JUAN DEL HOYO y JAIME TERCEIRO

Causalidad en series temporales. Alguna evidencia empírica para la economía española

1. INTRODUCCION

Así como en las ciencias experimentales es posible, por medio de ensayos controlados, identificar la causa y efecto de un fenómeno dado, no sucede lo mismo en las ciencias sociales y en particular en el ámbito económico.

Con cierta frecuencia en economía se ha tratado de detectar relaciones causa-efecto por medio de las técnicas clásicas de correlación y regresión, a pesar de que, como es bien conocido, una correlación elevada entre dos variables no indica necesariamente el que exista una relación de tipo causal entre ambas. Es particularmente ilustrativo al respecto el ejemplo, al que hace referencia Jenkins (18), del $R^2 = 0{,}99$ que puede obtenerse relacionando el número de recién nacidos en Baviera con el número de cigüeñas en esta región.

Por el contrario, también puede darse el caso de dos variables que estén funcionalmente relacionadas y que, sin embargo, no evidencien correlación.

Estas circunstancias son tanto más relevantes cuanto que la información a priori que proporciona la Teoría Económica es, con frecuencia, lo suficientemente difusa como para no permitir la detección de relaciones de tipo causal que justifiquen determinadas tomas de decisiones de política económica cuantitativa.

Una posible vía de aproximación a la solución de este problema tiene forzosamente que pasar por la utilización de una definición de causalidad que sea contrastable empíricamente. En este contexto, y para series temporales, de acuerdo con Granger (8), se dice que una variable X causa a otra variable Y si la predicción de Y puede mejorarse cuando tenemos en cuenta la información contenida en X. Esta es la definición que utilizaremos en todo lo que sigue y que, como vemos, es una causalidad de tipo predictivo.

El objetivo de este trabajo es determinar las posibles relaciones causales entre las siguientes variables de la economía española con periodicidad mensual: disponibilidades líquidas, oferta monetaria, depósitos a la vista, créditos al sector privado, índice de precios al por mayor, índice del coste de la vida e índice de producción industrial, en su versión original y desestacionalizada, para el período comprendido entre enero de 1964 y diciembre de 1976.

Comenzamos nuestra exposición describiendo los conceptos básicos referentes a series temporales. A continuación se considera detenidamente el concepto de causalidad predictiva y se dan los criterios que permiten caracterizar las distintas relaciones de causalidad.

El apartado 5 se dedica a la modelización univariante de cada una de las series estudiadas con objeto de eliminar los problemas de autocorrelación. Las relaciones empíricas de causalidad se estudian en el apartado 6, al que le sigue un análisis de robustez de estos resultados respecto a la utilización de modelos alternativos.

Se concluye señalando algunas de las limitaciones de la metodología utilizada y apuntando las conclusiones más relevantes, así como las direcciones en las que se puede ampliar este tipo de análisis.

2. CONCEPTOS BASICOS

En lo que sigue nos limitaremos al caso de dos variables X e Y que transformaremos en x e y, respectivamente, con objeto de considerarlas estacionarias en sentido amplio. Para ello, las transformaciones normalmente utilizadas son diferencias normales y estacionales (4) con objeto de eliminar la no estacionalidad en sus momentos de primer orden, y del tipo Box-Cox (2), (15), (16), para los momentos de segundo orden.

Describiremos estos procesos a través de sus momentos de primer y segundo orden definidos como:

media:

$$\mu_x(t) = E[x(t)] = \mu_x$$
$$\mu_y(t) = E[y(t)] = \mu_y$$

autocovarianza:

$$\gamma_x(k) = E\{[x(t) - \mu_x]\ [x(t+k) - \mu_x]\}$$
$$\gamma_y(k) = E\{[y(t) - \mu_y]\ [y(t+k) - \mu_y]\}$$

autocorrelación:

$$\rho_x(k) = \frac{\gamma_x(k)}{\gamma_x(0)}$$

$$\rho_y(k) = \frac{\gamma_y(k)}{\gamma_y(0)}$$

covarianza:

$$\gamma_{xy}(k) = E\{[x(t) - \mu_x]\ [y(t + k) - \mu_y]\}$$

correlación cruzada:

$$\gamma_{xy}(k) = \frac{\gamma_{xy}(k)}{\sqrt{\gamma_x(0)\ \gamma_y(0)}}.$$

De las definiciones anteriores se deducen inmediatamente las propiedades siguientes:

$$\gamma_{xy}(k) = \gamma_{yx}(-k)$$
$$\rho_{xy}(k) = \rho_{yx}(-k)$$

En situaciones prácticas nos encontraremos con n pares de observaciones correspondientes a las variables x e y, a partir de las cuales tendremos que estimar las funciones anteriores mediante las siguientes expresiones:

media:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} x(t)$$

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} y(t)$$

autocovarianza:

$$c_x(k) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n-k} [x(t) - \bar{x}]\ [x(t + k) - \bar{x}]$$

$$c_y(k) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n-k} [y(t) - \bar{y}]\ [y(t + k) - \bar{y}]$$

autocorrelación:

$$r_x(k) = \frac{c_x(k)}{c_x(0)}$$

$$r_y(k) = \frac{c_y(k)}{c_y(0)}$$

covarianza:

$$c_{xy}(k) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n-k} [x(t) - \bar{x}] [y(t+k) - \bar{y}]$$

correlación cruzada:

$$r_{xy}(k) = \frac{c_{xy}(k)}{\sqrt{c_x(o)\, c_y(o)}}$$

Es fácil demostrar que todos estos estimadores son asintóticamente insesgados y consistentes.

Sin embargo, y de acuerdo con Bartlett (1), los estimadores $r_{xy}(k)$ presentan autocorrelación, que en el caso de que x e y se distribuyan de acuerdo a una función normal bivariante, viene dada por la siguiente covarianza asintónica:

$$\begin{aligned} \operatorname{cov}\{r_{xy}(k)\, r_{xy}(k+1)\} \cong (n-k)^{-1} \sum_{i=-\infty}^{\infty} & \{\rho_x(i)\, \rho_y(i+1)\} \\ & + \rho_{xy}(-i)\, \rho_{xy}(i+2k+1) + \rho_{xy}(i+1) \\ & \cdot [\rho_{xy}(i)^2 + \frac{1}{2}\rho_x(i)^2 + \frac{1}{2}\rho_y(i)^2] \\ & - \rho_{xy}(k) [\rho_x(i)^2 \rho_{xy}(i+k+1) \\ & + \rho_{xy}(-i)\, \rho_y(i+k+1)] - \rho_{xy}(i+1) \\ & \cdot [\rho_x(i)\, \rho_{xy}(i+k) + \rho_{xy}(-i)\, \rho_y(i+k)] \end{aligned}$$

que como puede verse si $\rho_x \neq 0$ y/o $\rho_y \neq 0$, es decir cuando alguna de las dos series presente autocorrelación, es difícil el juzgar si $\rho_{xy}(k)$ es o no significativamente diferente de cero.

Sin embargo si $\rho_{xy}(k) = 0$, es decir, cuando las dos series son linealmente independientes, la expresión anterior se transforma en

$$\operatorname{cov}\{r_{xy}(k)\, r_{xy}(k+1)\} \cong (n-k)^{-1} \sum_{i=-\infty}^{\infty} \{\rho_x(i)\, \rho_y(i+1)\}$$

que para $\iota = 0$

$$\mathrm{var}\{r_{xy}(k)\} \cong (n-k)^{-1} \sum_{i=-\infty}^{\infty} \rho_x(i)\,\rho_y(i)$$

y si además alguna o las dos series no evidencian autocorrelación

$$\mathrm{var}\{r_{xy}(k)\} \cong (n\text{-}k)^{-1}$$

Es importante recalcar que basta que solamente una de las dos series sea ruido blanco, es decir, que

$$\rho_x(i) = \begin{cases} 1 & i = o \\ 0 & i \neq 0 \end{cases} \quad \text{o bien } \rho_y = \begin{cases} 1 & i = 0 \\ 0 & i \neq 0 \end{cases}$$

para que la última expresión sea válida, aspecto que no queda suficientemente claro en la exposición de algunos autores.

Razonamientos análogos al anterior (19) conducen a la relación:

$$\mathrm{cov}\{r_{xy}(k)\, r_{xy}(k+1)\} \cong 0\,(n^{-1})$$

si las dos series son ruido blanco. En el caso de que solamente lo fuera una de ellas, por ejemplo, la x(t), sería:

$$\mathrm{cov}\{r_{xy}(k)\, r_{xy}(k+1)\} \cong \frac{\rho_y(1)}{n-k}$$

3. DEFINICION DE CAUSALIDAD

Una de las dificultades del análisis causa-efecto es el encontrar una definición operativa de causalidad susceptible de ser contrastada.

De acuerdo con esta condición Granger (8) basándose en:

1) el futuro no es causa del pasado,
2) no es posible el identificar relaciones causales entre fenómenos puramente deterministas,

propuso la siguiente definición:

Sea $\{H_t\}$, toda información relativa al fenómeno de interés y $\{X_{1t}, X_{2t}, \ldots, X_{nt}\}$ las variables que lo describen para $t = 0, \pm 1, \ldots$. Si representamos por $\overline{H}_t$ y $\bar{\bar{H}}_t$ la información $\overline{H}_t = \{H_s : s < t\}$ y $\bar{\bar{H}}_t = \{H_s :$

: $s \leq t\}$ y de forma análoga $\tilde{X}_{it}$ y $\tilde{X}_{it}$ para i. Y si por $P_t(X_j \mid B)$ expresamos el predictor óptimo de X_j para un horizonte $e = 1$ en el sentido de minimizar su error cuadrático medio $\sigma^2(X_j \mid B)$ condicionado a la información B, se dice que

1. X_{it} causa X_{jt} si:

$$\sigma^2(X_{jt} \mid \bar{H}_t) < \sigma^2(X_{jt} \mid \bar{H}_t, \bar{X}_{it})$$

2. X_{it} causa instantáneamente X_{jt} si:

$$\sigma^2(X_{jt} \mid \bar{H}_t, \tilde{X}_{it}) < \sigma^2(X_{jt} \mid H_t)$$

De forma análoga se define la causalidad de X_{jt} a X_{it}.

3. Existe realimentación (feedback) siempre que X_{it} causa X_{jt} y viceversa.

Estas definiciones no son ajenas a la terminología econométrica habitual, ya que si X_{it} causa X_{jt} se dice que X_{it} es exógena a X_{jt}.

Hay que hacer notar también que los conceptos anteriores, de acuerdo con Pierce (23), si son válidos para horizontes mayores que la unidad, también lo son para horizontes unitarios. Una clasificación completa de las distintas relaciones de causalidad entre dos variables puede verse en Pierce y Haugh (25).

Sims (27) ha dado otra definición de causalidad para la que puede demostrarse su equivalencia con la que aquí hemos expuesto.

4. IDENTIFICACION DE LA ESTRUCTURA CAUSAL

Una serie de resultados debidos a distintos autores, y resumidos en Pierce y Haugh (25), han hecho operativa la definición de causalidad entre dos variables que hemos dado anteriormente mediante la utilización de la función de correlación cruzada de las series de ruido blanco u(t) y v(t) (innovaciones) asociadas a x(t) e y(t), respectivamente, a través de los filtros:

$$\tilde{F}_x(B)\, x(t) = u(t)$$
$$\tilde{F}_y(B)\, y(t) = v(t)$$

En la práctica estos filtros son el resultado de modelizar de forma univariante x(t) e y(t) de acuerdo con la metodología de Box-Jenkins (3).

En concreto las distintas caracterizaciones de causalidad dadas en Pierce (24) se recogen en la Tabla 1.

Al tratar de aplicar los criterios de causalidad resumidos en la Tabla 1, nos encontramos con la evidente dificultad de que u(t) y v(t) no son observables y por tanto $\rho_{uv}(k)$ es desconocida. En estas condiciones, tendremos que trabajar con el estimador de $\rho_{uv}(k)$ definido como:

$$r_{\bar{u}\bar{v}}(k) = \frac{\Sigma \bar{u}(t)\, \bar{v}(t+k)}{\sqrt{\Sigma \bar{u}^2(t)\, \Sigma \bar{v}^2(t)}}$$

en donde u(t) y v(t) son las estimaciones de los procesos de ruido blanco u(t) y v(t), respectivamente, habiendo supuesto además que las medias de x(t) e y(t) son nulas.

Bajo la hipótesis nula de que x(t) e y(t) no están relacionadas causalmente, Haugh (13) ha demostrado que $\rho_{\bar{u}\bar{v}}(k)$ y $r_{\bar{u}\bar{v}}(k)$ tienen la misma distribución asintónica. Además el estadístico $n \sum_{1=i}^{m} r_{\bar{u}\bar{v}}(k_i)$, bajo la hipótesis nula anterior, se distribuye de acuerdo con $\chi^2(m)$, es decir:

$$n \sum_{i=1}^{m} r^2_{\bar{u}\bar{v}}(k_i) \sim \chi^2(m)$$

Cuando x(t) e y(t) no son independientes, lo que equivale a $\rho_{uv}(k) \neq 0$, la distribución de $r_{\bar{u}\bar{v}}(k)$ es desconocida aunque sigue siendo un estimador consistente con error cuadrático medio del orden de 1/n.

TABLA 1

Relaciones de causalidad caracterizadas a través de $\rho_{uv}(k)$

Relación de causalidad	Función de correlación cruzada de los resíduos u y v
X causa Y	$p_{uv}(k) \neq 0$ para algún $k > 0$
Y causa X	$p_{uv}(k) \neq 0$ para algún $k < 0$
Causalidad instantánea	$p_{uv}(0) \neq 0$
Realimentación	$p_{uv}(k) \neq 0$ para algún $k > 0$ y para algún $k < 0$
Y no causa X	$p_{uv}(k) = 0$ para todo $k < 0$
X causa Y de forma unidireccional	$p_{uv}(k) \neq 0$ para algún $k > 0$ y $p_{uv}(k) = 0$ para todo $k < 0$
X e Y están relacionadas solamente de forma instantánea	$p_{uv}(k) = 0$ para todo $k \neq 0$ y $p_{uv}(0) \neq 0$
X e Y son independientes	$p_{uv}(k) = 0$ para todo k

Sobre la base de estos resultados también pueden estudiarse las relaciones de causalidad de la Tabla 1, ya que si, por ejemplo, x(t) causa a y(t) a un nivel de significación de α tendrá que cumplirse:

$$RC_{\hat{u}\hat{v}}(m) = n \sum_{k=1}^{m} r^2_{\hat{u}\hat{v}}(k) > \chi^2_{\alpha}(m)$$

De forma análoga y(t) será causa de x(t) a un nivel de significación de α si

$$RC_{\hat{u}\hat{v}}(m) = n \sum_{k=1}^{m} r^2_{\hat{u}\hat{v}}(k) > \chi^2_{\alpha}(m)$$

La hipótesis nula de que x(t) e y(t) no están relacionados causalmente no será rechazada al nivel α si:

$$RNC(m) = n \sum_{k=-m}^{m} r_{\hat{u}\hat{v}}(k) < \chi^2_{\alpha}(2m+1)$$

debiéndose elegir m sufiicientemente grande como para no excluir coeficientes diferentes de cero.

Ahora bien, de acuerdo con Granger (9), la medida natural del grado de relación entre dos variables es la función de coherencia que es invariante al proceso de filtraje de las series.

La función de coherencia se define como

$$C(\omega) = \frac{c^2(\omega) + q^2(\omega)}{f_u(\omega)\, f_v(\omega)}$$

y verifica la relación

$$0 \leq C(\omega) \leq 1$$

en donde

$c(\omega) \equiv$ coespectro de u(t) y v(t)
$q(\omega) \equiv$ espectro de cuadratura de u(t) y v(t)
$f_u(\omega) \equiv$ espectro de u(t)
$f_v(\omega) \equiv$ espectro de v(t)

La definición anterior permite interpretar $C(\omega)$ como el análogo, en el ámbito de la frecuencia, del coeficiente de determinación entre u(t) y v(t). En el tipo de análisis que realizamos, tomamos como hipótesis nula la ausencia de relación, lo que equivale a

$$H_0 : C(\omega) = 0$$

La Tabla 2, tomada de (10), muestra algunos valores relevantes de $c(\omega)$ con objeto de verificar la hipótesis anterior:

TABLA 2

Valores significativos de $\hat{C}(\omega)$ si $C(\omega) = 0$

n/m	4	6	8	10	12	16	20
mediana	0.452	0.361	0.307	0.272	0.247	0.212	0.190
90 %	0.732	0.607	0.529	0.475	0.435	0.377	0.338
95 %	0.785	0.672	0.590	0.532	0.488	0.425	0.382

En la tabla anterior n representa el número de puntos de las series de innovación y m el número de bandas de frecuencia.

En este trabajo valoraremos la existencia de relaciones empíricas de causalidad utilizando los criterios anteriores en forma conjunta.

5. FILTROS UNIVARIANTES

La metodología anterior referente a la identificación de relaciones causales de tipo básicamente cualitativo ha sido aplicada a una serie de indicadores y variables, de carácter mensual, referentes a la economía española para el período comprendido entre enero de 1964 y diciembre de 1976.

La elección de las variables con las que se ha realizado este estudio ha venido condicionada, por una parte, por experiencias y análisis previos a nivel univariante (14), (15), (16) y (17), y por otra para ilustrar en lo posible las distintas posibilidades de causalidad recogidas en la Tabla 1. Así se justifica, por ejemplo, el hecho de haber incluido variables tales como oferta monetaria y depósitos a la vista.

Concretamente las variables utilizadas han sido las siguientes: índice del coste de la vida (ICV), índice de producción industrial (IPI), índice de precios al por mayor (IPM), oferta monetaria (M), depósitos a la vista (DV), disponibilidades líquidas (DL), y créditos al sector privado (CP). Todas estas variables han sido también analizadas en su versión desestacionalizada, que en lo sucesivo designaremos por la abreviatura original añadiéndola una D; así por ejemplo, depósitos a la vista desestacionalizado será DVD.

Como ya hemos indicado, el tipo de filtros que en la práctica se utilizan para eliminar la autocorrelación que presentan las variables originales, son los obtenidos en el proceso de modelización univariante de Box-Jenkins (3), que convencionalmente se divide en las tres etapas siguientes:

— Identificación
— Estimación
— Verificación

La clase de modelos univariantes, que toma en consideración simultáneamente las características de no estacionariedad y estacionalidad, a la que da lugar este tipo de aproximación, vienen dados por la expresión en forma compacta:

$$F_P(B)\, F_P(B^s)\,(1 - B)^d\,(1 - B^s)^D\, z(t) = T_q(B)\, T_Q(B^s)\, a(t) + \delta,$$

en donde:

$$\begin{aligned} F_P(B) &= 1 - F_1 B - \ldots - F_P B^P \\ F_P(B^s) &= 1 - F_{S1} B^s - \ldots - F_{SP} B^{SP} \\ T_q(B) &= 1 - T_1 B - \ldots - T_q B^q \\ T_Q(B^s) &= 1 - T_{S1} B^s - \ldots - T_{SQ} B^{sQ} \end{aligned}$$

siendo B el operador retardo definido como

$$B^{\pm j} z(t) = z(t \mp j)$$

Los polinomios $F_p(B)$ y $F_P(B^s)$ se denominan operador autorregresivo y operador autorregresivo estacional, respectivamente, y de forma análoga $T_q(B)$ y $T_Q(B^s)$ son los operadores de media móvil y de media móvil estacional. a(t) es un proceso estocástico de ruido blanco definido como

$$E[a(t)] = 0 \qquad \forall t \qquad E[a(t)\, a(t')] = \sigma_a^2\, \delta_{tt'}$$

en donde $\delta_{tt'}$ es la delta de Kronecker.

Finalmente, por δ se representa una constante que recoge la posibilidad de que el valor esperado de z(t) sea distinto de cero. En la expresión anterior normalmente z(t) es una transformación instantánea (2) de la serie original X(t) y que en la práctica suele coincidir con la transformación logarítmica.

La identificación consiste, por una parte, en la determinación de los grados de diferenciación ordinaria y estacional d y D, respectivamente, y por otra en la selección del orden de los operadores autorregresivos y de media móvil p, P, q y Q. Los instrumentos básicos utilizados en esta etapa son las funciones de autocorrelación, autocorrelación parcial (3) y autocorrelación inversa (5).

Vemos por tanto que el problema de identificación en el contexto de series temporales tiene un significado diferente al que se le da en Econometría, en la que este concepto hace referencia a la posibilidad de obtener estimaciones adecuadas para los coeficientes del modelo estructural.

En la fase de estimación se obtienen los valores numéricos de los $p + P + q + Q + 2$ coeficientes $F_1, \ldots, F_q, F_{s1}, \ldots, F_{sP}, T_1, \ldots, T_q, T_{s1}, \ldots, T_{sQ}$, δ y σ_a^2, a partir de las N observaciones de la serie original.

Por último, el diagnóstico o verificación basado, normalmente, en el análisis de los residuos, tiene por objeto decidir si los resultados de las dos etapas anteriores son adecuados, ya que si el modelo es correcto transformará las observaciones de la variable en ruido blanco. De acuerdo con lo anterior, un test adecuado de verificación debido a Box y Pierce (3) se basa en el cálculo de los residuos $\hat{a}(t)$ con los que se construye el estadístico:

$$Q(m) = n \sum_{k=1}^{m} r_{\hat{a}}^2(k) \, , \qquad n = N - d - sD$$

que se distribuye, bajo la hipótesis de ruido blanco, como una $\chi^2(m - p - P - q - Q)$ siendo $r_a(k)$ el coeficiente de autocorrelación de los residuos de orden k. Nosotros trabajaremos con los valores de este estadístico correspondientes a $m = 12$, 24 y 36. Otro test de verificación, utilizado con frecuencia, es el periodograma acumulado (3), que en los casos estudiados no ha sido de gran utilidad ya que no se muestra sensible a variaciones sustanciales de los modelos identificados.

Una descripción más detallada de todos los conceptos de esta metodología puede verse, por ejemplo, en (3), (11), (14) y (21).

Con arreglo a esta vía de aproximación se han identificado, estimado y verificado una serie de modelos para todas y cada una de las variables mencionadas anteriormente de entre los que se han seleccionado, para el análisis de causalidad, los modelos de la Tabla 3, que corresponden a las variables originales, y los de la Tabla 4, para sus versiones desestacionalizadas.

TABLA 3

Estimación para el período 1964-01 a 1976-12 de los modelos correspondientes a la variables originales

Variable		Varianza residual **	Q (12) ***	Q (24)	Q (26)
ICV	$(1-0.23B-0.29B^8)\ (1-B)\ \ln ICV=(1+0.18B^{12})\ a\ (t)+3.95\times10^{-3}$ $(0.08)\ (0.08)$ * $\quad (0.09) \quad (1.02\times10^{-3})$	5.11×10^{-5}	3.3 (8)	19.0 (20)	34.3 (32)
IPI	$(1-0.16B^8)\ (1-B)\ (1-B^{12})\ \ln IPI=(1-0.50B)\ (1-0.71B^{12})\ a\ (t)$ $(0.08) \quad (0.07) \quad (0.06)$	1.37×10^{-3}	6.9 (9)	20.4 (21)	28.9 (33)
IPM	$(1-0.23B^6-0.22B^9)\ (1-B)\ (1-B^{12})\ \ln IPM=(1-0.87B^{12})\ a\ (t)+3.92\times10^{-4}$ $(0.07)\ (0.07) \quad (0.03) \quad (2.12\times10^{-4})$	9.01×10^{-5}	3.5 (8)	13.3 (20)	26.5 (32)
M	$(1-0.20B^3-0.27B^6)\ (1-B)\ (1-B^{12})\ \ln M=(1-0.65B^{12})\ a\ (t)$ $(0.08)\ (0.08) \quad (0.06)$	8.13×10^{-5}	7.1 (9)	14.8 (21)	22.6 (33)
DV	$(1-0.24B^3-0.25B^6)\ (1-B)\ (1-B^{12})\ \ln DV=(1-0.84B^{12})\ a\ (t)$ $(0.08)\ (0.08) \quad (0.04)$	1.57×10^{-4}	10.1 (9)	22.0 (21)	33.1 (33)
DL	$(1-0.25B^3-0.30B^6)\ (1-B)\ (1-B^{12})\ \ln DL=(1+0.23B)\ (1-0.83B^{12})\ a\ (t)$ $(0.08)\ (0.08) \quad (0.08) \quad (0.04)$	1.39×10^{-5}	7.2 (8)	11.9 (20)	20.2 (32)
CP	$(1-0.12B^3-0.13B^6)\ (1-B)^2\ (1-B^{12})\ \ln CP=(1-0.82B)\ (1-0.89B^{12})\ a\ (t)$ $(0.09)\ (0.08) \quad (0.05) \quad (0.02)$	2.35×10^{-5}	4.4 (8)	20.8 (20)	34.1 (32)

* Desviaciones típicas.
** Incluye «back forecasting».
*** La cifra entre paréntesis indica los grados de libertad.

TABLA 4

Estimación para el período 1964-01 a 1976-12 de los modelos correspondientes a las variables desestacionalizadas

Variable		Variable residual **	Q (12) ***	Q (24)	Q (26)
ICVD	$(1-0.23B^8)(1-B)^2 \ln ICVD=(1-0.92B)\,a(t)$ (0.09) * (0.03)	4.27×10^{-5}	6.3 (10)	16.0 (22)	29.0 (34)
IPID	$(1+0.51B+0.12B^2)(1-B) \ln IPID=(1-0.32B^{24})\,a(t)+1.19\times10^{-2}$ (0.08) (0.08) (0.07) (1.91×10^{-3})	7.76×10^{-4}	7.6 (8)	19.2 (20)	33.0 (32)
IPMD	$(1-B)^2 \ln IPMD=(1-0.92B)\,a(t)$ (0.03)	7.15×10^{-5}	6.9 (11)	13.1 (23)	23.7 (35)
MD	$(1-0.17B^3-0.18B^4-0.20B^6)(1-B) \ln MD=a(t)+6.00\times10^{-3}$ (0.08) (0.08) (0.08) (1.55×10^{-3})	5.11×10^{-5}	6.6 (8)	13.2 (20)	21.2 (32)
DVD	$(1-0.14B^3-0.14B^6)(1-B)^2 \ln DVD=(1-0.95B)\,a(t)$ (0.08) (0.09) (0.03)	1.07×10^{-4}	8.4 (9)	19.7 (21)	30.5 (33)
DLP	$(1-0.17B^6)(1-B)^2 \ln DLD=(1-0.81B)\,a(t)$ (0.08) (0.05)	1.00×10^{-5}	8.9 (10)	15.8 (22)	28.8 (34)
CPD	$(1-B)^2 \ln CPD=(1-0.77B)(1-0.30B^{12}-0.30B^{24})\,a(t)$ (0.05) (0.07) (0.07)	1.57×10^{-5}	5.4 (9)	16.1 (21)	29.1 (33)

* Desviaciones típicas.
** Incluye «back forecasting».
*** La cifra entre paréntesis indica los grados de libertad.

6. RELACIONES EMPIRICAS DE CAUSALIDAD

Como ya hemos indicado, la finalidad de este análisis es comprobar si, para las variables seleccionadas correspondientes a la economía española en el período comprendido entre enero de 1964 y diciembre de 1976, se obtienen relaciones causales significativas.

Es importante destacar que la escasa y muy reciente literatura sobre el tema referente a otros países (7), (24) y (26), parece poner en duda la existencia de claras relaciones causales entre las variables que en un contexto teórico habitual se darían por supuestas. Esta ausencia de causalidad predictiva es un hecho sobre el que se está acumulando cierta evidencia empírica a la que puede sumarse la derivada de los resultados que a continuación se resumen.

Presentaremos estos resultados divididos en dos grupos: en el primero consideraremos las relaciones, dos a dos, de las variables originales, y en el segundo las correspondientes a las mismas variables desestacionalizadas.

Para cada par de variables daremos aquellos coeficientes de correlación cruzada que sean significativamente distintos de cero ($r_{ij}(k) \geqslant 2\sigma_k$) y también la estimación de la coherencia para los valores que rechazan la hipótesis de no relación de acuerdo con la Tabla 2.

Además se proporcionan, para cada dos variables, los estadísticos $RN_{uv}(m)$, $RN_{vu}(m)$, ($m = 12, 24, 36$), afectándolos de un asterisco (*) cuando sean significativos al 90 % y de dos (**) cuando lo sean al 95 %.

Los resultados numéricos que a continuación se describen en resumen en forma cualitativa en las Tablas 5 y 6 para las variables originales y desestacionalizadas, respectivamente.

6.1. — *Variables originales*

ICV — IPI

Todos los $r_{uv}(k)$ y $r_{vu}(k)$ no son significativamente distintos de cero (u y v se refieren a la primera y segunda variable, respectivamente).

$$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 11.5 \qquad RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 25.6 \qquad RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 32.7$$
$$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 11.4 \qquad RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 17.2 \qquad RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 21.9$$
$$RNC(12) = 23.5 \qquad RNC(24) = 43.4 \qquad RNC(36) = 55.2$$

Todos los $c(\omega)$ no son significativamente distintos de cero.

En la función de correlación cruzada no se observa ningún coeficiente significativo ni estructura que ponga de manifiesto algún tipo de relación entre las variables.

Los test de causalidad globales, que tienen en cuenta la función de correlación en su conjunto, confirman la no existencia de causalidad a un nivel de significación del 90 % y del 95 %.

Además el análisis de la coherencia no permite rechazar tampoco la hipótesis de independencia, al nivel del 90 %. No existe relación causal entre ICV e IPI.

ICV — IPM

	$r_{\hat v \hat u}(29) = 0.20$	$RC_{\hat u \hat v}(36) = 29.8$
$r_{\hat u \hat v}(0) = 0.26$	$RC_{\hat u \hat v}(24) = 22.0$	$RC_{\hat v \hat u}(36) = 37.3$
$r_{\hat v \hat u}(9) = 0.18$	$RC_{\hat v \hat u}(24) = 20.9$	$RNC(36) = 76.7$
$RC_{\hat u \hat v}(12) = 14.3$	$RNC(24) = 52.4$	
$RC_{\hat v \hat u}(12) = 14.0$		
$RNC(12) = 37.9(*)$		
$C(0) = 0.85$		

Existe débil relación causal instantánea y de IPM a IPI.

ICV — M

$r_{\hat v \hat u}(2) = -0.18$	$r_{\hat v \hat u}(9) = 0.20$	$RC_{\hat u \hat v}(36) = 16.4$
$RC_{\hat u \hat v}(12) = 4.5$	$RC_{\hat u \hat v}(24) = 12.4$	$RC_{\hat v \hat u}(36) = 38.2$
$RC_{\hat v \hat u}(12) = 20.9(*)$	$RC_{\hat v \hat u}(24) = 32.8$	$RNC(36) = 55.7$
$RNC(12) = 26.4$	$RNC(24) = 46.3$	

Todos los $C(\omega)$ no significativamente distintos de cero. Existe débil relación causal de M a ICV.

ICV — DV

Todos los $r_{uv}(k)$ no significativamente distintos de cero.

$RC_{\hat u \hat v}(12) = 5.1$	$RC_{\hat u \hat v}(24) = 12.5$	$RC_{\hat u \hat v}(36) = 15.7$
$RC_{\hat v \hat u}(12) = 15.8$	$RC_{\hat v \hat u}(24) = 26.7$	$RC_{\hat v \hat u}(36) = 31.4$
$RNC(12) = 22.6$	$RNC(24) = 40.8$	$RNC(36) = 48.9$

Todos los $C(\omega)$ no significativamente distintos de cero. No existe relación causal entre ICV y DV.

ICV — DL

$r_{\hat{u}\hat{v}} = -0.21$	$r_{\hat{v}\hat{u}}(11) = -0.22$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 20.0$
$r_{\hat{v}\hat{u}}(10) = 0.17$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 16.8$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 38.5$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 5.0$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 32.7$	
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 21.1(^{**})$		
$C(0.25) = 0.73$		

Existe débil relación causal de DL a ICV.

ICV — CP

$r_{\hat{v}\hat{u}}(8) = -0.19$	$r_{\hat{v}\hat{u}}(11) = -0.19$	$r_{\hat{v}\hat{u}}(25) = 0.20$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 14.8$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 20.7$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 24.3$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 15.8$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 21.4$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 34.5$

Todos los $C(\omega)$ no significativamente distintos de cero. No existe relación causal entre CP e ICV.

IPI — IPM

$r_{\hat{v}\hat{u}}(8) = -0.22$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 8.9$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 14.9$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 5.2$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 20.1$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 27.4$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 11.6$	$RNC(24) = 29.2$	$RNC(36) = 42.6$
$RNC(12) = 17.0$		

Todos los $C(\omega)$ no significativamente distintos de cero. No existe relación causal entre IPM e IPI.

IPI — M

$r_{\hat{u}\hat{v}}(15) = -0.18$	$r_{\hat{v}\hat{u}}(22) = -0.19$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 32.5$
$r_{\hat{v}\hat{u}}(2) = 0.20$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 22.8$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 37.2$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 11.4$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 28.6$	$RNC(36) = 71.2$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 18.9(^{*})$	$RNC(24) = 52.9$	
$RNC(12) = 31.9$		

Todos los $C(\omega)$ no significativamente distintos de cero. Existe débil relación causal de M a IPI.

IPI — DV

$r_{\hat u \hat v}(15) = -0.19$	$RC_{\hat u \hat v}(24) = 21.8$	$RC_{\hat u \hat v}(36) = 28.9$
$r_{\hat v \hat u}(22) = -0.19$	$RC_{\hat v \hat u}(24) = 22.7$	$RC_{\hat v \hat u}(36) = 30.3$
$RC_{\hat u \hat v}(12) = 7.6$	$RNC(24) = 46.2$	$RNC(36) = 60.9$
$RC_{\hat v \hat u}(12) = 12.3$		
$RNC(12) = 21.7$		

Todos los $\hat{C}(\omega)$ no significativamente distintos de cero. No existe relación causal entre IPI y DV.

IPI — DL

$r_{\hat v \hat u}(1) = -0.21$	$r_{\hat v \hat u}(22) = -0.23$	$r_{\hat v \hat u}(35) = -0.20$
$RC_{\hat u \hat v}(12) = 13.0$	$RC_{\hat u \hat v}(24) = 20.1$	$RC_{\hat u \hat v}(36) = 27.9$
$RC_{\hat v \hat u}(12) = 20.5(*)$	$RC_{\hat v \hat u}(24) = 33.7(*)$	$RC_{\hat v \hat u}(36) = 47.0(*)$
$RNC(12) = 37.0(*)$	$RNC(24) = 57.2$	$RNC(36) = 78.3$

Todos los $\hat{C}(\omega)$ no significativamente distintos de cero. Existe relación causal de DL a IPI.

IPI — CP

$r_{\hat u \hat v}(0) = 0.22$	$r_{\hat u \hat v}(11) = -0.22$	$r_{\hat u \hat v}(16) = -0.18$
$r_{\hat v \hat u}(36) = -0.26$	$RC_{\hat u \hat v}(24) = 25.4$	$RC_{\hat u \hat v}(36) = 33.3$
$RC_{\hat u \hat v}(12) = 10.1$	$RC_{\hat v \hat u}(24) = 27.9$	$RC_{\hat v \hat u}(36) = 50.2(**)$
$RC_{\hat u \hat v}(12) = 11.8$	$RNC(24) = 80.2$	$RNC(36) = 90.3(*)$
$RNC(12) = 28.8$		

Todos los $\hat{C}(\omega)$ no significativamente distintos de cero. Existe relación causal instantánea y de CP a IPI.

IPM — M

$r_{\hat u \hat v}(11) = -0.17$	$RC_{\hat u \hat v}(24) = 19.5$	$RC_{\hat u \hat v}(36) = 26.3$
$r_{\hat v \hat u}(23) = 0.18$	$RC_{\hat v \hat u}(24) = 22.2$	$RC_{\hat v \hat u}(36) = 34.1$
$RC_{\hat u \hat v}(12) = 14.1$	$RNC(24) = 42.0$	$RNC(36) = 60.8$
$RC_{\hat v \hat u}(12) = 6.8$		
$RNC(12) = 21.2$		

Todos los $\hat{C}(\omega)$ no significativamente distintos de cero. No existe relación causal entre IPM y M.

IPM — DV

$r_{\hat{v}\hat{u}}(8) = 0.18$	$r_{\hat{v}\hat{u}}(23) = 0.20$	$r_{\hat{v}\hat{u}}(30) = 0.19$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 9.5$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 15.3$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 21.5$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 9.3$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 22.8$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 35.1$
$RNC(12) = 19.8$	$RNC(24) = 39.1$	$RNC(36) = 57.6$

Todos los $\hat{C}(\omega)$ no significativamente distintos de cero. No existe relación causal entre DV e IPM.

IPM — DL

Todos los $r_{uv}(k)$ y $r_{vu}(k)$ no significativamente distintos de cero.

$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 7.6$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 14.5$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 22.9$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 7.5$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 18.7$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 31.5$
$RNC(12) = 16.9$	$RNC(24) = 35.1$	$RNC(36) = 56.2$

Todos los $C(\omega)$ no significativamente distintos de cero. No existe relación causal entre IPM y DL.

IPM — CP

$r_{\hat{v}\hat{u}}(5) = 0.22$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 18.0$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 23.1$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 6.0$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 25.3$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) \doteq 35.2$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 17.8$	$RNC(24) = 45.2$	$RNC(36) = 60.4$
$RNC(12) = 25.8$		

Todos los $\hat{C}(\omega)$ no significativamente distintos de cero. No existe relación causal entre CP e IPM.

M — DV

$r_{\hat{u}\hat{v}}(0) = 0.86$	$r_{\hat{u}\hat{v}}(20) = -0.21$	$r_{\hat{v}\hat{u}}(1) = 0.17$
$r_{\hat{v}\hat{u}}(1) = 0.17$	$r_{\hat{v}\hat{u}}(2) = -0.19$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 27.8$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 8.8$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 18.0$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 34.9$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 16.6$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 28.3$	$RNC(36) = 168.1(**)$
$RUC(12) = 130.8(**)$	$RNC(24) = 151.7(**)$	

Casi todos los $\hat{C}(\omega)$ significativamente distintos de cero. Existe fuerte relación causal instantánea entre M y DV.

M — DL

$r_{\hat{u}\hat{v}}(0) = 0.82$	$r_{\hat{u}\hat{v}}(20) = -0.18$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 22.5$
$r_{\hat{v}\hat{u}}(9) = 0.18$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 14.1$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 25.7$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 6.1$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 18.3$	$RNC(36) = 142.6(**)$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 11.1$	$RNC(24) = 126.8(**)$	
$RNC(12) = 130.8(**)$		

Casi todos los C (ω) significativamente distintos de cero. Existe fuerte relación causal instantánea entre M y DL.

M — CP

$r_{\hat{u}\hat{v}}(0) = 0.37$	$r_{\hat{u}\hat{v}}(3) = 0.17$	$r_{\hat{u}\hat{v}}(15) = 0.24$
$r_{\hat{v}\hat{u}}(17) = -0.18$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 28.8$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 37.3$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 13.4$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 16.9$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 20.3$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 6.1$	$RNC(24) = 65.3(*)$	$RNC(36) = 77.1$
$RNC(12) = 39.0(**)$		

Todos los C(ω) no significativamente distintos de cero. Existe relación causal instantánea entre M y CP.

DV — DL

$r_{\hat{u}\hat{v}}(0) = 0.76$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 17.3$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 25.5$
$r_{\hat{v}\hat{u}}(20) = -0.19$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 18.7$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 29.6$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 7.0$	$RNC(24) = 117.5**$	$RNC(36) = 136.6**$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 9.7$		
$RNC(12) = 98.2**$		

Numerorsos $\hat{C}(\omega)$ significativamente distintos de cero. Existe fuerte relación causal instantánea entre DV y DL.

DV — CP

$r_{\hat{u}\hat{v}}(0) = 0.31$	$r_{\hat{u}\hat{v}}(3) = 0.24$	$r_{\hat{u}\hat{v}}(7) = 0.18$
$r_{\hat{u}\hat{v}}(15) = 0.27$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 34.0*$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 43.5$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 16.8$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 17.4$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 24.3$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 5.7$	$RNC(24) = 64.7*$	$RNC(36) = 81.0$
$RNC(12) = 35.8*$		

Todos los C(ω) no significativamente distintos de cero. Existe débil relación causal instantánea de DV a CP.

DL — CP

$r_{\hat{u}\hat{v}}(0) = 0.46$	$r_{\hat{u}\hat{v}}(3) = 0.19$	$r_{\hat{u}\hat{v}}(7) = 0.17$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 12.1$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 19.6$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 32.2$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 6.4$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 15.2$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 20.1$
$RNC(12) = 48.5$ **	$RNC(24) = 64.8$ *	$RNC(36) = 82.3$

Todos los $\hat{C}(\omega)$ no significativamente distintos de cero. Existe relación instantánea entre DL y CP.

6.2. *Variables Desestacionalizadas*

ICVD — IPID

$r_{\hat{u}\hat{v}}(11) = 0.17$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 15.5$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 20.4$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 3.4$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 18.4$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 22.5$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 12.2$	$RNC(24) = 33.9$	$RNC(36) = 42.9$
$RNC(12) = 15.6$		

Todos los $\hat{C}(\omega)$ no significativamente distintos de cero. No existe relación causal entre ICVD e IPID.

ICVD — IPMD

$r_{\hat{u}\hat{v}}(0) = 0.37$	$r_{\hat{v}\hat{u}}(8) = -0.17$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 22.0$
$r_{\hat{v}\hat{u}}(3) = 0.18$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 19.8$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 27.8$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 13.2$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 19.8$	$RNC(36) = 70.6$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 16.9$	$RNC(24) = 60.4$	
$RNC(12) = 51.0$ **	$C(0.44) = 0.74$	
$C(0) = 0.90$		

Existe relación instantánea entre IPMD e ICVD.

ICVD — MD

$r_{\hat{v}\hat{u}}(7) = 0.18$	$r_{\hat{v}\hat{u}}(9) = 0.18$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 22.6$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 10.8$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 17.3$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 34.3$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 17.8$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 27.2$	$RNC(36) = 56.9$
$RNC(12) = 28.6$	$RNC(24) = 44.5$	

Todos los $\hat{C}(\omega)$ no significativamente distintos de cero. No existe relación causal entre MD e ICVD.

ICVD — DVD

Todos los $r_{\hat{u}\hat{v}}(k)$ y $r_{\hat{v}\hat{u}}(k)$ no significativamente distintos de cero.

$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 10.1$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 14.7$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 18.3$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 12.5$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 22.5$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 28.3$
$RNC(12) = 22.6$	$RNC(24) = 37.2$	$RNC(36) = 46.5$

Todos los $C(\omega)$ no significativamente distintos de cero. No existe relación causal entre ICVD y DVD.

ICVD — DLD

$r_{\hat{v}\hat{u}}(1) = 0.17$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 11.2$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 16.7$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 5.0$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 23.6$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 30.7$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 12.5$	$RNC(24) = 35.3$	$RNC(36) = 47.8$
$RNC(12) = 18.0$		

Todos los $C(\omega)$ no significativamente distintos de cero. No existe relación causal entre DLD e ICVD.

ICVD — CPD

$r_{\hat{v}\hat{u}}(25) = 0.23$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 20.5$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 24.9$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 14.3$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 17.1$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 28.5$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 11.3$	$RNC(24) = 38.3$	$RNC(36) = 54.1$
$RNC(12) = 26.7$		

Todos los $C(\omega)$ no significativamente distintos de cero. No existe relación causal entre CPD y ICVD.

IPID — IPMD

Todos los $r_{uv}(k)$ y $r_{vu}(k)$ no significativamente distintos de cero.

$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 6.8$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 10.6$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 17.6$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 7.5$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 16.5$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 32.4$
$RNC(12) = 16.5$	$RNC(24) = 29.3$	$RNC(36) = 52.3$

Todos los $C(\omega)$ no significativamente distintos de cero. No existe relación causal entre IPID e IPMD.

IPID — MD

$r_{\hat{v}\hat{u}}(2) = 0.21$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 13.4$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 20.3$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 6.6$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 26.2$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 36.5$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 12.6$	$RNC(24) = 39.4$	$RNC(36) = 57.1$
$RNC(12) = 19.4$		

Todos los $C(\omega)$ no significativamente distintos de cero. No existe relación causal entre MD e IPID.

IPID — DVD

$r_{\hat{u}\hat{v}}(15) = 0.18$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 18.1$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 22.3$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 8.5$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 21.0$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 31.9$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 12.4$	$RNC(24) = 40.2$	$RNC(36) = 54.3$
$RNC(12) = 21.0$		

Todos los $C(\omega)$ no significativamente distintos de cero. No existe relación causal entre IPID y DVD.

IPID — DLD

$r_{\hat{v}\hat{u}}(1) = -0.18$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 15.1$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 23.8$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 8.8$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 30.1$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 45.0$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 16.7$	$RNC(24) = 45.2$	$RNC(36) = 68.8$
$RNC(12) = 25.5$		

Todos los $C(\omega)$ no significativamente distintos de cero. No existe relación causal entre DLD e IPID.

IPID — CPD

$r_{\hat{u}\hat{v}}(0) = 0.21$	$r_{\hat{u}\hat{v}}(16) = -0.22$	$r_{\hat{u}\hat{v}}(26) = 0.20$
$r_{\hat{v}\hat{u}}(32) = -0.20$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 23.9$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 39.6$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 7.6$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 29.0$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 51.5$ **
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 10.7$	$RNC(24) = 59.7$	$RNC(36) = 97.9$ **
$RNC(12) = 25.1$		

Todos los $C(\omega)$ no significativamente distintos de cero. Existe débil relación causal instantánea y de CPD a IPID.

IPMD — MD

$r_{\hat{u}\hat{v}}(10) = 0.20$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 23.5$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 31.0$
$r_{\hat{v}\hat{u}}(10) = -0.20$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 23.1$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 29.9$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 14.6$	$RNC(24) = 46.8$	$RNC(36) = 61.0$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 17.7$		
$RUC(12) = 32.5$		

Todos los C(ω) no significativamente distintos de cero. No existe relación causal entre IPMD y MD.

IPMD — DVD

$r_{\hat{v}\hat{u}}(7) = 0.19$	$r_{\hat{u}\hat{v}}(23) = 0.20$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 31.6$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 20.3$ *	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 25.5$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 33.5$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 12.5$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 23.1$	$RNC(36) = 65.5$
$RNC(12) = 33.2$	$RNC(24) = 49.0$	

Todos los C(ω) no significativamente distintos de cero. Existe débil relación causal de IPMD a DVD.

IPMD — DLD

Todos los $r_{uv}(k)$ y $r_{vu}(k)$ no significativamente distintos de cero.

$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 11.7$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 23.0$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 28.3$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 9.5$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 17.5$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 28.2$
$RNC(12) = 21.7$	$RNC(24) = 40.9$	$RNC(36) = 57.0$

Todos los C(ω) no significativamente distintos de cero. No existe relación causal entre IPMD y DLD.

IPMD — CPD

$r_{\hat{v}\hat{u}}(5) = 0.18$	$r_{\hat{u}\hat{v}}(11) = 0.17$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 32.4$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 11.9$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 25.3$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 33.2$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 16.6$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 27.4$	$RNC(36) = 66.3$
$RNC(12) = 29.2$	$RNC(24) = 53.4$	

Todos los C(ω) no significativamente distintos de cero. No existe relación causal entre CPD e IPMD.

MD — DVD

$r_{\hat{u}\hat{v}}(0) = 0.85$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 22.3$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 30.7$
$RC_{u\hat{v}}(12) = 10.3$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 16.8$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 21.9$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 8.5$	$RNC(24) = 151.0$ **	$RNC(36) = 164.5$ **
$RNC(12) = 130.7$ **		

Casi todos los $C(\omega)$ significativamente distintos de cero. Existe fuerte relación causal instantánea entre MD y DVD.

MD — DLD

$r_{\hat{u}\hat{v}}(0) = 0.81$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 19.6$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 28.4$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 12.7$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 14.2$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 21.5$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 9.3$	$RNC(24) = 133.6$ **	$RNC(36) = 149.7$ **
$RNC(12) = 121.7$ **		

Numerosos $C(\omega)$ significativamente distintos de cero. Existe fuerte relación causal instantánea entre MD y DLD.

MD — CPD

$r_{\hat{u}\hat{v}}(0) = 0.34$	$r_{\hat{u}\hat{v}}(15) = 0.21$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 36.3$
$r_{\hat{v}\hat{u}}(10) = -0.20$	$r_{\hat{v}\hat{u}}(17) = -0.18$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 29.6$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 11.5$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 23.1$	$RNC(36) = 84.2$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 11.4$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 23.7$	
$RNC(12) = 41.2$ **	$RNC(24) = 65.2$ *	

Todos los $C(\omega)$ no significativamente distintos de cero. Existe relación causal instantánea entre MD y CPD.

DVD — DLD

$r_{\hat{u}\hat{v}}(0) = 0.72$	$r_{\hat{u}\hat{v}}(2) = -0.18$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 27.6$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 13.5$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 21.2$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 35.1$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 13.2$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 24.7$	$RNC(36) = 141.4$ **
$RNC(12) = 105.4$ **	$RNC(24) = 124.7$ **	

Numerosos $C(\omega)$ significativamente distintos de cero. Existe fuerte relación causal instantánea entre DVD y DLD.

DVD — CPD

$r_{\hat{u}\hat{v}}(0) = 0.24$	$r_{\hat{u}\hat{v}}(15) = 0.22$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 33.0$
$r_{\hat{v}\hat{u}}(9) = -0.17$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 23.9$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 38.0$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 9.4$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 30.7$	$RNC(36) = 79.6$
$RC_{\hat{v}\hat{u}}(12) = 15.2$	$RNC(24) = 63.2$ *	
$RNC(12) = 33.3$		

Existe débil relación causal instantánea entre DVD y CPD.

DLD — CPD

$r_{\hat{u}\hat{v}}(0) = 0.36$	$r_{\hat{u}\hat{v}}(36) = -0.22$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(36) = 36.9$
$r_{\hat{v}\hat{u}}(10) = 0.21$	$r_{\hat{v}\hat{u}}(17) = -0.19$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(36) = 35.7$
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 10.7$	$RC_{\hat{u}\hat{v}}(24) = 22.6$	$RNC(36) = 92.6$ *
$RC_{\hat{u}\hat{v}}(12) = 13.8$	$RC_{\hat{v}\hat{u}}(24) = 28.9$	
$RNC(12) = 44.6$ **	$RNC(24) = 71.6$ **	
$C(0) = 0.94$	$C(0.014) = 0.83$	

Existe relación causal instantánea entre DLD y CPD.

7. LIMITACIONES DEL ANALISIS

Los resultados numéricos anteriores indican un grado de independencia entre la mayoría de las variables estudiadas que puede parecer sorprendente, y en cualquier caso mayor que el que en un principio se le atribuiría basándose en conocimientos teóricos previos. Como, por otra parte, es evidente la existencia de relaciones claras entre algunas de las variables que en el análisis anterior no se evidenciaron, parece necesario considerar y validar las limitaciones implícitas en la metodología utilizada.

En primer lugar hay que insistir que, en aras de la operatividad, la definición de causalidad utilizada es restrictiva, ya que se centra básicamente en los aspectos predictivos. Además, y ya en el contexto de causalidad predictiva, es importante el notar que el procedimiento de filtrado univariante utilizado para obviar el problema de la autocorrelación, elimina la parte sistemática de las series, que como es sabido contribuye en gran medida a su capacidad predictiva. Por lo tanto, de la información utilizada en el análisis de causalidad, que no es más que los resíduos univariantes de las series, no cabe esperar aportaciones importantes en cuanto a la identificación de este tipo de causalidad. También,

TABLA 5

Relaciones empíricas de causalidad entre las variables originales

	ICV	IPI	IPM	M	DV	DL
ICV						
IPI	0					
IPM	a, c	0				
M	c	c	0			
DV	0	0	0	A		
DL	c	c	0	A	A	
CP	0	a, c	0	a	a, b	a

0 independencia

A causalidad instantánea fuerte

a causalidad instantánea débil

b causalidad en el sentido

c causalidad en el sentido

TABLA 6

Relaciones empíricas de causalidad entre las variables desestacionalizadas

	ICDV	IPID	IPMD	MD	DVD	DLD
ICVD						
IPID	0					
IPMD	a	0				
MD	0	0	0			
DVD	0	0	b	A		
DLD	0	0	0	A	A	
CPD	0	a, c	0	a	a	a

0 independencia

A causalidad instantánea fuerte

a causalidad instantánea débil

b causalidad en el sentido

c causalidad en el sentido

y como quiera que el procedimiento de modelización no da lugar a un solo modelo, la utilización de distintos filtros puede dar lugar a que relaciones de causalidad de tipo débil presentes en un caso no lo estén en otro.

En segundo lugar, e independientemente de la definición utilizada, es evidente la limitación del análisis derivada del hecho de haber considerado un universo bivariante.

En tercer lugar consideramos ineludible el hacer referencia a que, como quiera que todo sistema económico tiene inherente un cierto grado de control, el procedimiento de identificación utilizado no permite distinguir, en algunos casos, la verdadera relación dinámica entre dos variables sino que proporciona una cierta combinación entre ésta y el controlador. En particular, y para el ejemplo que Box y MacGregor (4) analizan, la identificación basada en la función de correlación cruzada proporciona exclusivamente información referente al controlador, sin que sea posible identificar la verdadera relación causal entre las dos variables. Otros procedimientos de identificación, como algunos de los reseñados en Gustavsson (2), pueden obviar este problema.

Otro aspecto derivado del método de identificación utilizado, y que indudablemente afecta a la interpretación de los resultados obtenidos, es el asociado con el problema del sesgo de los estadísticos utilizados en favor de la hipótesis nula de no relación causal (28).

Por último debe mencionarse, en el contexto de las condiciones experimentales en las que se realiza la identificación, la calidad de los datos. Es bien conocido que la existencia de errores en las variables deteriora la fiabilidad estadística de las estimaciones y que en particular introducen un sesgo hacia cero. Este importante y conocido problema podría obviarse con una parametrización adecuada del modelo en espacio de los estados y la aplicación de procedimientos basados en el filtro de Kalman (20).

8. CONCLUSIONES Y EXTENSIONES

Del análisis anterior se desprenden una serie de conclusiones que a continuación enumeramos.

1) La débil relación causal que existe entre las variables consideradas, que en un principio puede parecer sorprendente, justifica la excelente capacidad predictiva de los modelos univariantes.
2) A pesar de la débil relación causal obtenida entre las variables en su versión original, se ha observado que el proceso de desestacionalización distorsiona y elimina parte de esta relación. Este

hecho parece justificar el que los modelos univariantes proporcionen peores predicciones con las variables desestacionalizadas.

2) Entre las variables monetarias existe una fuerte relación causal de tipo instantáneo que siendo compatible con su definición contable ayuda a valorar la metodología utilizada.

4) Depósitos a la vista parece un indicador de adelanto adecuado para poder mejorar las predicciones del crédito al sector privado, variable clave de la política económica española. También parece adecuado el utilizar, entre otros, el índice de precios al por mayor y créditos al sector privado como indicadores de adelanto del índice del coste de la vida e índice de producción industrial, respectivamente.

5) Los resultados derivados de la metodología utilizada son relativamente invariantes frente a cambios en los procedimientos de filtrado a los que se someten las series; no obstante, consideramos necesario el efectuar ejercicios de robustez en forma más exhaustiva.

6) La naturaleza de los resultados obtenidos, especialmente en cuanto a la debilidad de las relaciones existentes, está de acuerdo con investigaciones llevadas a cabo por otros autores.

Finalmente, la prolongación lógica de este trabajo es la formulación de modelos de regresión dinámica para aquellas variables en las que se han identificado relación causal.

Facultad de Económicas
Universidad Autónoma de Madrid

BIBLIOGRAFIA

1. BARTLEHH, M. S.: *Stochastic Processes.* Cambridge, Cambridge University Press, 1955.
2. BOX, G. E. P. y COX, D. R.: «An analysis of transformations.» *Journal of the Royal Statistical Society,* Series B, Vol. 26, 1964, pp. 211-243.
3. BOX, G. E. P. y JENKINS, G. M.: *Time Series Analysis, Forecasting and Control.* San Francisco, Holden Day, 1nd. Ed., 1976.
4. BOX, G. E. P. y MC GREGOR, J. M.: «The analysis of closed loop dynamic stochastic systems.» *Technometrics,* Vol. 16, 1974, pp. 391-398.
5. CLEVELAND, W. S.: «The inverse autocorrelations of time series and their applications.» *Technometrics,* Vol. 14, 1972, pp. 277-293.
6. COOPER, R. L.: «The predictive performance of quarterly econometric models of the United States.» *Econometric Models of Cyclical Behavior.* Hickman, B. G., New York, Columbia University Press, 1972.
7. FEIGE, E. L. y PEARCE, D. K.: «The causality relationship between money and income: A time series approach.» *Annual meeting of the Midwest Economic Association.* Chicago, Abril 1974.
8. GRANGER, C. W. J.: «Investigating causal relations by econometric

models and cross spectral methods.» *Econométrica*, Vol. 37, 1969, páginas 424-438.
9. GRANGER, C. W. J.: «Coment on relationships, and the lack thereof, between economic time series, with special reference to money and interest rates.» *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 72, 1977, pp. 22-23.
10. GRANGER, C. W. J.: *Spectral Analysis of Economic Time Series*. New Jersey, Princeton University Press, 1964.
11. GRANGER, C. W. J. y NEWBOLD, P.: *Forecasting Economic Time Series*. New York, Academic Press, 1977.
12. GUSTAVSSON, I.; LJUNG, L. y SÖDERSTRÖM, T.: «Identification of processes in closed loop Identifiability and accuracy aspects.» *Automática*, Vol. 13, 1977, pp. 59-75.
13. HAUGH, L. D.: «Checking the independence of two covariance Stationary time series: A univariate residual cros correlation approach.» *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 71, 1976, pp. 378-385.
14. HOYO, J. DEL y TERCEIRO, J.: «Notas sobre modelización de series univariantes. Método de Box-Jenkins.» Doc. interno, Fac. de Ciencias Económicas, UAM, Abril 1977.
15. HOYO, J. DEL y TERCEIRO, J.: «Análisis univariante de una transformación uniparamétrica de la oferta monetaria.» Doc. interno, Fac. de Ciencias Económicas, UAM, Abril 1977.
16. HOYO, J. DEL y TERCEIRO, J.: «Análisis y predicción del índice del coste de la vida.» Doc. interno, Fac. de Ciencias Económicas, UAM, Junio 1977. Próxima publicación en la Revista Española de Economía.
17. HOYO, J. DEL y TERCEIRO, J.: «Modelización de series económicas: Aplicaciones a la economía española.» Doc. interno, Fac. de Ciencias Económicas, UAM, Octubre 1977. Ponencia presentada al Symposium sobre «Alternativas frente al paro, la inflación y el crecimiento económico», Madrid, Octubre 1977.
18. JENKINS, G. M.: Book review: Analysis and Control of Dynamic Economic Systems, by Gregory C. Chow. Journal of the Royal Statistical Society, Series A, Vol. 140, 1977.
19. JENKINS, G. M. y WATTS, D. G.: «Spectral analysis and its applications», San Francisco, Holden Day, 1968.
20. KALMAN R. E.: «A new approach to linear filtering and prediction problems.» ASME Transactions, *Journal of Basic Engineering*, Vol. 82, 1960, pp. 35-45.
21. NELSON, C. R.: «The predictive performance of the FRB-MIT-Penn Model of the U. S. Economy.» *American Economic Review*, Vol. 62, 1972, pp. 902-917.
22. NELSON, C. R.: «Applied Time Series Analysis for Managerial Forescasting.» San Francisco, Holden Day, 1973.
23. PIERCE, D. A.: «Forecasting in dynamic models with stochastic regressors.» *Journal of Econometrics*, Vol. 3, 1975, pp. 349-374.
24. PIERCE, D. A.: «Relationships, and the lack thereof, between economic time series, with special reference to money and interest rates.» *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 72, 1977, pp. 11-22.
25. PIERCE, D. A. y HAUGH, L. D.: «Causality in temporal systems. Characterization and a survey.» *Journal of Econometrics*, Vol. 5, 1977, pp. 265-293.
26. SARGENT, T. J.: «A classical econometric model of the United States.» *Journal of Political Economy*, Vol. 84, 1976, pp. 207-237.
27. SIMS, C.: «Money, income and causality.» *American Economic Review*, Vol. 62, 1972, pp. 540-552.
28. SIMS, C.: «Coment on relationships ,and the lack thereof, between economic time series, with special reference to money and interest rates.» *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 72, 1977, páginas 23-24.