082	—0.67	.061	.063
94	—	.064	—0.69	.064	.066
95	—	.039	—0.56	.067	.069
96	—	.033	—0.52	.069	.071

FC-2e
(origen O82 81)

Observación Número	Error de Predicción		Desviación Típica	
	IPCNEMO	FT	IPCNEMO	FT
82	.026	.008	.015	.014
83	.014	-.003	.025	.022
84	.012	.003	.034	.029
85	-.011	-.012	.039	.034
86	-.029	-.021	.042	.038
87	-.032	-.016	.045	.041
88	-.008	.011	.047	.045
89	-.021	.004	.050	.048
90	-.015	-.004	.052	.051
91	-.056	-.044	.055	.054
92	-.033	-.023	.058	.057
93	-.046	-.042	.060	.059
94	-.026	-.045	.063	.062
95	-.420E-03	-.032	.065	.065
96	.004	-.030	.068	.067

FC-2f
(origen N82 82)

Observación	Error de Predicción		Desviación Típica			
	Número	IPCNEMO	FT	IPCNEMO	FT	
83	—	.022	—	.011	.015	.014
84	—	.027	—	.005	.025	.023
85	—	.043	—	.018	.033	.030
86	—	.056	—	.028	.038	.034
87	—	.056	—	.022	.041	.039
88	—	.033	—	.004	.043	.042
89	—	.048	—	.003	.046	.046
90	—	.044	—	.010	.048	.049
91	—	.085	—	.050	.051	.052
92	—	.061	—	.030	.053	.055
93	—	.074	—	.049	.056	.058
94	—	.057	—	.053	.058	.061
95	—	.033	—	.040	.061	.064
96	—	.029	—	.037	.064	.067

FC-2g
(origen D82 83)

Observación	Error de Predicción		Desviación Típica			
	Número	IPCNEMO	FT	IPCNEMO	FT	
84		.004		.005	.015	.014
85	—	.010	—	.008	.025	.021
86	—	.028	—	.019	.033	.027
87	—	.032	—	.014	.038	.031
88	—	.011	—	.013	.041	.035
89	—	.026	—	.006	.043	.038
90	—	.020	—	.001	.046	.041
91	—	.060	—	.041	.048	.044
92	—	.036	—	.021	.051	.047
93	—	.048	—	.040	.054	.049
94	—	.032	—	.044	.056	.051
95	—	.005	—	.029	.058	.054
96	—	.954E-05	—	.027	.061	.056

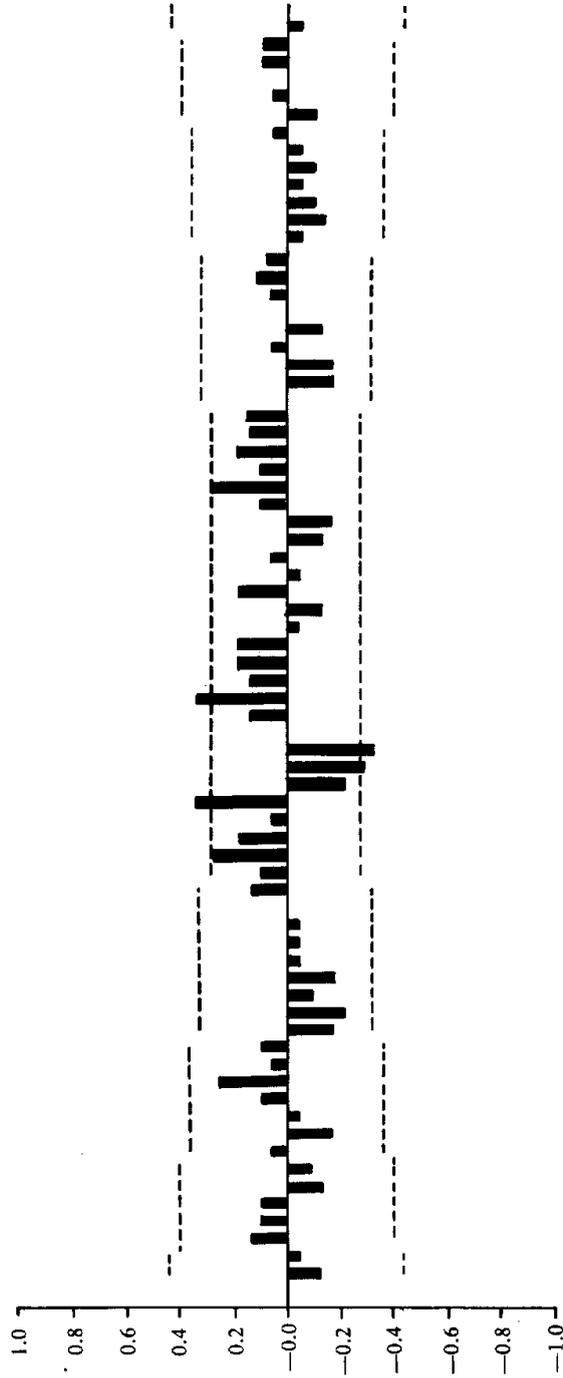
FC-2h
(origen N82 84)

Observación Número	Error de Predicción		Desviación Típica	
	IPCNEMO	FT	IPCNEMO	FT
85	-.015	-.013	.015	.014
86	-.033	-.024	.025	.022
87	-.036	-.018	.033	.029
88	-.015	-.009	.037	.034
89	-.029	.002	.040	.038
90	-.024	-.006	.043	.042
91	-.064	-.046	.045	.045
92	-.040	-.025	.048	.048
93	-.052	-.044	.050	.052
94	-.036	-.048	.053	.054
95	-.009	-.034	.055	.057
96	-.004	-.032	.058	.060

FC-2i
(origen E82 85)

Observación Número	Error de Predicción		Desviación Típica	
	IPCNEMO	FT	IPCNEMO	FT
86	-.013	-.012	.015	.014
87	-.015	-.005	.025	.022
88	.002	.019	.033	.029
89	-.014	.012	.037	.034
90	-.010	.004	.040	.038
91	-.050	-.035	.042	.042
92	-.025	-.015	.045	.045
93	-.037	-.034	.047	.048
94	-.021	-.038	.050	.052
95	.006	-.023	.052	.054
96	.011	-.022	.055	.057

FG-1 Correlograma Cruzado RY, RX. IPCE (PERA)

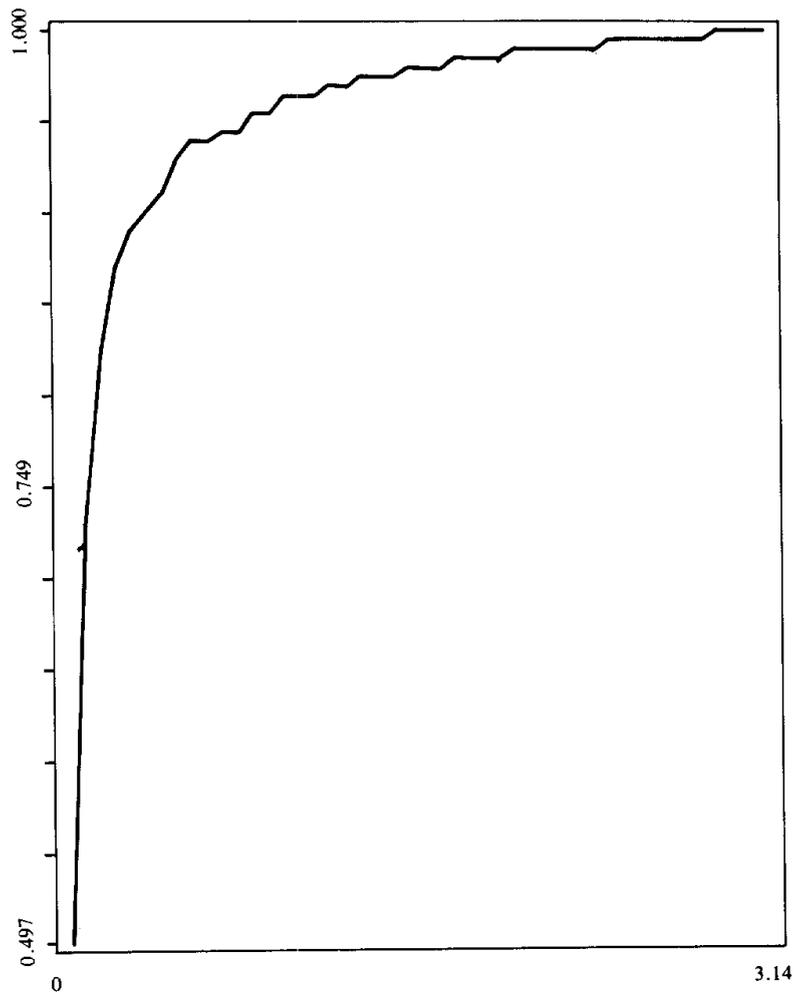


FG-2 Correlograma Cruzado RY. RX. IPCNE (PERA)

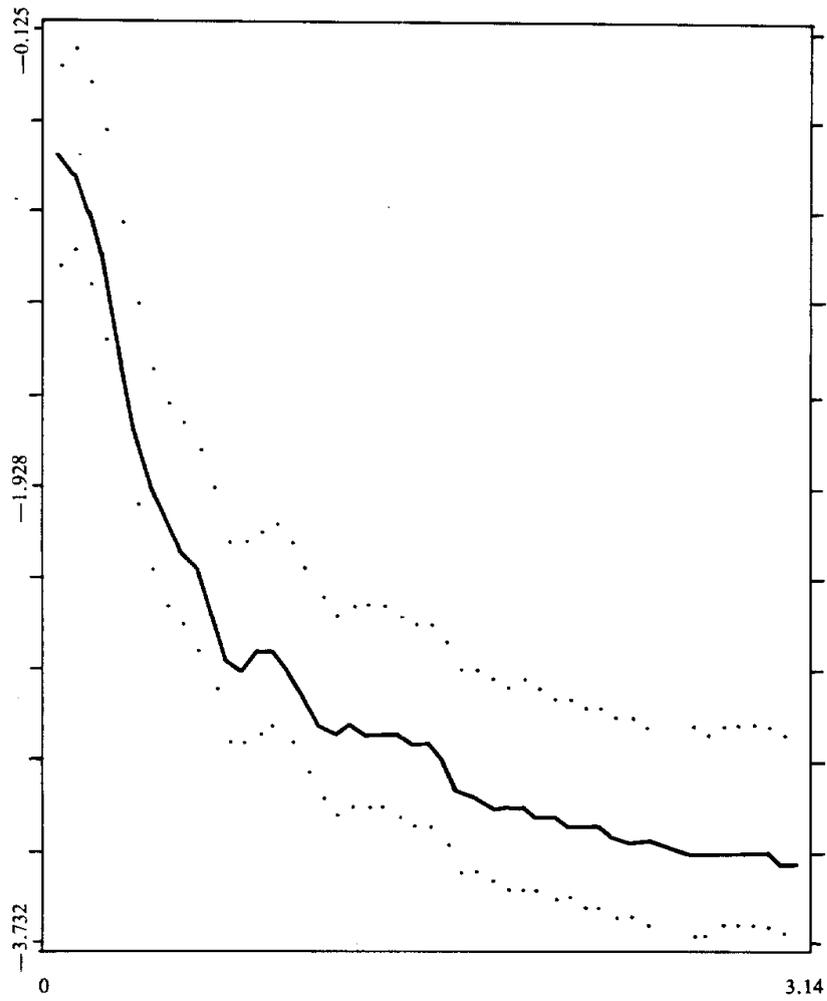


2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38 39 40 41 42 43 44 45 46 47 48 49 50 51 52 53 54 55 56 57 58 59 60 61 62 63 64 65 66 67 68 69 70 71 72 73 74 75 76 77 78 79 80 81 82 83 84 85 86 87 88 89 90 91 92 93 94 95 96 97 98 99 100

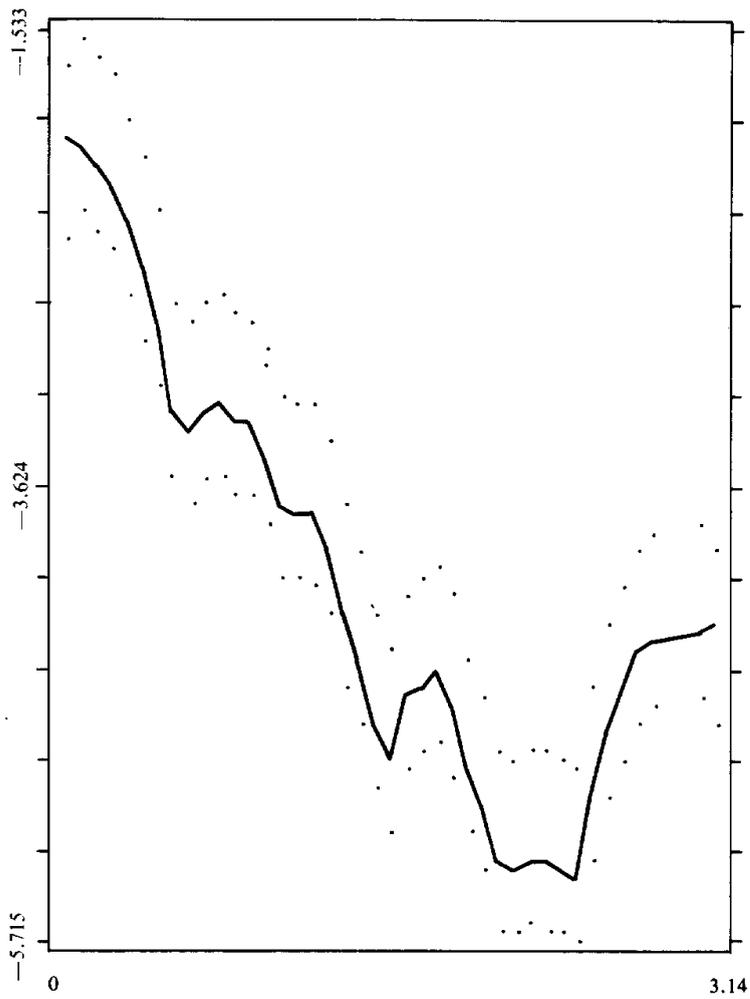
FG-3 Periodograma acumulado. (1,0) log IPCENE
Gráfico del periodogr. acum. normalizado



FG-4 Espectro. 5 ordenadas. (1,0) log IPCNE
(.) son las bandas de confianza al 95 por ciento

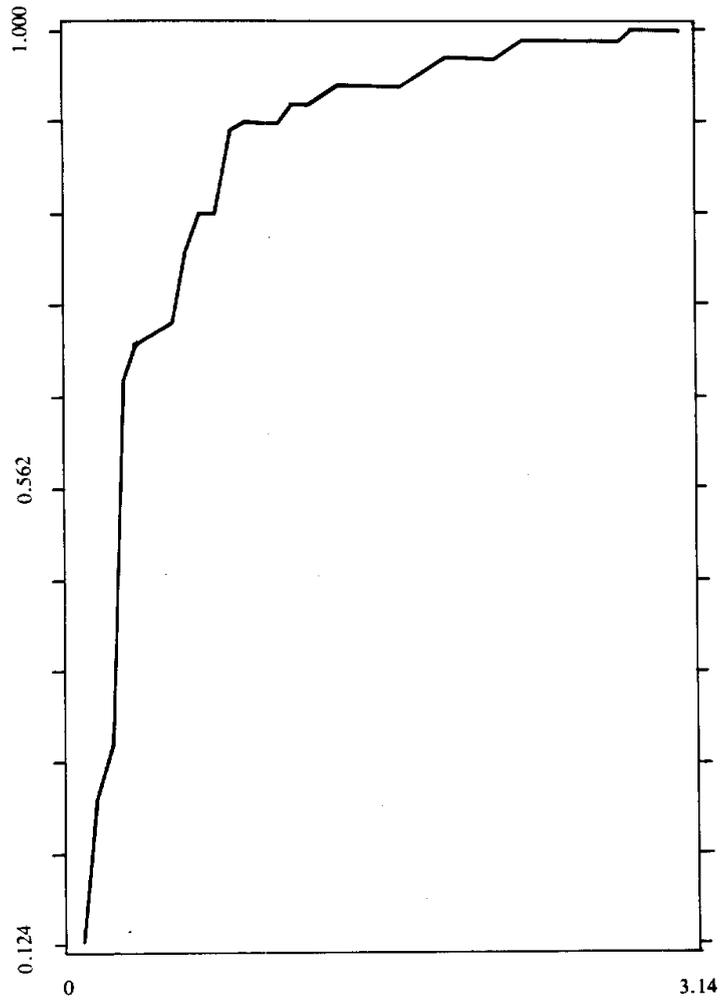


**FG-6 Espectro. 5 ordenadas. (1.1) log IPCNE
(.) son las bandas de confianza al 95 por ciento**

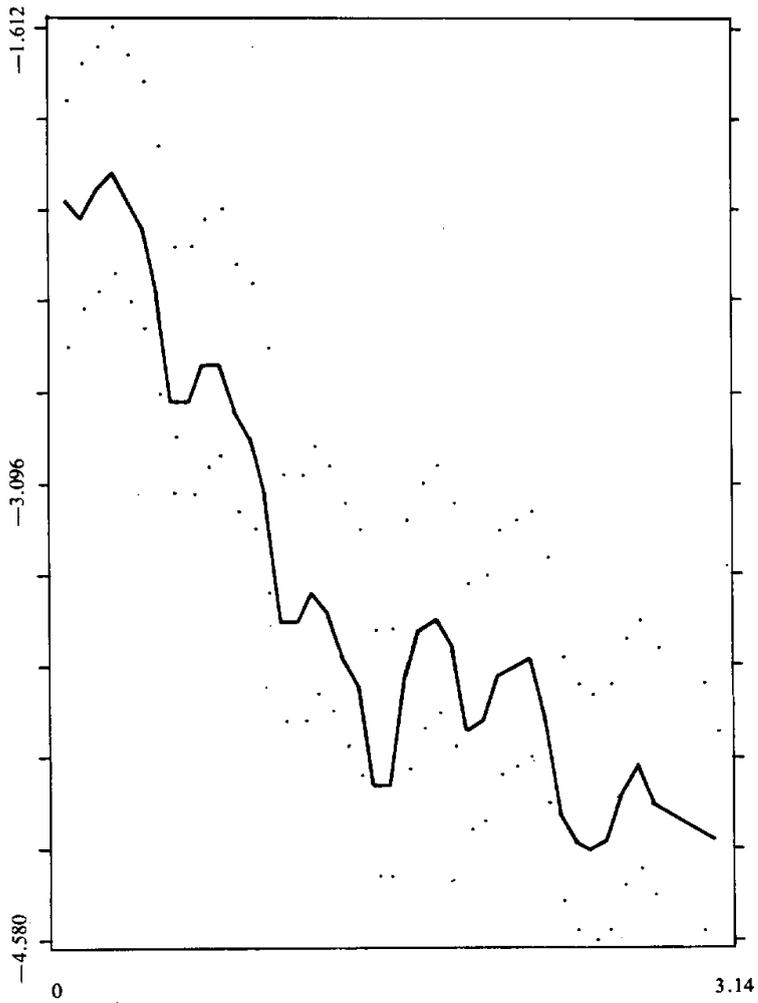


PERIODOGRAMA ACUMULADO (1.1) LOG PERA

FG-7 Periodograma acumulado. (1.1) log PERA
Gráfico del periodogr. acum. normalizado



FG-8 Espectro. 5 ordenadas. (1.1) log PERA
(.) son las bandas de confianza al 95 por ciento



Símbolos

- B:** Operador de retardos, $BX_t = X_{t-1}$
 ∇ : Operador de diferencias, $\nabla = 1-B$; $\nabla X_t = X_t - X_{t-1}$
log: Logaritmo Neperiano.
d: Diferencia regular $d = 0,1,2$.
D: Diferencia estacional $D = 0,1 s, 2s$, donde $s = 12$ para datos mensuales.
(d,D): Diferencial regular y estacional $(1-B^d)(1-B^D) = \nabla_d \nabla_D = (d,D)$.
p: Orden del polinomio AR regular $p = 0,1,2\dots$
P: Orden del polinomio AR estacional $P = s,n$, donde $n = 0,1,2\dots$ y $s = 12$ para datos mensuales.
q: Orden del polinomio MA regular $q = 0,1,2\dots$
Q: Orden del polinomio MA estacional $Q = s,n$, donde $n = 0,1,2\dots$ y $s = 12$ en datos mensuales.
 T_{12} : Tasa interanual de variación $\frac{E_t}{E_{t-1}} - 1 \cdot 100$
 T_{12}^2 : Tasa de crecimiento media respecto a la media del año anterior

$$\frac{(E + F + \dots + N + D)_t}{(E + F + \dots + N + D)_{t-1}} - 1 \cdot 100$$

ABREVIATURAS UTILIZADAS

Indice Mensual de Precios Percibidos por los Agricultores (1976 = 100)	PERA.
Ministerio de Agricultura. Pesca y Alimentación	MAPA.
Autorregresivo	AR.
Media Móvil	MA.
Autorregresivo Integrado y de Medias Móviles	ARIMA
Función de Transferencia	FT.
Función de Autocorrelación Muestral Extendida	FAME.
Indice de Precios al Consumo, conjunto nacional (1976 = 100)	IPC.
Componente «Alimentación, bebidas y tabaco» del IPC (1976 = 100)	IPCA.
Productos elaborados del IPCA (1976 = 100)	IPCE.
Productos No Elaborados del IPCA (1976 = 100)	IPCNE.
Desviación Típica	STD

Referencias

- BOX, G.E.P. y G.M. JENKINS, 1976: *Time Series Analysis Forecasting and Control*. Holden Day, 2ª edición.
- ESPASA, A. 1983: «Modelos de predicción, análisis de coyuntura económica y tasas de crecimiento». ES/1983/5, Banco de España.
- ESPASA, A. 1983-84: «Apuntes del curso: Series Temporales y Modelos Económicos Dinámicos». Banco de España.
- GÓMEZ-JAREÑO, G. y E. Ortega, 1983: «Un modelo de determinación de los precios al consumo de los alimentos». EC/1983/38. Banco de España.
- INE. 1977. *Índice de Precios de Consumo. Estructura de los Índices Oficiales*. INE. Madrid.
- MAPA. 1977: «Metodologías para el cálculo de los índices de precios y salarios agrarios». *Documentos de trabajo* n° 9, julio. MAPA.
- NERLOVE, M. 1964: «Spectral Analysis of Seasonal Adjustment Procedures». *Econometrika*, vol. 32, n° 3, julio, pp. 241-285.
- SAN JUAN, C. 1983: *La agricultura en la economía española: capacidad de financiación, productividad y rentabilidad*. Tesis Dr. Univ. Complutense. Madrid.
- SAN JUAN, C. 1984: *Precios agrarios y precios de los alimentos: Análisis univariante y uniecuacional*. C.F. y P. del Banco de España.
- TIAO, G.C. y R.S. TSAY, 1983: «Consistency Properties of Least Squares Estimates of Autorregressive Parameters in ARMA Models». *The Annals of Statistics*, vol. 11, n° 3, pp. 856-871.
- TSAY, R.S. y G.C. TIAO, 1982: «Consistent Estimates of Autorregressive Parameters and Extended Sample Autocorrelation Function for Stationary and Nonstationary ARMA Models». *Technical Report* n° 683, julio, Univ. of Wisconsin.
- TSAY, R.S. y G.C. TIAO, 1983: «Identification of Multiplicative ARMA Models for Seasonal Time Series». *Technical Report* n° 7, junio, Univ. of Chicago.
-

RESUMEN

El trabajo trata de avanzar en la cuantificación de las relaciones entre precios al consumo de los alimentos y precios agrarios utilizando un enfoque dinámico estocástico. Se presentan los modelos ARIMA identificados para los índices de precios al consumo de los alimentos elaborados y no elaborados. A continuación se estima un modelo tipo función de transferencia que relaciona el Índice de Precios Percibidos por los Agricultores con el Índice de Precios al Consumo de los alimentos no elaborados. Finalmente, con el fin de mostrar la aplicación práctica de estos modelos para la predicción y control de los precios, se realizan ejercicios de predicción con los modelos univariante y uniecuacional. De esta forma se pone de manifiesto la utilidad en la predicción del modelo de función de transferencia, especialmente para detectar adelantadamente los cambios en la tendencia.

RÉSUMÉ

Le travail essaie d'avancer dans la quantification des relations entre prix à la consommation des aliments et prix agricoles en partant d'un point de vue dynamique stochastique. On présente les modèles ARIMA identifiés pour les indices des prix à la consommation des aliments élaborés et non élaborés. On estime à continuation un modèle type fonction de transfert qui rattache l'Indice des Prix Perçus par les Agriculteurs à l'Indice des Prix à la Consommation des Aliments non élaborés. Finalement, pour montrer l'application pratique de ces modèles pour la prédiction et le contrôle des prix, on réalise des exercices de prédiction avec les modèles univariants et uniequationnel. De cette façon on manifeste l'utilité dans la prédiction du modèle de fonction de transfert, notamment pour détecter à l'avance les changements dans la tendance.

SUMMARY

This study is an attempt at advancing the quantization of the relationship between consumer produce prices and agrarian prices by means of a stochastic dynamics approach. Two ARIMA systems are discussed which are indicated for consumer price indexes of processed and unprocessed foods. Following this, a system is considered which is based on a set-type function transfer which relates the Actual Price Index for agriculturists to the Consumer Price Index of unprocessed produce. Lastly, in order to demonstrate the practical application of these systems for forecasting and price control, various forecasting exercises are carried out, based on the univariant and unequational system. In this manner, the usefulness of the function transfer system in the area of forecasting can clearly be seen, especially for early detection of trend shifts.
