

Consumo de electricidad y producto interior bruto: Relación dinámica y estabilidad

JUAN DEL HOYO

Departamento de Análisis Económico: Economía Cuantitativa, UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE MADRID, ESPAÑA. E-mail: juan.hoyo@uam.es

GUILLELMO LLORENTE

Departamento de Análisis Económico: Economía Cuantitativa, UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE MADRID, ESPAÑA. E-mail: guiller@uam.es

CARLOS RIVERO

Departamento de Estadística e Investigación Operativa II, UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID, ESPAÑA. E-mail: crivero@mat.ucm.es

RESUMEN

Este trabajo estudia las relaciones dinámicas entre el consumo de electricidad y el Producto Interior Bruto en España. Utilizando la función de correlación cruzada se constata que el PIB causa al consumo de electricidad, con un efecto instantáneo (elasticidad) de 0.95 y un efecto a largo plazo de 0.42. Técnicas de remuestreo y contrastes de estabilidad endógenos permiten aceptar la significación de la relación estimada y no rechazan la hipótesis de estabilidad en el periodo considerado.

Palabras clave: Relación dinámica, remuestreo, cambio estructural.

Electricity Consumption and GDP: Dynamic Relationship and Stability

ABSTRACT

This paper studies the dynamic relationships between energy consumption and GDP in Spain. The cross correlation function shows that the GDP causes the electricity consumption. The impact multiplier is 0.95 and the long run effect is 0.42. Bootstrap techniques and structural change test assess the significativeness and the stability along the considered sample of the estimated model.

Keywords: Dynamic Relationship, Bootstrap, Structural Change.

JEL Classification: C10, E61, O40, Q43

Artículo recibido en marzo de 2011 y aceptado en julio de 2011

Artículo disponible en versión electrónica en la página www.revista-eea.net, ref. e-29215

ISSN 1697-5731 (online) – ISSN 1133-3197 (print)

1. INTRODUCCIÓN

Los trabajos que estudian la relación entre el consumo de electricidad y el Producto Interior Bruto son múltiples, tanto en la especificación de la relación y metodología econométrica, en los períodos considerados y frecuencias muestrales, como en los países analizados. Payne (2010a y 2010b) y Ozturk (2010) constituyen una excelente recopilación de los trabajos y resultados obtenidos en este área. La relación causal es importante no solo para la política económica, sino también para conocer el grado de desarrollo de un país.

Las cuatro posibles relaciones causales entre ambas variables, y sus correspondientes hipótesis contrastables son las siguientes: primera, la hipótesis denominada de *crecimiento*, supone una dirección de causalidad unidireccional, el consumo eléctrico causa el crecimiento. Una disminución del consumo eléctrico supondría un detrimento del crecimiento. Por tanto, políticas dirigidas a conservar o disminuir el consumo de energía implicarían una disminución del crecimiento económico. La segunda hipótesis contrastable se ha denominado hipótesis *conservacionista*, presupone causalidad unidireccional del crecimiento económico hacia el consumo en energía. Disminuciones en el consumo de energía eléctrica no afectan al crecimiento económico. La tercera hipótesis se denomina hipótesis de *neutralidad*, ausencia de relación alguna entre ambas variables. Por último, la cuarta hipótesis, denominada de *retroalimentación*, enfatiza la bi-direccionalidad causal entre ambas variables.

Payne (2010a y 2010b) clasifica las relaciones estimadas dependiendo de la metodología econométrica empleada: contrastes de causalidad a lo Granger-Sims, modelos de cointegración y modelos de corrección del error a lo Engle-Granger/Johansen-Juselius, modelos autorregresivos de retardos distribuidos ARDL con contrastes de cotas (*bounds*), y contrastes de causalidad a largo plazo a lo Toda-Yanamoto y Dolado-Lutkepohl, y por último, modelos cointegrados de panel con sus correspondientes modelos de corrección del error. Así mismo, Payne (2010a y 2010b) describe las ventajas e inconvenientes de cada una de las aproximaciones. Varios de los problemas comunes a todas las metodologías empleadas son: el escaso tamaño y potencia de los contrastes debido a los pequeños tamaños muestrales, posible existencia de variables omitidas en las relaciones estudiadas, y posibilidad de cambios estructurales difíciles de estudiar con muestras pequeñas y técnicas de cointegración. Por consiguiente, Payne (2010b) concluye que no es sorprendente que los resultados empíricos sean contradictorios en términos de las cuatro hipótesis teóricas. Estas contradicciones están relacionadas con la selección de variables, las especificaciones de los modelos, los períodos de tiempo estudiados y la metodología econométrica empleada.

Este artículo aborda el estudio de la relación dinámica o causalidad entre el PIB y el consumo de electricidad en España, tratando de evitar algunos de los

problemas mencionados por Payne (2010a y 2010b). Para ello, determina la relación dinámica empleando variables expresadas en tasas de variación. Un vez determinada la dirección de causalidad, esta se estima y contrasta empleando técnicas de remuestreo. Por último, se estudia la estabilidad de la relación, utilizando contrastes de cambio estructural (estabilidad) endógenos empleando técnicas de remuestreo. Emplear variables en tasas de variación evita el problema de emplear variables en niveles y por tanto utilizar contrastes con escaso tamaño y potencia, uno de los problemas que menciona Payne (2010). Emplear técnicas de remuestreo en los contrastes permite aliviar la incertidumbre asociada a las estimaciones con muestras pequeñas. Por último, el empleo de contrastes de cambio estructural endógenos permite estudiar la estabilidad de la relación sin necesidad de imponer a priori fechas de cambio estructural. Recordar, que una relación inestable, puede ser debida no solo al hecho de cambios estructurales, sino a la existencia de otros errores de especificación que se manifiesten de esta forma, como por ejemplo, variables omitidas. Por consiguiente, la metodología empleada trata de evitar parte de los problemas mencionados por Payne (2010a, 2010b). Además, la ecuación estimada cuantifica la relación dinámica entre las variables y permite estudiar los multiplicadores dinámicos.

La relación entre el PIB y el consumo de electricidad español ha sido estudiada en varios trabajos. Ciarreta y Zarraga (2010) encuentran una relación lineal causal del PIB hacia en consumo eléctrico, para ello emplean modelos VAR y contrastes de Granger. Narayan y Prasad (2008) concluyen que las políticas de ahorro energético no poseen influencia sobre el PIB, emplean modelos VAR con contrastes de Granger y técnicas de remuestreo para determinar la significación de la relación causal. Climent y Pardo (2007) encuentran una relación de causalidad bidireccional a largo plazo entre ambas variables cuando incluyen otras variables en la relación, enfatizando la importancia de las variables omitidas. Para ello emplean técnicas multivariantes y de cointegración. Huang et al. (2008) empleando un VAR con datos de panel dinámicos agrupados por países y por niveles de renta, encuentran que el PIB lidera al consumo de energía de forma negativa. Por último, Chontanawat et al. (2008) no encuentran causalidad entre el consumo de energía y el PIB, aunque ambas variables son integradas de orden uno. Todos los trabajos anteriores se pueden encuadrar en alguno de los grupos metodológicos citados por Payne (2010a y 2010b) y, por tanto, presentan, en mayor o menor medida, alguno de los problemas citados anteriormente. En este sentido, este trabajo, con el fin de evitar dichos problemas, aborda el estudio de la relación entre el consumo de electricidad y el PIB empleando técnicas de bootstrap con series estacionarias. El estudio de la estabilidad de la relación es importante, tanto por la posible existencia de cambios estructurales, como por aquellos errores de especificación que se puedan manifestar en inestabilidad de la relación (por ejemplo variables

omitidas). Además, la metodología empleada también permite no solo estudiar la relación entre las variables, sino cuantificar sus efectos dinámicos, tanto a corto plazo como estacionarios (a largo plazo). Una de las posibles extensiones futuras es emplear las mismas técnicas pero con datos desagregados del consumo eléctrico por tipo de consumidor.

El resto del trabajo se estructura de la siguiente forma. La Sección 2 presenta la metodología empleada. La Sección 3 describe la base de datos y estudia los resultados empíricos. Por último, la Sección 4 concluye.

2. METODOLOGÍA

Esta Sección describe brevemente la metodología utilizada para analizar la relación entre la tasa de variación del PIB y del consumo eléctrico. Aunque las técnicas empleadas son estándar, destacamos los aspectos que consideramos más relevantes.

En primer lugar, la determinación de la relación dinámica entre ambas variables, se ha realizado con dos procedimientos complementarios de filtrado (preblanqueo) de ambas series y posterior estudio de las funciones de correlación cruzada. Una vez que se ha elegido la especificación concreta se procede a su estimación y contraste de significación de los coeficientes estimados empleando técnicas de remuestreo. Por último, se estudia la estabilidad de la relación mediante contrastes de estabilidad endógenos empleando técnicas de remuestreo.

2.1. Determinación de la relación de causalidad

En nuestro análisis nos centraremos en las variables estacionarias definidas como las tasas de variación trimestral del PIB ($x_t = \nabla \ln PIB_t$) y del consumo de electricidad ($y_t = \nabla \nabla_4 \ln ELEC_t$). Con estas dos variables podemos construir un modelo lineal bivalente que recoja las relaciones contemporáneas y retardadas entre ambas. Un procedimiento estándar para identificar las relaciones dinámicas, o causales, es el análisis de la función de correlación cruzada entre los residuos de ambas variables obtenidos después de filtrar las dos variables con el modelo univariante del input x_t (véase Box y Jenkins, 1976). De forma complementaria, en este trabajo, se propone filtrar cada serie con su modelo univariante y analizar la función de correlación cruzada entre los residuos. Este procedimiento lo denominaremos de doble filtrado.

En efecto, recordemos que el problema de emplear las series directamente es la imposibilidad para identificar la estructura del modelo dinámico calculando la función de correlación cruzada entre las variables observadas x_t e y_t , puesto

que, la estructura de autocorrelación de x_t , distorsiona la identificación de la relación dinámica. Para resolver este problema Box y Jenkins (1976) propusieron filtrar las variables involucradas con un filtro común, el filtro del input.

Dado que el procedimiento anterior, denominado de un solo filtro es estándar, nos centraremos en exponer brevemente el que proponemos, de dos filtros. Supongamos para simplificar que el modelo uniecuacional que relaciona el output y_t con el input x_t es el siguiente:

$$y_t = V_x(B)x_t + \varepsilon_t \tag{1}$$

donde $V_x(B) = v_{x,0} + v_{x,1}B + \dots + v_{x,k}B^k + \dots$, también denominada *función de transferencia*, B es el operador retardo y ε_t es ruido blanco independiente de x_t . Supongamos los siguientes modelos ARMA para cada una de las variables: $F_x(B)x_t = a_t$, $F_x(B) = \frac{\varphi_{p_x}(B)}{g_{q_x}(B)}$ y $F_y(B)y_t = \omega_t$, $F_y(B) = \frac{\varphi_{p_y}(B)}{g_{q_y}(B)}$, donde $\varphi_p(B)$ y $g_q(B)$ representan los polinómios autorregresivos y de media móvil de las variables x_t e y_t . Por tanto, los filtros $F_x(B)$ y $F_y(B)$, transforman las variables originales x_t e y_t , en ruidos blancos, a_t y ω_t , respectivamente.

La relación (1) se puede escribir como $F_y^{-1}(B)\omega_t = V_x(B)F_x^{-1}(B)a_t + \varepsilon_t$, o bien

$$\omega_t = V_x^*(B)a_t + \eta_t \tag{2}$$

donde $V_x^*(B) = V_x(B) \frac{F_y(B)}{F_x(B)} = v_{x,0}^* + v_{x,1}^*B + \dots + v_{x,k}^*B^k + \dots$, y $\eta_t = F_y(B)\varepsilon_t$.

A partir de esta última relación, la función de correlación cruzada entre ω_t y a_t será:

$$\rho_{\omega_t, a_t}(j) = \frac{\text{cov}(\omega_t, a_{(t-j)})}{\sigma_\omega \sigma_a} = v_{x,j}^* \frac{\sigma_a}{\sigma_\omega}, \quad j = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

donde:

$$\text{cov}(\omega_t, a_{(t-j)}) = v_{x,0}^* \text{cov}(a_t, a_{t-j}) + v_{x,1}^* \text{cov}(a_{t-1}, a_{t-j}) + \dots + v_{x,j}^* \text{cov}(a_{t-j}, a_{t-j}) + \dots + \text{cov}(\eta_t, a_{(t-j)})$$

dado que a_t es ruido blanco y $\text{cov}(\eta_t, a_{(t-j)}) = 0$, para todo j , puesto que x_t y ε_t son independientes. Por tanto, de forma similar al procedimiento de un solo filtro, la utilización de dos filtros podrá también detectar la relación de causalidad entre las variables x_t e y_t ; es decir, si la relación entre las variables

x_t e y_t , es de tipo unidireccional o bidireccional, o si nos hemos confundido con la selección de x_t como input. Nótese, que a diferencia de la utilización de un solo filtro¹, en el caso de utilizar dos, no se recuperaran directamente² los valores de los coeficientes $v_{x,j}$, pero si los de $v_{x,j}^*$. Sin embargo, el procedimiento de los dos filtros es muy sencillo de implementar y puede considerarse como complementario del procedimiento de un solo filtro. En este trabajo se utilizan ambos procedimientos para la detección de las relaciones causales entre las tasas de variación el PIB y del consumo de electricidad.

Por último, para hacer operativos los modelos identificados con los procedimientos anteriores se aproxima la función de transferencia $V_x(B)$, por el cociente de dos polinomios finitos, proporcionando un modelo equivalente con retardos distribuidos. En concreto, en el modelo (1) pueden aparecer regresores del tipo $x_t, x_{t-1} \dots x_{t-\ell}$ y también $y_{t-1} \dots y_{t-r}$. Por tanto, definiendo la matriz $X_t = [x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-\ell}, y_{t-1}, \dots, y_{t-r}]$ y el vector de parámetros asociado como Ψ , podemos representar el modelo (1) como $y_t = X_t \Psi + \varepsilon_t$.

Una vez identificada la relación dinámica, se procede a su estimación y contrastación, empleando toda la muestra disponible. Posteriormente, se estudia la estabilidad de los parámetros a lo largo de la muestra.

2.2. Contraste recursivo de inestabilidad paramétrica

En esta sección exponemos brevemente el contraste de estabilidad paramétrica que se emplea para obtener los resultados empíricos de la Sección 3. Considérese el modelo dinámico

$$y_t = X_t \Psi_t + \varepsilon_t, \quad t = 1, 2, \dots, T, \quad (3)$$

con las hipótesis habituales (Andrews, 1993 y Stock, 1994). En este modelo, $\Psi_t = (\beta_1, \dots, \beta_k)'$ es el vector de parámetros k -dimensional y $X_t = [x_{t1}, \dots, x_{kt}]$

¹ Empleando solo $F_x(B)$, el filtrado del modelo original es

$$F_x(B)y_t = V_x(B)F_x(B)x_t + F_x(B)\varepsilon_t \text{ o bien, denominando } \beta_t = F_x(B)y_t \text{ y } v_t = F_x(B)\varepsilon_t \text{ resulta: } \beta_t = V_x(B)a_t + v_t. \text{ Por tanto, la función de correlación cruzada } \rho_{\beta_t, a_t}(j), \quad j = 0, \pm 1, \pm 2, \text{ permitirá recuperar los coeficientes de } V_x(B)$$

² Nótese que, a partir de las estimaciones de $V_x^*(B)$, $F_y(B)$ y $F_x(B)$, se puede recuperar

$$V_x(B) = V_x^*(B) \frac{F_x(B)}{F_y(B)}$$

es el vector de variables explicativas que puede contener retardos de todas las variables, según se ha mencionado al final de la Sección 2.1.

La estimación recursiva MCO del parámetro Ψ del modelo (3) puede escribirse como

$$\Psi(\lambda) = \left(\sum_{t=1}^{[\lambda T]} X_t' X_t \right)^{-1} \left(\sum_{t=1}^{[\lambda T]} X_t' y_t \right), \quad (4)$$

donde $\lambda \in [\lambda_{\min}, \lambda_{\max}] \subset (0, 1]$ y $[\cdot]$ representa la parte entera del valor dentro del corchete.

El estadístico recursivo de Wald que proponemos, compara la estimación MCO empleando la muestra completa, $\Psi(1)$, con las estimaciones recursivas MCO, $\Psi(\lambda)$. En concreto:

$$F_T(\lambda) = \frac{(\Psi(\lambda) - \Psi(1))' \left(\sum_{t=1}^{[\lambda T]} X_t' X_t \right) (\Psi(\lambda) - \Psi(1))}{k\sigma^2(\lambda)}, \quad (5)$$

donde $\sigma^2(\lambda)$ es la estimación recursiva de la varianza de los errores ε_t ,

$$\sigma^2(\lambda) = \frac{\sum_{t=1}^{[\lambda T]} (y_t - X_t \Psi(\lambda))^2}{[\lambda T] - k}.$$

El estadístico del supremo de Wald se emplea para contrastar la estabilidad de los parámetros, sin tener que imponer a priori el punto de ruptura o cambio, $H_0 : \Psi_t = \Psi, \forall t$. Bajo la hipótesis nula de parámetros constantes, la distribución asintótica de estadístico sup Wald es la siguiente (la demostración sigue a Stock, 1994, y puede verse en el Apéndice):

$$\sup_{\lambda} F_T(\lambda) \Rightarrow \sup_{\lambda} \frac{B_k(\lambda)' B_k(\lambda)}{\lambda k} \quad (6)$$

donde $B_k(\lambda) = W_k(\lambda) - \lambda W_k(1)$ es un puente browniano k -dimensional y $W_k(\lambda)$ es un movimiento browniano k -dimensional.

El estadístico $F_T(\lambda)$ propuesto en este artículo es una variación del estadístico sup Wald de Andrews (1993) y Stock (1994), que permitirá detectar posibles rupturas al final de la muestra, al admitir que $\lambda_{\max} = 1$. La distribución del estadístico de inestabilidad obtenida por Andrews es la siguiente (Andrews, 1993, p. 838 y Stock, 1994, p. 2809):

$$\sup_{\lambda} \frac{B_k(\lambda)'B_k(\lambda)}{\lambda(1-\lambda)}.$$

El estadístico de Wald empleado en Andrews (1993) y Stock (1994) compara las estimaciones de Ψ empleando las submuestras complementarias $[1, \lambda T]$ y $[\lambda T + 1, T]$, mientras que el estadístico que proponemos compara las estimaciones de Ψ empleando las sucesivas submuestras $[1, \lambda T]$ con la estimación de la muestra completa $[1, T]$. Esta ligera variación supone un cambio en la distribución asintótica del estadístico de inestabilidad, admitiéndose la posibilidad de que $\lambda_{\max} = 1$. Esta situación es especialmente interesante en muestras de tamaño moderado.

Las Tablas 1 y 2 presentan los valores críticos simulados de la distribución límite de la ecuación (6), para los percentiles del 10%, 5% y 1%, para diferentes valores del número de regresores, $k = 1, \dots, 10$, empleando 10000 simulaciones de Monte Carlo y un tamaño de muestra asintótico $T = 3600$. La Tabla 1 está obtenida empleando un trimming del 15% ($\lambda_{\min} = 0.15$), simétrico ($\lambda_{\max} = 1 - \lambda_{\min}$) y asimétrico ($\lambda_{\max} = 1$). La Tabla 2 es equivalente a la Tabla 1, pero empleando un trimming del 30%, simétrico y asimétrico.

Tabla 1
Valores Críticos Asintóticos $\sup_{\lambda} F_T(\lambda)$, trimming 15%

regresores\percentil	trimming simétrico			trimming asimétrico		
	10%	5%	1%	10%	5%	1%
1	4.205	5.323	7.613	4.295	5.428	8.076
2	3.082	3.604	5.127	3.129	3.677	5.221
3	2.563	3.009	4.062	2.602	3.083	4.063
4	2.287	2.681	3.536	2.322	2.691	3.532
5	2.143	2.458	3.191	2.160	2.447	3.170
6	1.985	2.269	2.918	1.983	2.250	2.906
7	1.876	2.148	2.645	1.878	2.135	2.638
8	1.830	2.051	2.545	1.833	2.033	2.522
9	1.759	1.990	2.421	1.761	1.979	2.418
10	1.712	1.917	2.278	1.713	1.902	2.273

Valores críticos simulados de la distribución límite de la ecuación (6), para los percentiles del 10%, 5% y 1%, para diferente número de regresores, $k = 1, \dots, 10$, empleando 10000 repeticiones de Monte Carlo y un tamaño de la muestra asintótico $T = 3600$. Empleando un trimming del 15%, simétrico ($\lambda_{\min} = 0.15$, $\lambda_{\max} = 0.85$) y asimétrico ($\lambda_{\min} = 0.15$, $\lambda_{\max} = 1.0$).

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 2
Valores Críticos Asintóticos $\sup_{\lambda} F_T(\lambda)$, trimming 30%

regresores\percentil	trimming simétrico			trimming asimétrico		
	10%	5%	1%	10%	5%	1%
1	3.203	4.157	6.279	3.228	4.215	6.312
2	2.326	2.883	4.094	2.322	2.872	4.040
3	1.998	2.354	3.257	1.998	2.355	3.243
4	1.797	2.120	2.744	1.798	2.103	2.743
5	1.659	1.933	2.456	1.659	1.943	2.496
6	1.547	1.764	2.240	1.562	1.783	2.240
7	1.459	1.665	2.089	1.472	1.687	2.089
8	1.405	1.594	1.949	1.415	1.613	1.966
9	1.362	1.559	1.864	1.374	1.573	1.877
10	1.329	1.505	1.826	1.342	1.509	1.827

Valores críticos simulados de la distribución límite de la ecuación (6), para los percentiles del 10%, 5% y 1%, para diferente número de regresores, $k = 1, \dots, 10$, empleando 10000 repeticiones de Monte Carlo y un tamaño de la muestra asintótico $T = 3600$. Empleando un trimming del 30%, simétrico ($\lambda_{\min} = 0.30$, $\lambda_{\max} = 0.70$) y asimétrico ($\lambda_{\min} = 0.30$, $\lambda_{\max} = 1.0$).

Fuente: Elaboración propia.

2.3. Bootstrap en contrastes de inestabilidad paramétrica

En situaciones en las que el tamaño de la muestra T es pequeño, pueden cuestionarse tanto las aproximaciones asintóticas empleadas en los contrastes de significación de los coeficientes, como la fiabilidad de los valores críticos de la distribución asintótica (6) para el contraste de inestabilidad paramétrica del modelo (3). Por esta razón se plantea la utilización de técnicas de remuestreo para obtener valores críticos más adecuados ante situaciones en que se dispone de muestras pequeñas.

Existen diversos procedimientos para especificar la forma de remuestreo de los datos y, por tanto, diversas maneras de especificar el proceso por el que se generan las muestras bootstrap. Valgan como ejemplos, el bootstrap sobre los residuos (Davidson y MacKinnon, 2006), bootstrap por parejas (Freedman, 1981), wild bootstrap (Wu, 1986), bootstrap con regresores fijos (Hansen, 2000), bootstrap por bloques móviles (Kunsch, 1989), block-block bootstrap (Andrews, 2004), etc. En general, la metodología bootstrap que debe emplearse en cada situación viene determinada por el proceso generador de los datos de la muestra, en este trabajo determinado por el modelo (3). En nuestro caso, los regresores X_t contienen retardos de la variable dependiente hasta el orden r , y_{t-1}, \dots, y_{t-r} (véase el modelo (8) que se empleará en el análisis empírico de la Sección 3.2). La inclusión de retardos de la variable dependiente entre los regresores del modelo (3) hace inadecuada la utilización de las metodologías bootstrap frecuentes en modelos de regresión sin retardos (p.e. bootstrap por

parejas o con regresores fijos). Nuestra propuesta consiste en utilizar un bootstrap recursivo sobre los residuos. Es decir, en primer lugar, asumiremos que el modelo dinámico tiene parámetros constantes, que coinciden con la estimación por MCO empleando la muestra completa. A continuación, se remuestreará sobre los residuos. A partir de los residuos remuestreados se obtendrán recursivamente los valores bootstrap de la variable dependiente y de los regresores, generando de este modo un total de $B = 1000$ muestras bootstrap ($b = 1, \dots, B$). Finalmente, para cada una de las $B = 1000$ muestras bootstrap se calcularán los valores de los estadísticos necesarios, entre ellos el de inestabilidad. La peculiaridad de esta propuesta radica en la forma de generar las muestras bootstrap. Una vez generadas las B muestras, la obtención de los estadísticos (incluido el de inestabilidad) es estándar. En modelos con retardos de la variable dependiente, esta metodología se considera más adecuada que otras alternativas factibles como, por ejemplo, el bootstrap por bloques (Diebold y Chen, 1996; MacKinnon, 2007).

A continuación, se detalla el algoritmo específico que se ha diseñado para la obtención de las desviaciones típicas, sesgos y significación (p-valor) de las estimaciones MCO de los parámetros, así como para la obtención de los valores críticos del estadístico $\sup F_T$. Por simplicidad, se asumirá que

$$X_t = [x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{st}, y_{t-1}, \dots, y_{t-r}] \text{ (en el modelo (8) serán } X_t = [1, x_t, y_{t-1}, y_{t-4}, y_{t-5}, y_{t-8}] \text{, con } r = 8 \text{).}$$

Algoritmo bootstrap

Paso 0: Iniciar el algoritmo con $b = 1$.

Paso 1: Obtener la estimación MCO del modelo (3), $\hat{\Psi}$, empleando la muestra de $T - r$ observaciones, $[r + 1, T]$ (en el caso concreto del modelo (8), con las observaciones $[9, T]$).

Paso 2: Obtener los residuos del modelo estimado en el Paso 1, $\hat{\varepsilon}_t^j$, $t = r + 1, \dots, T$,

Paso 3: Obtener por remuestreo con reemplazamiento los T residuos bootstrap: $\hat{\varepsilon}_t^b$, $t = 1, \dots, T$, extraídos del conjunto de $T - r$ residuos estimados en el Paso 2.

Paso 4: Obtener recursivamente los correspondientes valores bootstrap de los regresores, \hat{X}_t^b , y de la variable dependiente, \hat{y}_t^b :

$$\hat{y}_t^b = \hat{X}_t^b \hat{\Psi} + \hat{\varepsilon}_t^b, \quad t = 1, \dots, T. \quad (7)$$

donde $\hat{X}_t^b = [x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{st}, \hat{y}_{t-1}^b, \dots, \hat{y}_{t-r}^b]$ y los valores iniciales son $\hat{y}_t^b = 0$, para $t = 1-r, \dots, -1, 0$. Obsérvese que el remuestreo afecta a los residuos, $\hat{\varepsilon}_t^b$, y a la variable dependiente y sus retardos, $\hat{y}_t^b, \hat{y}_{t-1}^b, \dots, \hat{y}_{t-r}^b$, pero no afecta a las variables explicativas, $x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{st}$.

Una vez completado el Paso 4, se ha generado la b -muestra bootstrap. Con esta muestra bootstrap se calcularán los diferentes estadísticos, incluido el estadístico de inestabilidad.

Paso 5: Estimar el modelo (7) por MCO empleando la b -muestra bootstrap, para obtener la estimación del vector de parámetros $\hat{\Psi}^b$.

Paso 6: A partir de la b -muestra bootstrap, obtener el estadístico de inestabilidad, $\sup \hat{F}_T^b$.

Paso 7: Cambiar b por $b+1$ y repetir los Pasos 3-6, $b = 1, \dots, B$ (en nuestro caso, $B = 1000$).

Paso 8: Obtener la desviación típica, sesgo y significación bootstrap de $\hat{\Psi}$ a partir de los B valores bootstrap del vector de parámetros, $\hat{\Psi}^1, \hat{\Psi}^2, \dots, \hat{\Psi}^b, \dots, \hat{\Psi}^B$.

Paso 9: Obtener la distribución empírica de los B valores bootstrap del estadístico de inestabilidad, $\sup \hat{F}_T^1, \sup \hat{F}_T^2, \dots, \sup \hat{F}_T^b, \dots, \sup \hat{F}_T^B$. En particular, nos centraremos en los percentiles del 1%, 5% y 10%.

3. RESULTADOS EMPÍRICOS

3.1. La Base de Datos

La base de datos está compuesta por dos variables: el PIB y el consumo de energía eléctrica. El PIB trimestral 1970:2-2010:2, procede de la Contabilidad Nacional Trimestral de España, Base 2000, volumen encadenado referencia año 2000. Los datos están corregidos de efectos estacionales y de calendario. Las unidades empleadas son tasas de variación trimestral porcentual. La fuente es el Instituto Nacional de Estadística (www.ine.es).

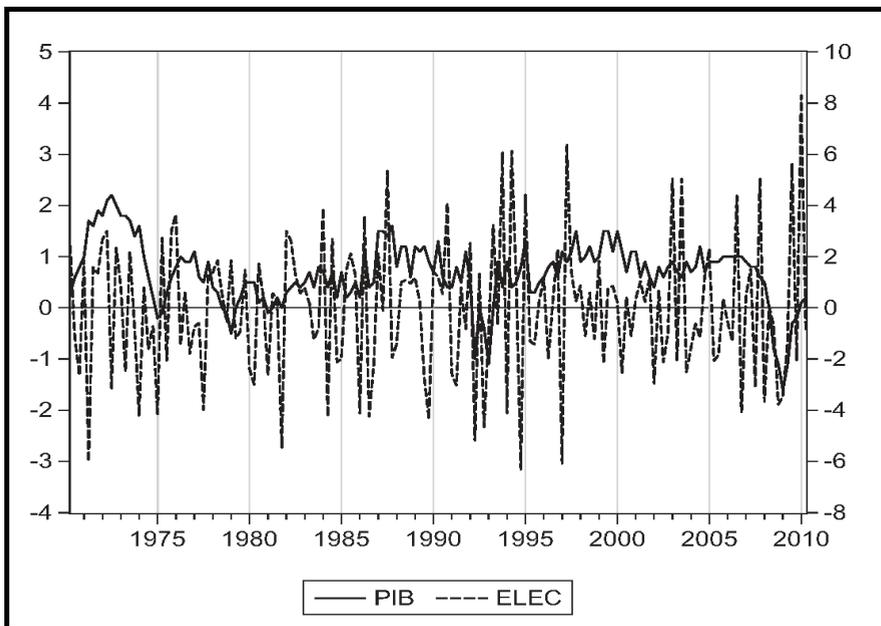
El consumo de energía eléctrica, medido en millones de Kilovatios Hora (KWH), se refiere al consumo de energía eléctrica medido a la salida de las centrales, es decir, la energía disponible para mercado cubierta por las empresas peninsulares de UNESA. La fuente es Red Eléctrica Española. A partir de octubre de 1993 incluye la adquirida a autoprodutores, habiéndose enlazado retrospectivamente las cifras desde dicha fecha. Los datos iniciales son de periodicidad mensual, 1958:1-2010:9. Estos datos se han trimestralizado como

suma acumulada de los meses correspondientes. Posteriormente se toma el logaritmo de esta variable, se realiza una diferencia ordinaria (de primer orden) y otra estacional trimestral, expresándola en porcentajes; por último, se selecciona un periodo muestral similar al disponible para el PIB. En consecuencia, se obtienen tasas de variación comparables con las del PIB.

El Gráfico 1 presenta las tasas de variación porcentuales trimestrales de las variables PIB ($\nabla \ln(PIB)$) y Consumo de Electricidad ($\nabla \nabla_4 \ln(ELEC)$), para el período considerado (1970:2-2010:2, $T = 161$ observaciones). Se aprecia claramente que ambas variables son estacionarias³. Si bien el consumo de electricidad fluctúa alrededor de cero, la tasa del PIB en general es superior a cero. Particularmente se observan dos períodos en los que ambas variables presentan un perfil de decaimiento simultáneo significativo (1992-1993 y 2008-2009), períodos de profundas crisis económicas en España.

Gráfico 1

Tasas de variación trimestral: PIB (escala izq.) y Consumo eléctrico (escala dcha.)



Fuente: Elaboración propia.

³ Los estadísticos *ADF* relativos a $\nabla \ln(PIB)$ y $\nabla \nabla_4 \ln(ELEC)$ son, respectivamente: -6,22 y -4,21. Ambos rechazan al 1% la necesidad de una diferencia adicional.

La Tabla 3 presenta los estadísticos descriptivos de las variables estudiadas. El PIB posee una media y mediana positivas y similares (media 0.681, mediana 0.700), alcanza su valor máximo en el año 1972:3 (2.200) y su valor mínimo en el año 2009:1 (-1.600). Su coeficiente de asimetría negativo nos indica que aunque la media es positiva, las tasas de variación inferiores a la media predominan con respecto a las variaciones superiores a la media. Es decir, si bien hay periodos con crecimientos del PIB superiores a 0.681 son mayores aquellos que presentan crecimientos inferiores a 0.681.

Por lo que respecta al consumo de energía eléctrica, su tasa media de variación es aproximadamente cero (-0.037), aunque no lo es su valor mediano (0.273), que implica un número mayor de períodos con crecimiento positivo del consumo eléctrico. La variación máxima se produce en 2010:1 (8.292) y la mínima en 1994:4 (-6.314). Si bien estos extremos pueden estar relacionados con épocas cercanas a crisis y auges, también pueden venir explicados por otros factores: temperatura, precios, etc.

Tabla 3
Estadísticos descriptivos

	PIB	ELEC
Media	0.681	-0.037
Mediana	0.700	0.273
Máximo	2.200	8.292
Mínimo	-1.600	-6.314
Std. Dev.	0.622	2.695
Asimetría	-0.570	0.182
Curtosis	4.492	3.117
Observaciones	161	161
Tasas de variación del PIB y ELEC		

Fuente: Elaboración propia.

3.2. Selección del modelo y análisis de resultados empíricos

Las funciones de correlación cruzada utilizando los procedimientos de preblanqueo de un solo filtro y de dos filtros son consistentes con la especificación de una relación dinámica desde la tasa de variación del PIB hacia

la del consumo eléctrico⁴. Por consiguiente, el modelo especificado para la relación entre las tasas de variación del consumo eléctrico y del PIB es el siguiente⁵:

$$y_t = \beta_1 + \beta_2 x_t + \beta_3 y_{t-1} + \beta_4 y_{t-4} + \beta_5 y_{t-5} + \beta_6 y_{t-8} + \varepsilon_t, \quad (8)$$

donde, y_t es la tasa de variación del consumo eléctrico ($y_t = \nabla \nabla_4 \ln ELEC_t$) y x_t es la tasa de variación del PIB ($x_t = \nabla \ln(PIB)$). Esta relación es coherente con la hipótesis (*conservacionista*), típica de las economías maduras.

Para la estimación de este modelo por MCO se han empleado $T - r = 161 - 8 = 153$ observaciones. La estimación resultante aparece en la Tabla 4. Los MCO son consistentes, ya que la correlación cruzada entre los residuos MCO de la ecuación (8) y los residuos del modelo univariante de la tasa de variación del PIB son compatibles con ruido blanco⁶.

Una vez estimado el modelo, el siguiente objetivo consiste en contrastar la significatividad de los coeficientes; posteriormente, se determinará si la relación es estable, o de forma equivalente, si los parámetros $\Psi = (\beta_1, \dots, \beta_6)$ del modelo (8) se pueden asumir constantes en el periodo considerado.

Para completar el primer objetivo, la Tabla 4 incluye las desviaciones típicas y los sesgos de las estimaciones MCO de los parámetros, obtenidas directamente con la muestra considerada y mediante técnicas de remuestreo según el algoritmo que se ha explicado en la Sección 2.3, con el fin de evitar los problemas que podrían derivarse de una muestra de reducido tamaño. De los resultados obtenidos, se observa que todos los parámetros son significativos. La similitud entre los valores analíticos, estimados por MCO, y los obtenidos mediante remuestreo apoyan la validez de la metodología bootstrap empleada en este trabajo. Por consiguiente, los coeficientes estimados permiten afirmar

⁴ Los modelos univariantes estimados de la tasa de variación del PIB, x_t , y de la tasa de

variación de electricidad, y_t , son: $x_t = 0.645 + \frac{(1 + 0.273L^3)}{(1 + 0.783L)(1 - 0.144L^4)} a_t$

$y_t = -0.059 + (1 - 0.409L)(1 - 0.555L^4) \omega_t$. Todos los coeficientes son significativos al 5% y los estadísticos Q de Ljung-Box, son compatibles con la hipótesis de ruido blanco de los residuos. En el primer modelo los p-valores de $Q_{LB}(4)$, $Q_{LB}(8)$, $Q_{LB}(12)$ son: 0.186, 0.236 y 0.192; mientras que en el segundo modelo los correspondientes p-valores son: 0.849, 0.434 y 0.276.

⁵ En el proceso de selección de la especificación más adecuada también se han empleado los criterios de información de Akaike, Schwarz y de Hannan y Quinn.

⁶ Estos resultados están disponibles a petición a los autores.

que el multiplicador de impacto, o elasticidad es 0.9572, mientras que el efecto estacionario (a largo plazo) se reduce hasta 0.42. Estos resultados concuerdan con el efecto sustitución que se ha producido en el consumo de energía eléctrica (empleo de equipos más eficientes energéticamente) durante estos años.

Tabla 4
Estimación del modelo (8): coeficientes, desviaciones típicas y sesgos.

	Estimación MCO	Desviación típica MCO	Significación MCO p-valor	Desviación típica bootstrap	Sesgo bootstrap	Significación bootstrap p-valor
β_1	-0.7571	0.2652	0.0049*	0.2666	0.0045	0.0013*
β_2	0.9572	0.2973	0.0016*	0.2895	0.0000	0.0007*
β_3	-0.3263	0.0735	0.0000*	0.0719	0.0027	0.0000*
β_4	-0.4992	0.0778	0.0000*	0.0722	0.0016	0.0000*
β_5	-0.1593	0.0780	0.0428*	0.0783	0.0037	0.0163*
β_6	-0.3114	0.0757	0.0001*	0.0708	0.0001	0.0000*
* El coeficiente es significativo al 5%, $R^2 = 0.3566$, $\bar{R}^2 = 0.3347$ Akaike IC = -4.7654, Schwarz C = -4.6466, Hannan-Quinn = -4.7171						

Fuente: Elaboración propia.

El estudio de la estabilidad se realiza empleando los resultados presentados en la Tabla 5, correspondientes a los valores empíricos del estadístico $\sup F_T$ descrito en la Sección 2.2. Este estadístico se ha utilizado para determinar la estabilidad del vector de parámetros Ψ , en la relación entre las dos tasas de variación, sin imponer, a priori, las fechas de ocurrencia de las posibles rupturas. En una primera instancia, el cálculo del estadístico $\sup F_T$ se realizó utilizando un trimming asimétrico a la izquierda del 15%, es decir, $\lambda_{\min} = 0.15$ y $\lambda_{\max} = 1.00$. Sin embargo, el reducido número de observaciones (el 15% de 153 son solamente 22 observaciones) no permite asegurar que la estimación MCO inicial, $\hat{\Psi}(\lambda_{\min})$, sea suficientemente fiable y, en consecuencia, se podrían cuestionar que los valores críticos asintóticos del estadístico $\sup F_T$ sean adecuados. Por esta razón se ha decidido también incluir en la Tabla 5 la estimación del estadístico $\sup F_T$ empleando un trimming asimétrico del 30%, es decir, $\lambda_{\min} = 0.30$ y $\lambda_{\max} = 1.00$. Nótese que el estadístico de Andrews (Andrews, 1993) no permite llegar al final de la muestra, a diferencia del estadístico que aquí se emplea. Por similitud con el

estadístico de Andrews, en la Tabla 5 también se incluyen los valores del estadístico $\sup F_T$ empleando un trimming simétrico del 15% y 30%.

Si se comparan los valores empíricos del estadístico $\sup F_T$ con los valores críticos asintóticos de la Tabla 5, se puede concluir que no hay evidencia para asegurar al nivel del 10%, que exista ruptura en los parámetros del modelo y, por tanto, que la relación sea inestable.

Para evitar las dudas sobre la validez de los valores críticos asintóticos debidas al reducido número de observaciones, se han calculado los valores críticos utilizando técnicas de remuestreo. Los correspondientes valores críticos bootstrap del estadístico de inestabilidad $\sup F_T$, empleando el trimming simétrico y asimétrico a la izquierda del 15% y del 30%, se presentan en la Tabla 5, calculados con $B = 1000$ remuestreos bootstrap recursivos de los residuos. Comparando los valores empíricos del estadístico del contraste con los valores críticos bootstrap, se puede concluir con suficiente fiabilidad que no hay evidencia empírica de la existencia de ruptura en los parámetros del modelo (8). En este sentido, esta relación se podría continuar utilizando en futuras aplicaciones, bien para realizar análisis estructurales o para predecir.

Tabla 5
Valores críticos asintóticos y bootstrap del estadístico de inestabilidad $\sup_\lambda F_T(\lambda)$ obtenidos a partir del modelo (8) estimado

	Trimming [λ_{\min} , λ_{\max}]			
	[0.15, 1.00]	[0.15, 0.85]	[0.30, 1.00]	[0.30, 0.70]
Observaciones en el intervalo	130	108	108	63
Valores empíricos de $\sup_\lambda F_T(\lambda)$	0.9214	0.9214	0.9214	0.9214
Valores críticos asintóticos				
10%	1.983*	1.985*	1.562*	1.547*
5%	2.250	2.269	1.783	1.764
1%	2.906	2.918	2.240	2.240
Valores críticos bootstrap				
10%	2.201*	2.197*	1.575*	1.622*
5%	2.603	2.733	1.843	1.935
1%	3.788	3.641	2.429	2.576
El número de remuestreos es $B = 1000$.				
* No hay evidencia empírica para rechazar al 10% la estabilidad del vector de parámetros Ψ				

Fuente: Elaboración propia.

4. CONCLUSIONES

La relación entre el consumo de electricidad y el PIB se utiliza en múltiples estudios de coyuntura y, en particular, del modelo de crecimiento. Por tanto, es de interés analizar la dirección de causalidad y la estabilidad de esta relación. Con este fin, utilizando la técnica de las funciones de correlación cruzada (utilizando solo como filtro el del modelo univariante de la tasa de variación del PIB y, también el procedimiento de los dos filtros, utilizando, además del filtro anterior, el de la tasa de variación del consumo de electricidad) se ha identificado el modelo dinámico que relaciona ambas tasas de variación. Posteriormente, el modelo se ha estimado contrastando su validez tanto con toda la muestra como a lo largo de la muestra (estabilidad paramétrica). Para ello se han empleado distribuciones asintóticas y métodos de remuestreo. El análisis de la estabilidad paramétrica sirve para detectar errores de especificación, debidos a cambios estructurales o errores de especificación que se manifiestan como rupturas en los parámetros (por ejemplo, variables omitidas). Los resultados indican una relación de causalidad del PIB hacia el consumo de energía eléctrica, relación significativa y estable a lo largo del período estudiado. Además, los coeficientes estimados permiten afirmar que el multiplicador de impacto, o elasticidad, es 0.95, mientras que el efecto estacionario (a largo plazo) se reduce hasta 0.42. Estos resultados concuerdan con el efecto sustitución que se ha producido en el consumo de energía eléctrica (empleo de equipos más eficientes energéticamente) durante estos años. Una de las posibles extensiones inmediatas de este trabajo es comparar los resultados aquí obtenidos con los que se obtendrían analizando el consumo de electricidad por tipo de consumidor (familias, industria y servicios).

5. APÉNDICE

5.1. Distribución asintótica del estadístico $\sup F_T$

Dado el modelo (3), para la demostración de la distribución asintótica del estadístico de inestabilidad $\sup F_T$ de la ecuación (6), asumiremos las hipótesis de Stock (1994), pp. 2805-2810. En concreto, asumiremos las siguientes cuatro hipótesis:

(H1): Los regresores X_t son estacionarios, cumpliendo $E(X_t'X_t) = \Sigma_X$.

(H2): $E(\varepsilon_t^2) = \sigma^2$.

(H3): $T^{-1} \sum_{t=1}^{[T\lambda]} X_t'X_t \xrightarrow{P} \lambda \Sigma_X$, uniformemente en λ , para $\lambda \in [0,1]$.

(H4): $T^{-1/2} \sum_{t=1}^{[T\lambda]} X_t' \varepsilon_t \Rightarrow \sigma \Sigma_X^{1/2} W_k(\lambda)$,

donde $W_k(\lambda)$ es un movimiento browniano k -dimensional, \xrightarrow{P} significa convergencia en probabilidad y \Rightarrow convergencia en distribución.

A partir de estas hipótesis, es fácil comprobar que se cumplen las siguientes dos convergencias:

$$\Psi(\lambda) - \Psi(1) \Rightarrow \sigma T^{-1/2} \Sigma_X^{-1/2} \lambda^{-1} (W_k(\lambda) - \lambda W_k(1)) \quad \text{y} \quad \sigma^2(\lambda) \xrightarrow{P} \sigma^2,$$

donde, $\Sigma_X = \Sigma_X^{1/2} \Sigma_X^{1/2}$, y $\Sigma_X^{-1/2} = [\Sigma_X^{1/2}]^{-1}$. Estas dos convergencias derivan la convergencia del estadístico de inestabilidad $\sup F_T$ establecida en la ecuación (6):

$$\sup_{\lambda} F_T(\lambda) = \sup_{\lambda} \frac{(\Psi(\lambda) - \Psi(1))' \left(\sum_{t=1}^{[\lambda T]} X_t' X_t \right) (\Psi(\lambda) - \Psi(1))}{k \sigma^2(\lambda)} \Rightarrow \sup_{\lambda} \frac{B_k(\lambda)' B_k(\lambda)}{\lambda k}$$

donde $B_k(\lambda) = W_k(\lambda) - \lambda W_k(1)$ es un puente browniano k -dimensional.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ANDREWS, D.W.K. (1993), Tests for parameter instability and structural change with unknown change point, *Econometrica*, 61, 4, 821-856.
- ANDREWS, D.W.K., (2004), The block-block bootstrap: improved asymptotic refinements, *Econometrica*, 72, 673-700.
- BOX, G.E.P. and JENKINS G.M. (1976), *Time series analysis forecasting and control*, Holden day, San Francisco.
- CIARRETA, A. y ZARRAGA, A. (2010), Electricity consumption and economic growth in Spain, *Applied Economic Letters*, 17, 14, 1417-1421.
- CHONTANWAT, J., HUNT, L.C. y PIERSE, R. (2008), Does energy consumption cause economic growth?: evidence from a systematic study of over 100 countries, *Journal of Policy Modeling*, 30, 209-220.
- CLIMENT, F. y PARDO, A. (2007), Decoupling factors on the energy-output linkage: the spanish case, *Energy Policy*, 35, 522-528.
- DAVIDSON, R. y MACKINNON, J.G. (2006a), The power of bootstrap and asymptotic tests, *Journal of Econometrics*, 133, 421-441.
- DAVIDSON, R. y MACKINNON, J.G. (2006b), Bootstrap methods in econometrics, Chapter 23 in Palgrave *Handbooks of Econometrics: Volume 1 Econometric Theory*, ed. T. C. Mills and K. D. Patterson, Basingstoke, Palgrave Macmillan, 812-838.

- DIEBOLD F.X. y CHEN, C. (1996), Testing structural stability with endogenous breakpoint: a size comparison of bootstrap and analytic procedures, *Journal of Econometrics*, 70, 221-241.
- FREEDMAN, D.A. (1981), Bootstrapping regression models, *Annals of Statistics*, 9, 1218-1228.
- HANSEN, B.E. (1997), Testing for structural change in conditional models, *Journal of Econometrics*, 97, 93-115.
- HUANG, B.N., HWANG, M.J. y YANG, C.W. (2008), Causal relationships between energy and GDP growth revisited: a dynamic panel data approach, *Ecological Economics*, 67, 41-54.
- KÜNSCH, H.R. (1989), The jackknife and the bootstrap for general stationary observations, *Annals of Statistics*, 17, 1217-1241.
- MACKINNON, J. G. (2007), Bootstrap hypothesis testing, *QED Working Paper 1127*.
- NARAYAN, P.K. y PRASAD, A. (2008), Electricity consumption-real GDP causality nexus: evidence from a bootstrapped causality test for 30 OECD countries, *Energy Policy*, 36, 910-918.
- OZTURK, I. (2010), A literature survey on energy-growth nexus, *Energy Policy*, 38, 340-349.
- PAYNE, J.E. (2010a), A survey of the electricity consumption-growth literature, *Applied Energy*, 87, 723-731.
- PAYNE, J.E. (2010b), Survey of the international evidence on the causal relationship between energy consumption and growth, *Journal of Economic Studies*, 37, 1, 53-95.
- STOCK, J. H. (1994), Unit Roots, Structural breaks and trends, *Handbook of Econometrics IV*, 2739-2941.
- WU, C.F.J. (1986), Jackknife, bootstrap and other resampling methods in regression analysis, *Annals of Statistics*, 14, 1261-1295.

