TRIBUNA DE ECONOMÍA

Todos los artículos publicados en esta sección son sometidos
a un proceso de evaluación externa anónima

José Daniel Buendía Azorín*
María del Mar Sánchez de la Vega**

EFECTOS DEL CAPITAL HUMANO SOBRE LA PRODUCTIVIDAD DEL TRABAJO BAJO CONDICIONES DE DEPENDENCIA ESPACIAL: EL CASO DE LAS PROVINCIAS ESPAÑOLAS

La literatura empírica sobre el crecimiento económico ha subrayado siempre la importancia del capital humano. No obstante, existen estudios recientes que muestran una débil o nula relación entre crecimiento económico y aumentos del capital humano en diferentes muestras de países. El objetivo de este trabajo consiste en estimar la contribución del capital humano a las diferencias de productividad del trabajo entre las unidades provinciales españolas bajo condiciones de dependencia espacial. Para ello se utiliza el modelo espacial de Durbin (SDM) que presenta la ventaja de que permite cuantificar los efectos de las externalidades espaciales asociadas al capital humano.

Palabras clave: *productividad del trabajo regional, externalidades espaciales, econometría espacial.*
Clasificación JEL: *O40, R11, R12.*

1. Introducción

La importancia del capital humano en el proceso de crecimiento económico fue impulsada en los modelos de crecimiento endógeno propuestos por Lucas (1988) y Romer (1990). Estos autores consideraban que la acumulación de capital humano genera una mayor tasa de crecimiento, como consecuencia de las externalidades positivas que genera (efecto nivel) y porque contribuye al desarrollo de nuevos procesos y productos, aumentando la tasa de progreso técnico (efecto tasa).

La mayor parte de los trabajos empíricos (Mankiw, Romer y Weil, 1992; De la Fuente y Da Rocha, 1996; De la Fuente y Doménech, 2006; Arnold *et al.*, 2007 y Cohen y Soto, 2007), evidencian la existencia del efecto nivel o efecto tasa al demostrar que tienen un efecto directo sobre el nivel de productividad y

* Departamento de Economía Aplicada. Universidad de Murcia.
** Departamento de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa. Universidad de Murcia.
Los autores agradecen los minuciosos comentarios y sugerencias recibidos que han contribuido a mejorar el trabajo.
Versión de febrero de 2014.

crecimiento, o bien incorporan procesos de *catch-up* tecnológicos dependientes del nivel de capital humano. En trabajos recientes (Durlauf, Kourtellos y Tan, 2008 y Henderson, Papageorgiou y Parmeter, 2012) se introduce el debate sobre la magnitud del efecto en función de la especificación más adecuada para mostrar dicha relación.

No obstante, también existe evidencia que demuestra la debilidad de la relación entre crecimiento económico y aumentos del capital humano (Benhabib y Spiegel, 1994 y Pritchett, 2001), en la que obtienen como resultado una débil correlación entre ambas variables.

En los últimos años las investigaciones sobre el crecimiento económico y la convergencia regional han incorporado en el análisis la importancia de los efectos de arrastre espaciales (*spillovers*) originados por los cambios en las características de las propias regiones mediante el desarrollo de los métodos de regresión espacial (Abreu *et al*., 2004). Estos modelos de regresión espacial consideran que el nivel o la tasa de crecimiento de la renta regional a largo plazo (estado estacionario) está determinado por las características de la propia región y de las regiones vecinas, la estructura de conexión entre las regiones y la intensidad de la dependencia espacial[1]. Asimismo, cada vez se pone mayor énfasis en utilizar como objeto de análisis las unidades regionales en lugar de los países, y analizar los niveles en lugar de las tasas de crecimiento como se recoge en los trabajos de Cheshire y Malecki (2004), Fingleton y López-Bazo (2006), Lesage y Fischer (2008) y Fischer *et al.* (2010).

Este trabajo sigue esta última línea investigadora para contrastar empíricamente la contribución del capital humano a las diferencias de la productividad del trabajo en las provincias españolas en el período 1995-2007. La productividad del trabajo se determina como el valor añadido bruto (VAB) por trabajador expresado en euros[2], y el capital humano es medido en términos de la población económicamente activa que ha alcanzado el nivel de estudios de primera y segunda etapa de la educación superior[3].

Para realizar la estimación se utiliza el modelo espacial de Durbin (SDM) que incorpora la relación entre el capital humano y los niveles de productividad del trabajo, permitiéndonos calcular los impactos directos e indirectos del capital humano sobre la productividad del trabajo (Fischer *et al.*, 2010).

La elección del modelo SDM se justifica porque las variables objeto de estudio presentan una elevada autocorrelación espacial y también existe dependencia espacial entre las diferentes formas de capital observado y no observado (LeSage y Fischer, 2008). Adicionalmente, estos autores afirman que «una ventaja de los métodos de regresión espacial es la capacidad para cuantificar la magnitud de los efectos directos e indirectos de los cambios en las características regionales sobre la renta de la propia región y el resto de regiones».

En la especificación elegida del modelo SDM se incorporan las variables explicativas nivel inicial de la productividad del trabajo y nivel inicial de capital humano[4]. Asimismo, para contemplar la incertidumbre del modelo (proveniente de la matriz de pesos elegida para mostrar la estructura de dependencia del modelo, de la selección de variables explicativas y de

[1] En realidad, como se recoge en la literatura existente sobre el crecimiento económico tanto en modelos no espaciales como espaciales, el impacto de los niveles de renta iniciales desaparece con el tiempo, por lo que a largo plazo estos son los determinantes principales de los niveles de renta regional.

[2] A precios constantes de 2000. Para obtener los datos correspondientes del VAB total en las diferentes provincias en términos reales se han utilizado los deflactores regionales de las comunidades autónomas

[3] También está disponible como indicador el número de años promedio de estudios completados. Aunque la medición del capital humano mediante estos indicadores resulta parcial, ya que en ambos casos se excluyen otros aspectos como las capacidades, actitudes, destrezas o experiencia y, por supuesto, la calidad, no invalida los resultados obtenidos.

[4] Al introducir las variables explicativas en términos de los niveles iniciales de la productividad del trabajo y del capital humano se evitan los problemas de endogeneidad.

los parámetros) se sigue el planteamiento de Durlauf (2001), Sala-i-Martin *et al.* (2004) y Fernandez *et al*. (2001a, b) que apuntan al marco bayesiano de un modelo Monte Carlo de cadenas de Markov (MCMC, por sus siglas en inglés) y el modelo bayesiano.

El resto del trabajo se estructura de la siguiente manera. En el apartado 2 se realiza el análisis exploratorio de los datos para detectar la presencia de autocorrelación espacial, justificando la incorporación del análisis espacial. El apartado 3 presenta la metodología utilizada basada en el modelo SDM que permite obtener los efectos directos e indirectos del capital humano sobre la productividad del trabajo de las regiones. En el apartado 4 se muestran los principales resultados obtenidos de las estimaciones realizadas del modelo SDM, entre las que destaca la importancia de las externalidades espaciales y el papel de las ventajas relativas que adquieren las regiones como consecuencia de los cambios en las dotaciones de capital humano. Finalmente se recogen las principales conclusiones obtenidas de este estudio.

2. Análisis exploratorio de la distribución espacial de las variables

En el tratamiento de la información estadística de las variables económicas no se deben ignorar los efectos de la localización y la dependencia espacial y, en este sentido, es útil la inclusión de mapas que permiten una visión adicional de los datos en el proceso descriptivo de las distribuciones espaciales de las variables. En la Figura 1 se muestra la posición que ocupan las provincias españolas en términos de productividad del trabajo relativa y capital humano relativo respecto al promedio de España en 1995 y 2007. Se observa que las provincias que registran una productividad del trabajo superior a la media tienden a registrar también una mayor dotación de capital humano relativo en sus economías, y están localizadas mayoritariamente en la cornisa cantábrica y el noreste peninsular. Asimismo, se pone de manifiesto una cierta tendencia al agrupamiento de las provincias con productividad del trabajo superior a la media (norte y noreste peninsular) y aquellas con registros inferiores (sur peninsular), siendo indicativo de la posible existencia de dependencia espacial.

Por tanto, cuando se considera la localización espacial de cada provincia es posible evaluar la importancia de los efectos espaciales. Para detectar la presencia de autocorrelación espacial en las variables utilizadas recurrimos al estadístico *I* de Moran[5] y al diagrama de dispersión de Moran. Para el cálculo del estadístico es necesario definir la matriz de contacto o contigüidad *W*, en las que cada elemento w_{ij} recoge la interacción entre observaciones. En este trabajo se utiliza la matriz de contactos definida en términos de las provincias más cercanas[6] en la que los valores de w_{ij} son igual a 1 si cumplen el criterio de cercanía establecido, y cero en otro caso. Esta matriz *W* está estandarizada por filas.

En la Figura 2 se presentan los resultados obtenidos del estadístico de autocorrelación espacial de las variables[7] y el diagrama de dispersión de Moran, mostrando la existencia de autocorrelación espacial positiva en las variables, lo que indica que las provincias con mayor productividad del trabajo y/o capital humano tienen como vecinos provincias con productividad del trabajo y capital humano elevado y las que presentan valores bajos tienen vecinos con registros también bajos. Como se observa, en el eje de abcisas se representan los valores normalizados

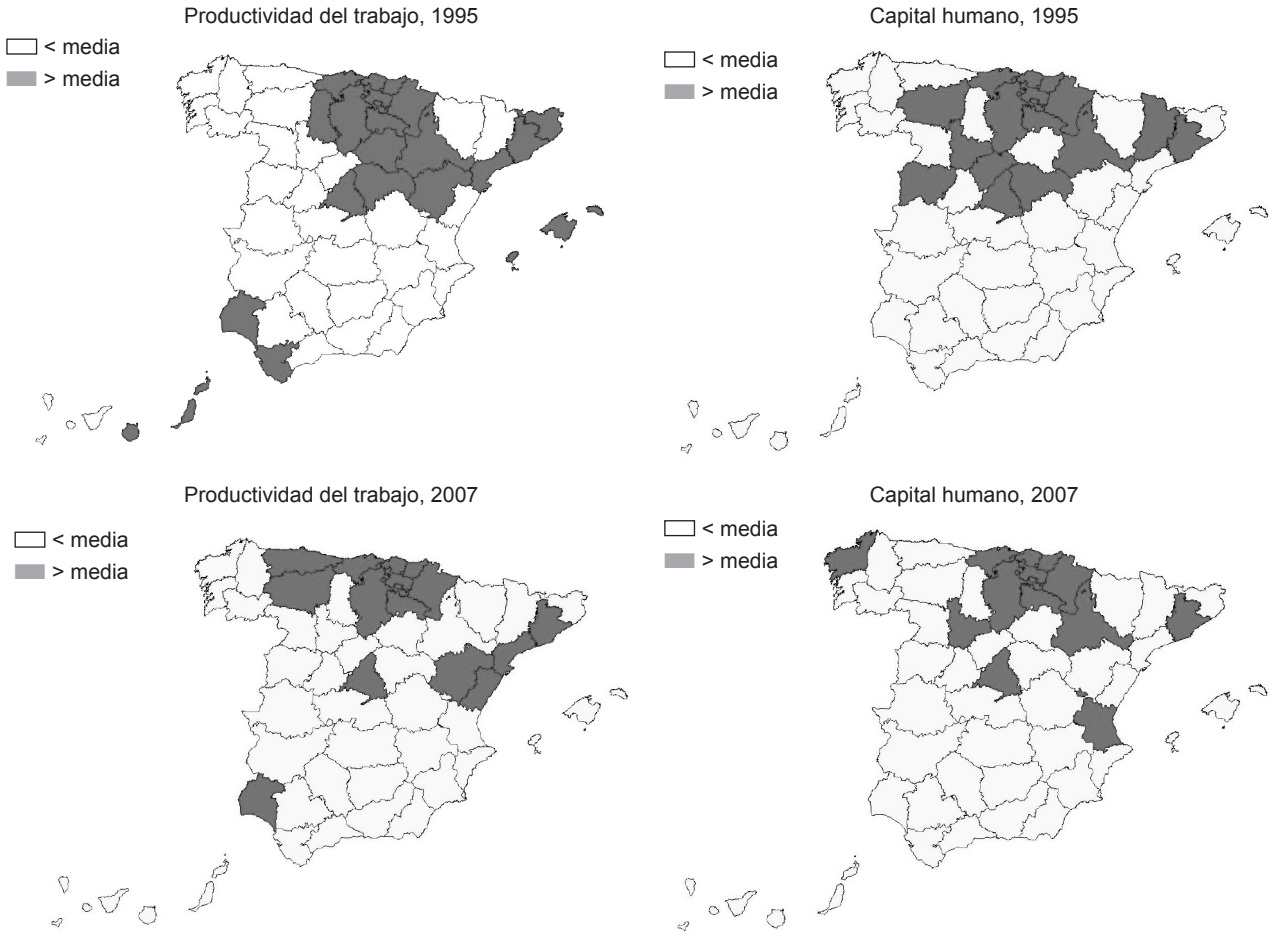
[5] La definición del estadístico índice puede consultarse en ANSELIN (1988).

[6] La dependencia espacial entre provincias es formulada con la matriz de contactos *W* en términos de distancia (proximidad geográfica) y expresa la importancia que tiene la cercanía entre provincias en la distribución de las variables. El criterio del número de vecinos establecido en la matriz *W* de este trabajo ha sido de seis vecinos. No obstante, dado el carácter arbitrario del número elegido se han considerado otras alternativas de vecinos más cercanos, cuatro y diez, sin consecuencias apreciables en los resultados obtenidos.

[7] Las variables están expresadas en niveles y los datos utilizados proceden de la contabilidad regional de España del Instituto Nacional de Estadística y la base de datos del Instituto Valenciano de Investigaciones Económicas. Enlaces on line*: http://www.ine.es/daco/daco42/cre00/serieh/cre00_sh.htm http://www.ivie.es/es/banco/caphum/caphum.php*

FIGURA 1

PRODUCTIVIDAD DEL TRABAJO Y CAPITAL HUMANO RELATIVO DE LAS PROVINCIAS ESPAÑOLAS



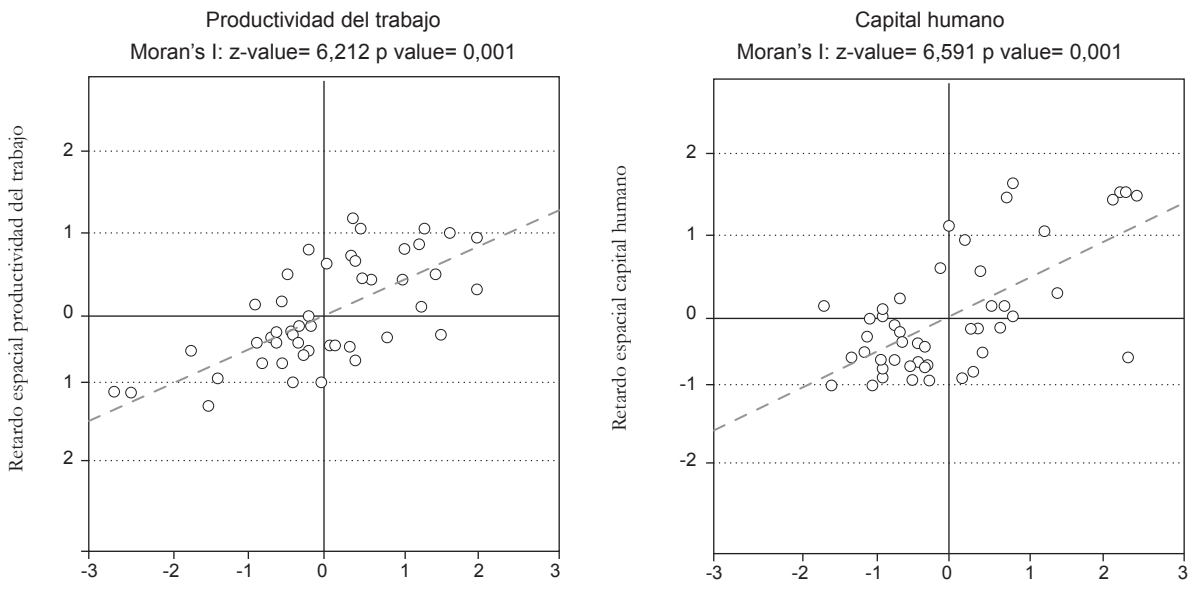
FUENTE: Instituto Nacional de Estadística.

de la productividad del trabajo y del capital humano para cada provincia, y en el eje de ordenadas las correspondientes a las provincias vecinas (retardo espacial). La mayoría de las provincias están posicionadas en los cuadrantes I y III en el diagrama de dispersión de Moran, lo que indica un esquema de asociación espacial positiva en consonancia con los valores positivos del índice de Moran.

Por consiguiente, se concluye del análisis espacial exploratorio que las variables provinciales del modelo presentan autocorrelación espacial, por lo que para estimar la contribución del capital humano a las diferencias de productividad del trabajo de las provincias españolas es necesario considerar el factor de vecindad o proximidad geográfica (correlación espacial) como elemento explicativo de las mismas.

FIGURA 2

DIAGRAMA DE DISPERSIÓN DE MORAN DE LA PRODUCTIVIDAD DEL TRABAJO Y EL CAPITAL HUMANO



FUENTE: Instituto Nacional de Estadística.

3. Modelo espacial de Durbin

El modelo espacial de Durbin (Anselin, 1988) permite incluir dos tipos de interdependencias espaciales: los efectos espaciales que se producen a través de la variable dependiente y los que provienen de las variables explicativas. Este modelo tiene la expresión

$$y=\alpha\iota_n+X\beta+\rho Wy+WX\gamma+\varepsilon$$
$$\varepsilon\sim N(0,\sigma^2 I)$$

donde: y es un vector $nx1$ que incluye las n observaciones de la variable dependiente, siendo n el número de regiones; ι_n es un vector $nx1$ formado enteramente por unos, con parámetro escalar asociado α que representa el término constante; X es una matriz nxk con las observaciones de las k variables explicativas, con vector $kx1$ de parámetros asociado β; W denota la matriz de pesos espaciales, a través de la cual se incorporan las relaciones espaciales. La matriz de pesos, también llamada matriz de contigüidad o de conectividad, es una matriz no estocástica que especifica exógenamente las relaciones espaciales entre observaciones. Si $W=(w_{ij})_n$, el elemento w_{ij} refleja la intensidad de la interdependencia entre cada par de observaciones i y j[8].

El vector Wy es un vector de orden $nx1$ que representa el retardo espacial de la variable y, mediante el que se capturan los efectos espaciales en la variable

[8] El vínculo se establece según el criterio de contigüidad geográfica (fronteras comunes), distancia (entre los centroides de las unidades de área) o especificaciones alternativas de proximidad (p.ej. distancia social o cultural).

dependiente. El parámetro escalar asociado, ρ, es el parámetro autorregresivo espacial, que está asociado al proceso autorregresivo espacial de primer orden. Este parámetro recoge la relación entre el valor de γ en una localización y el de sus vecinos.

La matriz de orden *nxk*, *WX* corresponde a las variables explicativas retardadas espacialmente, cuyo vector de parámetros de regresión asociado es el vector *kx1* γ. Estos parámetros capturan las externalidades espaciales correspondientes a los efectos espaciales que provienen de las variables explicativas.

Este modelo tiene gran interés dentro del análisis de regresión espacial pues, tal como se indica en Fingleton y López-Bazo (2006) y LeSage y Fischer (2008, 2009), engloba muchos de los modelos que se utilizan con frecuencia en econometría espacial:

— Si $\gamma=0$, el modelo anterior es el modelo autorregresivo espacial, que únicamente incluye los efectos espaciales que se producen a través de la variable dependiente.

— Si $\gamma=-\rho\beta$, lo que se conoce como restricción del factor común, se tiene el modelo de de error espacial, en el que la autocorrelación espacial se debe a que un *shock* aleatorio en una región se transmite a todo el sistema.

— Cuando $\rho=0$, surge el modelo que incluye los retardos espaciales de las variables explicativas como explicativas adicionales, y que LeSage y Pace (2009, 2010) llaman modelo de retardo espacial de *X* (modelo SLX).

— Para $\rho=0$ y $\gamma=0$, se tiene el modelo de regresión de mínimos cuadrados ordinario (MCO).

La estructura del modelo SDM captura la influencia que tienen sobre los valores de la variable dependiente en una región los valores, tanto de ésta como de las variables explicativas, en las regiones vecinas. Por tanto, la interpretación de los parámetros del modelo es más congruente y precisa aunque más complicada que en el modelo MCO.

En el modelo MCO:

$$\gamma=\alpha\iota_n+X\beta+\varepsilon$$

el vector de parámetros β mide la variación de la variable dependiente ante cambios en las variables independientes pues, como se deduce fácilmente, se cumple que:

$$\frac{\partial y_i}{\partial x_{jq}}=\beta_q\delta_{ij} \quad \text{con } \delta_{ij}=1 \text{ si } i=j \text{ y } \delta_{ij}=0 \text{ en otro caso.}$$

Sin embargo, cuando se considera el modelo SDM (LeSage y Fischer, 2008) se puede reescribir como:

$$(I_n-\rho W)y=X\beta+WX\gamma+\iota_n\alpha+\varepsilon,$$

de donde resulta que:

$$y=\sum_{q=1}^{k}S_q(W)x_q+V(W)\iota_n\alpha+V(W)\varepsilon,$$

siendo:

$$S_q(W)=V(W)(I_n\beta_q+W\gamma_q)$$

y

$$V(W)=(I_n-\rho W)^{-1}=I_n+\sum_{i=1}^{\infty}\rho^i W^i,$$

con lo que se obtiene fácilmente que:

$$\frac{\partial y_i}{\partial x_{jq}}=S_q(W)_{ij}.$$

En la expresión anterior se observa claramente que un cambio en una variable en una región puede afectar a la variable dependiente en otras regiones, lo cual resulta obvio teniendo en cuenta la especificación del modelo.

La influencia de una variable independiente *q* en una región *i* sobre la variable dependiente en la misma región es:

$$\frac{\partial y_i}{\partial x_{iq}}=S_q(W)_{ii},$$

denominado «impacto directo» (LeSage y Fischer, 2008). Este impacto incluye el efecto *feedback* que se produce debido a que un cambio en una variable explicativa en la región *i* produce un cambio en la variable dependiente en dicha región y en sus vecinas, y este cambio en

las regiones próximas origina también variaciones en la región *i*[9].

De forma análoga, los impactos indirectos miden la influencia que tienen sobre la variable dependiente en una región *i* los cambios en una variable independiente *q* en otra región distinta *j*, cuyo valor es:

$$S_q(W)_{ij}.$$

Por tanto, el impacto indirecto en la variable dependiente en una región *i* producido por los cambios en una variable independiente *q* en el resto de regiones, viene dado como:

$$\sum_{j \neq i} S_q(W)_{ij}.$$

En consecuencia, el efecto total que una variación en la variable independiente *q* origina en la variable dependiente en una región *i* se define como la suma de los efectos directo e indirecto.

En resumen, las interrelaciones espaciales que aparecen en este modelo son complejas y su interpretación no puede hacerse simplemente observando el signo y la magnitud de los coeficientes de regresión de las variables retardadas espacialmente. Por tanto, para estudiar estas relaciones se utilizan medidas globales de los impactos mediante los valores medios de los efectos anteriores en todas las regiones (LeSage y Pace, 2009, 2010), definiendo las siguientes medidas de los impactos de una variable explicativa x_q:

— El efecto directo medio, que es la media de los elementos diagonales de $S_r(W)$.

— El efecto indirecto medio como la media de los impactos indirectos en la variable en las distintas regiones, esto es:

$$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\sum_{j \neq i} S_q(W)_{ij}\right).$$

— El efecto total medio, que es igual a la suma de los impactos directo e indirecto.

Para realizar inferencias sobre estos efectos, se necesitan las correspondientes medidas estadísticas de dispersión. Para su estimación se utiliza un enfoque de inferencia estadística bayesiana, haciendo uso de la simulación Monte Carlo de cadenas de Markov. Las técnicas MCMC permiten generar, de manera iterativa, observaciones de distribuciones multivariadas cuya simulación sería difícil utilizando métodos directos. La metodología bayesiana aplicada a nuestro modelo espacial establece que si $D = \{y, X, W\}$ representa los datos del modelo y θ el vector de los parámetros del modelo, se cumple que:

$$p(\theta \mid D) = \frac{p(D \mid \theta)p(\theta)}{p(D)}$$

donde: $p(\theta|D)$ es la distribución a posteriori de θ, mientras que $p(\theta)$ es la distribución a priori. Esto es, la distribución a posteriori de θ es proporcional al producto de $p(\theta|D)$, la verosimilitud del modelo, por la distribución a priori de θ, $p(\theta)$. La metodología MCMC consiste en generar mediante simulación una muestra aleatoria suficientemente grande que aproxime la distribución a posteriori mediante algoritmos específicos. Los algoritmos más utilizados son los siguientes[10]:

- El muestreo de Gibbs: sea $\theta=(\theta_1,\theta_2,\cdots,\theta_s)^t$ el vector de los parámetros del modelo, el muestreo de Gibbs, genera una cadena de Markov $\{\theta^k, k=1,2,\cdots,K\}$ de tal manera que θ^{k+1} se obtiene a partir de θ^k muestreando una a una cada uno de sus componentes. Los pasos son:

a) empezar con unos valores iniciales $\theta^0 = (\theta_1^0, \theta_2^0, \cdots, \theta_s^0)^t$,

b) repetir secuencialmente el proceso de obtener una observación θ_1^{k+1} de la distribución condicionada $f(\theta_1 \mid \theta_2^k, \cdots, \theta_s^k, D)$, una observación θ_2^{k+1} de la distribución condicionada $f(\theta_2 \mid \theta_1^k, \theta_3^k, \cdots, \theta_s^k, D)$ y de esta misma forma para el resto de componentes hasta la

[9] Tal como indican FISCHER *et al.* (2009), la explicación matemática de los efectos *feedback* está en que, aunque la diagonal principal de *W* está formada por ceros, esto no sucede para las potencias de *W* que aparecen en el desarrollo como serie infinita de $(I - \rho W)^{-1}$. En el caso de W^2 por ejemplo, se tiene que una región es vecina de segundo orden de sí misma, esto es, es vecina de sus vecinos.

[10] Una exposición detallada de estos algoritmos puede encontrarse, por ejemplo en TANNER (1993).

última, θ_s^{k+1} a partir de la distribución condicionada $f(\theta_s \mid \theta_1^k, \cdots, \theta_{s-1}^k, D)$.

Este algoritmo es adecuado cuando se conoce la forma de las distribuciones condicionales. En nuestro modelo esto sucede para los parámetros β,γ y α.

● El muestreo de Metrópolis Hastings: este algoritmo, que fue desarrollado por Metrópolis *et al.* (1953) y generalizado posteriormente por Hastings (1970), es un algoritmo de aceptación y rechazo, que resumidamente consiste en:

a) Empezar con unos valores iniciales $\theta^0 = (\theta_1^0, \theta_2^0, \cdots, \theta_s^0)^t$.

b) A partir de θ^k utilizar una distribución condicionada propuesta $f(\theta \mid \theta^k)$ (también conocida como distribución generadora de candidatos) para repetir el proceso que obtiene θ^{k+1} a partir de θ^k de la manera siguiente:

1) Generar θ^* mediante $f(\theta \mid \theta^k)$.

2) Calcular

$$\psi_H(\theta^k, \theta^*) = min\left[1, \frac{p(\theta^* \mid D) f(\theta^k \mid \theta^*)}{p(\theta^k \mid D) f(\theta^* \mid \theta^k)}\right]$$

3) Hacer

$$\theta^{k+1} = \begin{cases} \theta^* \text{ con probabilidad } \psi_H \\ \theta^k \text{ en caso contrario} \end{cases}$$

A diferencia del anterior, este algoritmo permite obtener muestras de la distribución condicional cuando se desconoce la forma de la misma. Esto sucede para la distribución condicional del parámetro ρ de nuestro modelo.

● Otro enfoque muy útil es la combinación de ambos muestreos haciendo uso de lo que se conoce como muestreo Metrópolis dentro de Gibbs, que consiste en particionar el vector de parámetros θ como $\theta=(\theta_1,\theta_2)$ y la distribución $f(\theta \mid D)$ en $f(\theta_1 \mid \theta_2, D)$ y $f(\theta_2 \mid \theta_1, D)$ para aplicar el algoritmo de Gibbs. Cada paso del algoritmo de Gibbs requiere generar observaciones de $f(\theta_1 \mid \theta_2, D)$ y $f(\theta_2 \mid \theta_1, D)$ para lo cual se aplica el algoritmo de Metrópolis Hastings.

Este método es el que proponen LeSage y Pace (2010) para obtener muestras de la distribución condicional de los parámetros ρ, β y σ^2 en un modelo SAR, que describen en su capítulo 5[11]. De manera similar se haría para los parámetros ρ, β,γ y σ^2 en el modelo de Durbin. De forma esquemática, partiendo de valores iniciales arbitrarios de los parámetros $\beta_{(0)}, \gamma_{(0)}, \sigma^2_{(0)}, \rho_{(0)}$, los pasos a realizar serían:

1) Generar un vector $\beta_{(1)}$ como una muestra de $p(\beta \mid \gamma_{(0)}, \sigma^2_{(0)}, \rho_{(0)})$ mediante una distribución normal.

2) Obtener una muestra, $\gamma_{(1)}$, de $p(\gamma \mid \beta_{(1)}, \sigma^2_{(0)}, \rho_{(0)})$ mediante una distribución normal.

3) Obtener $\sigma^2_{(1)}$ como una muestra de $p(\sigma^2 \mid \beta_{(1)}, \gamma_{(1)}, \rho_{(0)})$ mediante una distribución *gamma* inversa.

4) Generar una muestra $\rho_{(1)}$, de $p(\rho \mid \beta_{(1)}, \gamma_{(1)}, \sigma^2_{(1)})$ mediante el algoritmo de Metrópolis Hastings y volver al paso 1.

Las cadenas de Markov de los parámetros, obtenidas por simulación de Monte Carlo según los procedimientos anteriores, permitirían obtener cadenas de Markov de los impactos, sin más que calcular en cada etapa las medidas de impacto, sustituyendo los valores de los parámetros de esa etapa en la correspondiente expresión de los impactos.

4. Resultados empíricos

Durante el período 1995-2007 se ha producido la convergencia de los niveles de productividad del trabajo propiciando un proceso de acercamiento (*catching-up*) entre las rentas per cápita de las provincias españolas, lo que ha permitido una mejora global del bienestar de los ciudadanos. Para estimar la contribución del capital humano en este proceso de acercamiento de las productividades del trabajo, utilizamos el modelo SDM en el que la productividad del trabajo de una región *i* depende de:

1) La productividad del trabajo en las regiones vecinas de *i*, capturado por el retardo espacial de la variable *Wy*.

[11] En este capítulo aparece además una explicación detallada de estos métodos y su aplicación al estudio de los efectos espaciales.

CUADRO 1

PARÁMETROS ESTIMADOS DEL MODELO SDM

Variables[1]	Coeficientes	Desviación estandar	t-estadístico
Productividad del trabajo inicial *(β1)*	0,438014	0,071781	6,1021*
Capital humano *(β2)*	0,083939	0,034711	2,4182*
W-productividad del trabajo inicial *(Φ_1)*	-0,276474	0,108468	-2,5489*
W-capital humano *(Φ_2)*	-0,082412	0,051329	-1,6056**
Parámetro autorregresivo *(ρ)*	0,855		
Sigma cuadrado		0,0671	
Logaritmo de verosimilitud		162,25	

NOTAS: [1] La variable dependiente es la productividad del trabajo en 2009 y las variables independientes son la productividad del trabajo y el capital humano en 2000. * Significativo con un nivel de confianza del 1 por 100. ** Significativo con un nivel de confianza del 5 por 100.
FUENTE: Elaboración propia.

2) El nivel de productividad del trabajo inicial de la propia región, representada por X_{i1}, la primera columna de la matriz *X*.

3) Los niveles de productividad del trabajo inicial en las regiones vecinas, representado por la variable espacialmente retardada de W_iX_{i1}.

4) El nivel de capital humano inicial de la propia región, representado por X_{i2}, la segunda columna de *X*.

5) Los niveles de capital humano inicial en las regiones vecinas, representado por la variable espacialmente retardada W_iX_{i2}.

Así, un cambio en el nivel de capital humano en la región *i* no solo ejerce un efecto directo sobre el nivel de productividad de la región, sino también un efecto indirecto en los niveles de productividad en otras regiones *j≠i*. Este tipo de impacto se presenta debido a la interdependencia entre las observaciones en el modelo[12].

Por tanto, el impacto directo de un cambio en el nivel de capital humano de la región *i* sobre la productividad del trabajo en esta región viene determinado por la expresión:

$$\frac{\partial y_i}{\partial X_{iq}} = S_q W_{ii}$$

en la que están incluidos los efectos de retroalimentación como resultado de los impactos de los vecinos y de la propia región. Por consiguiente, el impacto directo promedio viene determinado como la suma de los elementos de la diagonal principal dividido por el número de filas.

Asimismo, el impacto indirecto de un cambio en el nivel de capital humano de la región *j* sobre la productividad del trabajo en el resto de regiones *i*, se representa como:

$$\frac{\partial y_i}{\partial X_{jq}} = S_q W_{ij}$$

por lo que el impacto indirecto promedio que surge de los cambios en todas las regiones *j=1,* ..., n, con *j≠i,* del capital humano X_q es determinado como la suma de los elementos fuera de la diagonal de la fila *i* de la matriz de $S_q(W)$ para cada región i dividido por el total de observaciones.

El efecto total promedio es la suma de los efectos directos e indirectos. Este procedimiento nos permite

[12] Como se indicó con anterioridad, se utiliza la matriz de distancia considerando los seis vecinos más cercanos. Así, los elementos de la matriz de pesos w_{ij} de la matriz de contacto *W* serán igual a 1 con las seis provincias más cercanas y cero en otro caso. Esta matriz de contigüidad tiene ceros en la diagonal principal porque se asume que una región no puede ser vecino consigo mismo. En la práctica esta matriz se estandariza por filas, es decir, se divide cada componente de la fila de la matriz por la suma de todos los elementos de esa fila de modo que la suma de cada fila es igual a uno, siendo esta forma muy útil para crear el retardo espacial.

obtener medidas escalares para cuantificar el conjunto de impactos no lineales sobre todas las regiones, como resultado de los cambios en el nivel de capital humano en una región.

El Cuadro 1 contiene los resultados de la estimación de corte transversal del modelo SDM en el que se recogen los valores de los parámetros, la desviación estándar y el t-estadístico. Tanto la variable dependiente como las variables independientes se incluyen en el modelo tomando logaritmos neperianos. Como se observa, el elevado y significativo valor del parámetro autorregresivo estimado $\rho=0,855$ es indicativo de la notable importancia de los efectos espaciales de la variable dependiente productividad del trabajo. Así, un incremento del 10 por 100 de la productividad del trabajo en una provincia genera un incremento del 8,5 por 100 de la productividad en las provincias vecinas. Evidentemente, con la utilización del modelo SDM consideramos que las externalidades espaciales son un fenómeno de naturaleza sustantiva más que un proceso de difusión espacial ligado a las perturbaciones aleatorias. Este resultado es similar a los estimados en trabajos anteriores como los de Fingleton y López-Bazo (2006) o Fischer *et al*. (2010).

El valor del parámetro β_2 es significativamente distinto de cero y positivo[13], por lo que existe una relación positiva entre la productividad del trabajo y el capital humano. Como se aprecia, un incremento del 10 por 100 del capital humano inicial en una provincia genera una mejora del 0,84 por 100 en la productividad del trabajo.

No obstante, para realizar una correcta interpretación de los cambios producidos de la variable capital humano sobre la variable productividad del trabajo en los términos expresados por LeSage y Pace (2009) es necesario calcular los impactos directos e indirectos. En el Cuadro 2 se presentan los resultados de estos impactos y sus estadísticos de inferencia.

En lo concerniente a los impactos directos, se observa que el parámetro del capital humano registra un valor de 0,080, lo que significa que un aumento del 10 por 100 en el nivel inicial del capital humano genera un aumento promedio del 0,8 por 100 en la productividad del trabajo en el período final[14]. Como se puede apreciar, este impacto positivo directo es inferior (-0,004) al estimado con el modelo SDM cuyo valor es 0,084. Esta diferencia negativa representa los efectos de retroalimentación de los impactos entre las regiones vecinas de una región y la propia región, y dado que alcanza una dimensión muy reducida se puede interpretar que los efectos de retroalimentación no son relevantes en términos económicos.

Respecto a los impactos indirectos del capital humano (efectos secundarios) que identificamos con la existencia de efectos de arrastre o desbordamiento espaciales[15] (*spillovers*), vemos que su valor estimado es -0,069 y que es significativamente distinto de cero. Este resultado pone de manifiesto que los cambios en el nivel inicial de capital humano de todas las regiones respecto a una región *i* reduce el nivel de productividad del trabajo de esta región[16]. También puede interpretarse como la acumulación de los impactos del cambio en el nivel inicial de capital humano de una región *i* sobre la productividad del trabajo de las demás regiones, siendo los impactos mayores entre las regiones más cercanas frente a las más distantes.

[13] Su valor reducido de 0,08 (baja elasticidad) puede estar asociado al escaso nivel tecnológico del capital humano y la dificultad para absorber empleo cualificado en muchas de las provincias de la muestra.

[14] Recordemos que este impacto directo relativamente reducido puede estar inducido por la presencia en la muestra de una mayoría de provincias en las que existe una escasez de capital físico por unidad de capital humano, escaso nivel tecnológico y las dificultades de estas provincias para absorber a la población cualificada en los puestos de trabajo de sus características.

[15] Téngase en cuenta que este impacto se calcula a través de las derivadas parciales del modelo SDM.

[16] Para comprender este efecto del impacto indirecto téngase en cuenta que el cambio en el nivel inicial de capital humano en una región *i* influye negativamente en la productividad del trabajo del resto de las regiones, que a su vez influye negativamente en la productividad del trabajo de esta región, debido a la presencia de dependencia espacial positiva.

CUADRO 2

IMPACTOS DIRECTOS, INDIRECTOS Y TOTALES ESTIMADOS EN EL MODELO SDM

Variable	Impacto directo medio	Impacto indirecto medio	Impacto total medio
Productividad del trabajo inicial	0,4730 (6,6939)*	0,0630 (1,8807)*	0,4793 (3,1946)*
Capital humano	0,0800 (2,0160)*	-0,0690 (-1,9272)**	0,0110 (-1,9478)**

NOTAS: Entre paréntesis los valores t-estadístico que han sido calculados con 10.000 repeticiones. * Significativo con un nivel de confianza del 1 por 100. **Significativo con un nivel de confianza del 5 por 100.
FUENTE: Elaboración propia.

Por tanto, existe un impacto positivo directo compensado por un impacto indirecto significativo y negativo que produce un impacto total de 0,011 no es significativamente distinto de cero. Este escaso impacto del capital humano en la productividad del trabajo de la región *i* en el período final es consecuencia del impacto directo positivo del capital humano sobre la productividad del trabajo en dicha región, que es compensado por el impacto indirecto negativo (propiciado por las ventajas relativas que adquieren el resto de regiones cuando aumenta su dotación de capital humano). Por tanto, las ventajas relativas adquiridas por el capital humano tienen su importancia (aunque limitada) en la productividad del trabajo de cada provincia. En consecuencia, cuando se produce un cambio en la dotación de capital humano en todas las provincias, el impacto promedio (efecto total) en el nivel de la productividad del trabajo en el período final en cada provincia es prácticamente nulo.

Estos resultados son consistentes con los obtenidos en Lesage y Fischer (2009) y Fischer *et al*. (2010) ya que coinciden (aunque con diferentes elasticidades) en corroborar la mayor importancia de las ventajas relativas del capital humano frente a la productividad inicial y en que el impacto total de un cambio en el capital humano no es significativamente distinto de cero.

5. Conclusiones

Durante el período 1995-2007 se observa que las provincias que registran una productividad del trabajo superior a la media tienden a registrar también una mayor dotación de capital humano relativo y están localizadas mayoritariamente en la cornisa cantábrica y el noreste peninsular. Asimismo, se pone de manifiesto una cierta tendencia al agrupamiento de las provincias con productividad del trabajo superior a la media (norte y noreste peninsular) y aquellas con registros inferiores (sur peninsular), siendo indicativo de la posible existencia de dependencia espacial. No obstante, durante este período se reduce la dispersión de los niveles de productividad del trabajo de las provincias en un 28,4 por 100, ya que la desviación estándar desciende desde 0,12 en 1995 hasta el 0,085 en 2007.

Para cuantificar el impacto del capital humano en la productividad del trabajo de las provincias españolas se ha utilizado el modelo SDM (LeSage y Pace, 2009) que permite obtener una medida escalar promedio de los impactos directos, indirectos y totales. Asimismo, como el modelo se especifica en los niveles registrados de productividad del trabajo y capital humano, se pueden interpretar las estimaciones de los impactos como elasticidades.

Los resultados empíricos obtenidos muestran de forma inequívoca y contundente la existencia de externalidades espaciales positivas, como indica el elevado valor del parámetro autorregresivo estimado, poniendo de manifiesto que un incremento del 10 por 100 de la productividad del trabajo en una región genera un incremento del 8,5 por 100 en la productividad de las regiones vecinas.

Por otro lado, los resultados apuntan a la mayor importancia de las ventajas relativas del capital humano frente a la productividad inicial y a que el impacto total de un cambio en el capital humano no es significativamente distinto de cero. La estimación realizada revela que un aumento del 10 por 100 del capital humano tiene un impacto directo del 0,8 por 100 en el nivel de la productividad del trabajo al final del período. Esta baja elasticidad puede estar asociada al escaso nivel tecnológico del capital humano y la dificultad para absorber empleo cualificado en muchas de las provincias de la muestra. Este débil impacto positivo es compensado, casi en su totalidad, por el impacto indirecto negativo, lo que genera un impacto total prácticamente nulo en los niveles actuales de la productividad del trabajo de las diferentes provincias.

Sin embargo, aun teniendo presente el débil impacto total del capital humano sobre la productividad del trabajo de las provincias españolas, es necesario conocer la dotación del capital humano y su incidencia en cada territorio. La razón principal es que las inversiones en infraestructuras en las zonas donde hay menos capital físico por unidad de capital humano no solo contribuirán a mejorar la productividad del trabajo, sino que además, como se ha constatado, tendrán una incidencia positiva sobre el efecto del capital humano en la productividad del trabajo. Este hallazgo pone de relieve el posible conflicto de intereses que surge de la aplicación de la política regional en los diferentes niveles de gobierno (local, regional, nacional y supranacional), por lo que es necesario coordinar las medidas de incentivos regionales entre los diferentes niveles de gobierno, con el fin de que puedan ser más eficientes. Por tanto, los responsables de la política regional deben tener en cuenta los efectos de la dependencia espacial en el diseño de la estrategia de crecimiento y desarrollo de las provincias españolas.

Referencias bibliográficas

[1] ABREU, M.; DE GROOT, H. y FLORAX, R. (2004). «Space and Growth: a Survey of Empirical Evidence and Methods». *Tinbergen Institute Working Paper*, TI 04-129/3. Disponible en: *http://ssrn.com/abstract=631007*

[2] ANSELIN, L. (1988). *Spatial Econometrics Methods and Models*. Ed. Kluver Academic Publishers.

[3] ARNOLD, J.; BASSANINI, A. y SCARPETTA, S. (2007). *Solow or Lucas? Testing Growth Models Using Panel Data from OECD Countries*. ECO/WKP 52.

[4] BENHABIB, J. y SPIEGEL, M. (1994). «The Role of Human Capital in Economic Development: Evidence from Aggregate Cross-country Data». *Journal of Monetary Economics,* vol. 34, pp. 143-173.

[5] CHESHIRE. P. y MALECKI, E. (2003). «Growth, Development, and Innovation: A Look Backward and Forward». *Papers in Regional Science,* vol. 83, nº 1, pp. 249-267.

[6] COHEN, D. y SOTO, M. (2007). «Growth and Human Capital: Good Data, Good Results». *Journal of Economic Growth*, vol. 12, nº 1, pp. 51-76.

[7] DE LA FUENTE, A. y DA ROCHA, J. M. (1996). «Capital humano y crecimiento: un panorama de la evidencia empírica y algunos resultados para la OCDE». *Moneda y Crédito,* nº 203, pp. 43-84.

[8] DE LA FUENTE, A. y DOMÉNECH, R. (2006). «Capital humano y crecimiento en las regiones españolas». *Moneda y Crédito*, vol. 222, pp.13-78.

[9] DURLAUF, S. N. (2001). «Manifesto for a Growth Econometrics». *Journal of Econometrics*, vol. 100, pp. 65-69.

[10] DURLAUF, S.; KOURTELLOS, A. y TAN, C.(2008). «Are any Growth Theories Robust?». *Economic Journal,* vol. 118, pp. 329-346.

[11] FERNÁNDEZ, C.; LEY, E. y STEEL, M. (2001a). «Model Uncertainty in Cross-Country Growth Regressions». *Journal of Applied Econometrics*, vol. 16, nº 5, pp. 563-576.

[12] FERNÁNDEZ, C.; LEY, E. y STEEL, M. (2001b). «Benchmark Priors for Bayesian Model Averaging». *Journal of Econometrics*, vol. 100, nº 2, pp. 381-427.

[13] FINGLETON, B. y LÓPEZ-BAZO, E (2006). «Empirical Growth Models with Spatial Effects». *Papers in Regional Science,* vol. 85, nº 2, pp. 177-198.

[14] FISCHER, M. M.; BARTKOWSKA, M.; RIEDL, A.; SARDADVAR, S. y KUNNERT, A. (2009). «The Impact of Hu-

man Capital on Regional Labor Productivity in Europe». *Letters in Spatial and Resource Sciences*, vol. 2, nº 2-3, pp. 97-108.

[15] FISCHER, M. M.; BARTKOWSKA, M.; RIEDL, A.; SARDADVAR, S. y KUNNERT, A. (2010). «The Impact of Human Capital on Regional Labor Productivity in Europe». En FISCHER, M. M. y GETIS, A. (eds.). *Handbook of Applied Spatial Analysis*. *Software Tools, Methods and Applications*. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, pp. 585-597.

[16] HASTING, W .K. (1970). «Monte Carlo Sampling Methods using Markov Chains and its Applications». *Biometrika*, vol. 57, pp. 97-109.

[17] HENDERSON, D.; PAPAGEORGIOU, C. y PARMETER, C. (2012). «Growth Empirics without Parameters». *Economic Journal*, vol. 122, pp. 125-154.

[18] LESAGE, J. P. y FISCHER, M. (2008). «Spatial Growth Regressions: Model Specification, Estimation and Interpretation». *Spatial Economic Analysis,* vol. 3, nº 3, pp. 275-304.

[19] LESAGE, J. P. y FISCHER, M. M. (2009). *The Impact of Knowledge Capital on Regional Total Factor Productivity*. Disponible en SSRN: *http://ssrn.com/abstract=1088301*

[20] LESAGE, J. P. y PACE, R. K. (2009). *Introduction to Spatial Econometrics*. CRC Press (Taylor and Frtancos Group). Boca Raton [FL], Londres.

[21] LESAGE, J. P. y PACE, R. K. (2010). «Spatial Econometric Models». En Fischer, M.M. y GETIS, A. (eds.). *Handbook of Applied Spatial Analysis*. *Software Tools, Methods and Applications*. Springer. Berlin, Heidelberg and New York, pp. 355-376.

[22] LUCAS, R. (1988). «On the Mechanics of Economic Development». *Journal of Monetary Economics*, vol. 22, pp. 3-42.

[23] MANKIW, G.; ROMER, D. y WEIL, D.(1992): «A Contribution to the Empirics of Economic Growth». *Quarterly Journal of Economics,* vol. 107, pp. 407-437.

[24] METROPOLIS, N.; ROSENBLUTH, A. W.; ROSENBLUTH, M. N.; TELLER, A. H y TELLER, E. (1953). «Equations of State Calculations by fast Computing Machines». *Journal of Chemical Physics*, vol. 21, pp.1087-1092.

[25] PRITCHETT, L. (2001). «Where has All the Education Gone?». *The World Bank Economic Review*, vol.15, nº 3, pp. 367-391.

[26] ROMER, P. (1990). «Endogenous Technological Change». *Journal of Political Economy*, vol. 98, nº 5, pp. 71-102.

[27] SALA-I-MARTIN, X.; DOPPELHOFER, G. y MILLER, R. I. (2004). «Determinants of Long-term Growth: a Bayesian Averaging of Classical Estimates (BACE) Approach». *American Economic Review*, vol. 94, nº 4, pp. 813-835.

[28] TANNER, M. A. (1993). *Tools for Statistical Inference.* New York: Springer-Verlag.

[29] TEMPLE, J. (1999). «A Positive Effect of Human Capital on Growth». *Economic Letters*, vol. 65, pp. 131-134.

INFORMACIÓN COMERCIAL ESPAÑOLA. REVISTA DE ECONOMÍA (ICE)

SUSCRIPCIÓN ANUAL

INFORMACIÓN COMERCIAL ESPAÑOLA. REVISTA DE ECONOMÍA (6 NÚMEROS/AÑO)			
	ESPAÑA 1 año	**UNIÓN EUROPEA 1 año**	**RESTO DEL MUNDO 1 año**
SUSCRIPCIÓN	75,00 €	90,00 €	90,00 €
Gastos de envío España	7,08 €	30,12 €	48,30 €
Más 4% de IVA. Excepto Canarias, Ceuta y Melilla	3,28 €		
TOTAL	**85,36 €**	**120,12 €**	**138,30 €**

EJEMPLARES SUELTOS

INFORMACIÓN COMERCIAL ESPAÑOLA			
	ESPAÑA 1 ejemplar	**UNIÓN EUROPEA 1 ejemplar**	**RESTO DEL MUNDO 1 ejemplar**
NÚMERO SUELTO	15,00 €	20,00 €	20,00 €
Gastos de envío España	1,18 €	5,02 €	8,05 €
Más 4% de IVA. Excepto Canarias, Ceuta y Melilla	0,65 €		
TOTAL	**16,83 €**	**25,02 €**	**28,05 €**

DATOS

Nombre y apellidos .....
Empresa .....
Domicilio .....
D.P. ..... Población .....
N.I.F. .....
Teléf. ..... Fax .....
E-mail .....

Transferencia a la cuenta de ingresos por venta de publicaciones del Ministerio de Economía y Competitividad
IBERCAJA. Callé Alcalá, 29. 28014 Madrid (España)
CÓDIGO CUENTA CLIENTE: 2085-9252-07-0330598330
CÓDIGO BIC DE IBERCAJA: CAZRES2Z
IBAN: ES47 2085-9252-07-0330598330

GOBIERNO DE ESPAÑA
MINISTERIO DE ECONOMÍA Y COMPETITIVIDAD
SUBSECRETARÍA
SECRETARÍA GENERAL TÉCNICA
SUBDIRECCIÓN GENERAL DE ESTUDIOS, INFORMACIÓN Y PUBLICACIONES

Suscripciones y ventas por correspondencia:
Paseo de la Castellana, 162, 9.ª planta. 28046 Madrid. Teléfono 91 603 79 97/93
Suscripciones a través de la página web del Ministerio de Economía y Competitividad
distribuciónpublicaciones@mineco.es