PAPELES
DE ECONOMÍA ESPAÑOLA

REDES DE INTERACCIÓN SOCIAL Y ESPACIAL: APLICACIONES A LA ECONOMÍA ESPAÑOLA

funcas

PAPELES DE ECONOMÍA ESPAÑOLA es una revista que edita trimestralmente Funcas. La revista pretende ofrecer una información rigurosa y responsable de los problemas económicos españoles. Cinco son los criterios a los que PAPELES DE ECONOMÍA ESPAÑOLA desea ajustar su contenido.

- La plena libertad intelectual de quienes colaboran en sus páginas.

- La responsabilidad de las opiniones emitidas y el respaldo riguroso de las afirmaciones realizadas mediante datos y pruebas que avalen los planteamientos efectuados y las soluciones propuestas.

- El compromiso de las opiniones con los problemas planteados. La economía española se encuentra ante uno de los mayores retos de su historia, y dar opiniones comprometidas en estos momentos es obligación ineludible de los profesionales más cualificados.

- La búsqueda y la defensa de los intereses generales en los problemas planteados.

- La colaboración crítica de los lectores, para que nuestros Papeles se abran al diálogo y la polémica, si fuera preciso, para buscar soluciones a problemas de la economía española.

PAPELES DE ECONOMÍA ESPAÑOLA se ofrece como un medio de expresión a cuantos se interesen por nuestros temas económicos, cumpliendo con el único requisito de la previa aceptación de las colaboraciones remitidas por el Consejo de Redacción que, sin embargo, respetuoso con la libertad intelectual no modificará las ideas, opiniones y juicios expresados por los autores ni tampoco se solidarizará con ellas.

PAPELES DE ECONOMÍA ESPAÑOLA está abierta a la colaboración de todos los investigadores que deseen aportar sus trabajos sobre temas referentes a la economía española. Los envíos de originales deberán hacerse al Departamento de Edición y Documentación de Funcas, Caballero de Gracia, 28. 28013 Madrid.

PAPELES
DE ECONOMÍA ESPAÑOLA

152

2017

ISSN: 0210-9107

PATRONATO

Isidro Fainé Casas
(Presidente)
José María Méndez Álvarez-Cedrón
(Vicepresidente)
Fernando Conlledo Lantero
(Secretario)
Miguel Ángel Escotet Álvarez
Amado Franco Lahoz
Manuel Menéndez Menéndez
Pedro Antonio Merino García
Antonio Pulido Gutiérrez
Victorio Valle Sánchez
Gregorio Villalabeitia Galarraga

PAPELES DE ECONOMÍA ESPAÑOLA

DIRECTORES

Eduardo Bandrés Moliné
José Félix Sanz Sanz

CONSEJO DE REDACCIÓN

Carlos Ocaña Pérez de Tudela
(Director)
Santiago Carbó Valverde
Elisa Chuliá Rodrigo
Juan José Ganuza
Raymond Torres

COORDINADORA DE EDICIÓN Y DOCUMENTACIÓN

Myriam González Martínez

PORTADA

Getty Images® Talking Heads - Blue1

EDITA

Funcas
Caballero de Gracia, 28. 28013 Madrid

IMPRIME

Advantia Comunicación Gráfica, S.A.

Depósito legal: M. 402-1980
ISSN: 0210-9107
Precio del número impreso: 15 €
Versión digital: Gratuita
Periodicidad: Trimestral
Materia: Redes sociales
Base de datos: www.funcas.es

FSC
www.fsc.org
MIXTO
Papel procedente de fuentes responsables
FSC® C103654

© Funcas. Todos los derechos reservados. Queda prohibida la reproducción total o parcial de esta publicación, así como la edición de su contenido por medio de cualquier proceso reprográfico o fónico, electrónico o mecánico, especialmente imprenta, fotocopia, microfilm, *offset* o mimeógrafo, sin la previa autorización escrita del editor.

PAPELES DE ECONOMÍA ESPAÑOLA, N.º 152, 2017. ISSN: 0210-9107

«Redes de interacción social y espacial: aplicaciones a la economía española»

coordinado por Mariano Matilla-García y Jesús Mur

SUMARIO

INTRODUCCIÓN EDITORIAL

Redes de interacción social y espacial: aplicaciones a la economía española V

COLABORACIONES

I. REDES SOCIALES Y MODELIZACIÓN ECONÓMICA

Aspectos cuantitativos del análisis de redes sociales: 2 *Mariano Matilla-García*

Especificando matrices de ponderaciones sociales para redes de investigadores: el caso de los economistas académicos: 14 *Katarina Zigova*

El modelo SLX: ampliación de la forma general, y sensibilidad de los desbordamientos espaciales a la especificación de la *W*: 34 *J. Paul Elhorst y Solmaria Halleck Vega*

II. APLICACIONES AL MERCADO DE TRABAJO

Las migraciones interiores en España, 2000-2014: evidencia a partir de un análisis de econometría espacial: 52 *José Villaverde y Adolfo Maza*

Diferencias en las características de los trabajadores y la geografía del desempleo en España: 70 *Enrique López-Bazo y Elisabet Motellón*

III. APLICACIONES AL MERCADO DE LA VIVIENDA

Modelización espacial dinámica con datos de panel: aplicación al caso de los precios de la vivienda en Inglaterra: 92 *Bernard Fingleton y Alain Pirotte*

La importancia de los efectos espaciales en la predicción del precio de la vivienda. Una aplicación geoestadística en España: 104 *José-María Montero Lorenzo y Gema Fernández-Avilés*

IV. APLICACIONES A LA EDUCACIÓN

Modelización del cambio de opinión de estudiantes en redes de interacción usando principios de electromagnetismo: 126 *José A. Martínez y Manuel Ruiz Marín*

Repetir curso: condicionantes del nivel primario usando datos de panel georreferenciados: 137 *Marcos Herrera*

V. APLICACIONES A LA ECONOMÍA PÚBLICA

Efectos espaciales en el gasto público municipal. Evidencias en el período 2010-2012: 156 *Fernando A. López*

Vecindad y descentralización: una aplicación al caso de las tasas de desempleo regionales en España: 175 *Jesús Mur y Ana M. Angulo*

REDES DE INTERACCIÓN SOCIAL Y ESPACIAL: APLICACIONES A LA ECONOMÍA ESPAÑOLA

INTRODUCCIÓN EDITORIAL

Las decisiones económico-empresariales están influenciadas por las personas y/o empresas con las que se interactúa regular o esporádicamente. Estas interacciones se realizan a través de una red de contactos, que puede ayudar a explicar diferentes tipos de comportamientos. Por ejemplo, si el análisis se centra en la interacción entre individuos, el impacto de las redes sociales resulta capital en aspectos como la participación en actividades educativas, culturales, sociales, formación de *hobbies,* tendencias en el voto en elecciones políticas (locales, regionales, nacionales) e incluso actividades criminales. El factor de interacción es evidente, igualmente, en el plano de las decisiones empresariales (a nivel de empresa) y de otro tipo de organizaciones. De hecho, las interrelaciones (redes) entre empresas afectan directamente a su localización espacial, a las decisiones sobre investigación y desarrollo, a la creación de patentes, a la consolidación de patrones de comercio, y al establecimiento de alianzas políticas. En este número se estudia el alcance (teórico y empírico) de la interacción social y empresarial en los ámbitos de la economía de la educación, el mercado de trabajo, la competencia estratégica entre comunidades autónomas, y el mercado de la vivienda.

El estudio de las interacciones sociales, desde el punto de vista del análisis económico, es interesante en la medida que integra ideas sociológicas relevantes dentro de un razonamiento económico formal. De hecho, las interacciones sociales ya sirvieron a Thomas Schelling para analizar problemas económicos como el establecimiento y aparición de patrones de segregación residencial y desigualdad racial.

Un paso importante para el estudio de las redes sociales (interacciones sociales) ha sido también el considerar analíticamente que los agentes (empresas, individuos, instituciones) tiene incentivos en desarrollar redes de interacciones entre ellos.

Conscientes de la relevancia de esta realidad, Funcas, de manera pionera, ha tomado la iniciativa de profundizar desde esta óptica sobre estos aspectos tan próximos a la situación económica de nuestro entorno. El estudio de las redes de interacción económica y social para explicar

aspectos relativos al mercado de trabajo, al de la vivienda, a la educación y a la economía regional ha estado coordinado por los profesores **Mariano Matilla-García** de la UNED y **Jesús Mur** de la Universidad de Zaragoza. En la labor de coordinación han contado con la asistencia y supervisión, desde Funcas, de la profesora **María José Moral.**

La certeza sobre la existencia de efectos que dimanan de la red social es de gran interés para la teoría económica y para las ciencias sociales en general; de hecho, el análisis económico está incorporando el concepto de red social en sus propios modelos. En este sentido, puede decirse que el hecho de encontrar, o no, efectos de red es un aspecto que confiere relevancia práctica a la investigación. Desde el punto de vista de la política económica, el planteamiento de nuevas políticas de bienestar precisa examinar la presencia e incidencia de las redes sociales, puesto que existen efectos multiplicadores, no triviales, en caso de existencia de redes sociales.

LA MODELIZACIÓN ECONÓMICA DE LAS REDES

Este monográfico pretende contribuir a esta literatura, ilustrando la capacidad práctica del análisis de redes en varios ámbitos. El primero de ellos, dedicado a las *redes sociales y modelización económica*, ofrece un marco elemental de trabajo teórico económico y cuantitativo de análisis de las redes sociales. Los trabajos preparados por **Mariano Matilla-García, J. Paul Elhorst** (Universidad de Groningen) y **Halleck-Vega Solamaria** (Universidades de Groningen y París) son de naturaleza más teórica y formal, y en buena medida pueden ser tomados como referencia para la interpretación de otras contribuciones en este número. Como complemento, el trabajo de **Katarina Zigova** (Universidad de Constanza) presenta una aplicación del análisis de redes de citas (citaciones) de trabajos científicos con el objeto de especificar una matriz de contacto o ponderaciones.

Más concretamente, el trabajo presentado por **Matilla-García** incide sobre los microfundamentos de la modelización utilizados en la literatura econométrica más reciente, que sirven para analizar las interacciones en forma de redes, barrios y grupos sociales. En particular, pretende mostrar hasta qué punto las herramientas de análisis econométrico habitual pueden ser un punto de partida para el estudio empírico de las redes sociales (redes de interacción social). Se muestra cuáles son las limitaciones técnicas actuales y los desafíos todavía abiertos. Tras este recorrido introductorio, se establecen los vínculos entre la reciente literatura econométrica (preocupada por las cuestiones de identificación y estimación) sobre las redes y la literatura en econometría espacial.

Precisamente, la investigación presentada por **Zigova**, se centra en la representación matricial de las redes de investigación. En particular,

se muestra cómo la especificación de una matriz de pesos (matriz de ponderaciones) social(es) puede derivarse de una estructura de red social dada, basándose en hipótesis sociológicas estándar relativas a la comunicación y la comparación. Este enfoque se ilustra con el caso de la colaboración entre economistas afiliados a una determinada universidad o instituto de investigación, documentada esa colaboración en el entramado de citaciones cruzadas. El ejemplo que selecciona la autora es el de los economistas adscritos a instituciones de origen alemán, en el período 2000-2010.

Elhorst y **Halleck Vega** presentan un modelo de regresión lineal, con retardo espacial de *X,* cuya especificación se ha ampliado para incluir variables explicativas observadas en las unidades de un corte transversal conectadas por relaciones de vecindad. Se trata de un modelo econométrico espacial sencillo que genera efectos de desbordamiento espacial (*spillovers*) flexibles. A pesar de su simplicidad, el modelo permite parametrizar, de forma flexible, la matriz de ponderaciones espaciales —denominada *W*—, la cual indica cómo se ordenan espacialmente las unidades de la muestra. Los autores constatan que, en contra de lo que se indica en muchos estudios empíricos, la afirmación de que los resultados son robustos para cualquier especificación de *W* no está suficientemente fundamentada. En particular, se demuestra que los *spillovers*, uno de los principales objetivos en los estudios de economía y econometría espacial aplicada, son sensibles a la especificación de *W*. En buena medida, el marco de análisis presentado incardina y da sentido práctico a los trabajos empíricos que siguen en la presente monografía.

EL MERCADO DE TRABAJO Y LAS REDES

El mercado de trabajo es un tema paradigmático que pone de manifiesto cómo la estructura de una red de interrelaciones puede influir en la actividad económica. En particular, las interacciones locales de los agentes permiten el intercambio de información sobre ofertas de trabajo, observándose que los individuos tienen mayor probabilidad de estar empleados si su red de contactos está dominada por otros agentes con empleo. En íntima conexión con los mercados laborales deben situarse los flujos migratorios en los que las redes sociales actúan como potentes factores expulsores y/o receptores. Todo esto genera una serie de preguntas muy relevantes en el ámbito del análisis económico. ¿Las externalidades derivadas de la red son más fuertes en áreas donde predominan trabajadores con niveles de educación altos o en áreas de menor nivel educativo? ¿Esas externalidades pueden fragmentarse en función, por ejemplo, de algún tipo de minoría? ¿Hasta qué punto los flujos migratorios están condicionados por las redes sociales, formales e informales, de las que forma parte el individuo? Los trabajos de **José Villaverde** y **Adolfo Maza** (Universidad de Cantabria) y de **Enrique López-Bazo**

(Universitat de Barcelona) y **Elisabet Motellón** (Universidad Oberta de Catalunya) son dos aportaciones interesantes que se enfrentan a este tipo de cuestiones.

El trabajo de **Villaverde** y **Maza** analiza las migraciones interprovinciales en España entre los años 2000 y 2014. Se realiza una revisión de la literatura sobre los determinantes de los flujos migratorios internos y se presentan los principales rasgos del caso español. A continuación, los autores especifican el modelo migratorio correspondiente que se estima utilizando técnicas de econometría espacial; se trata, en concreto, de un *Spatial Panel Durbin Model* que es fácil de caracterizar en la tipología de modelos presentada en el bloque temático anterior. La conclusión general que se obtiene es que las migraciones interprovinciales netas están influenciadas principalmente por variables como el salario, el desempleo, la densidad de población y las condiciones climáticas. Los resultados también revelan fuertes efectos de desbordamiento provincial relacionados, sobre todo, con la tasa de crecimiento de los salarios, la densidad de población y las condiciones climatológicas de las provincias vecinas.

El trabajo de **López-Bazo** y **Motellón** abunda sobre un hecho estilizado del mercado de trabajo español, a saber: sus profundas diferencias territoriales en materia de desempleo. Diferentes trabajos previos han analizado los rasgos distintivos de la distribución regional de las tasas de paro mediante factores macroeconómicos, aplicados a datos agregados regionales. Los autores analizan en qué medida los resultados en esos trabajos conducen a interpretaciones incorrectas al no tener en cuenta que las regiones difieren en cuanto a la distribución de las características de los trabajadores. Esta cuestión es importante porque tales características determinan la propensión de cada individuo a estar desempleado y, por agregación, influyen sobre la tasa de paro de cada región. Los autores proponen un método alternativo para calcular las tasas de paro de las provincias españolas, neto del efecto composición, que se compara con las tasas realmente observadas.

EFECTOS ESPACIALES EN EL MERCADO DE LA VIVIENDA

El impacto de las redes de proximidad, o de las conexiones transversales, ha sido profusamente discutido en los mercados de la vivienda residencial tanto en el caso europeo como en el de España en particular. Hay características cruciales en el comportamiento del demandante de viviendas, o de inmuebles en general, que se repiten sistemáticamente y que están relacionadas con efectos no tangibles, asociados a relaciones de estricta proximidad o bien están vinculados a la zona donde se evalúa una vivienda. Para tratar con estos efectos espaciales, y con el impacto del entorno, se deben considerar elementos endógenos (como las características de las viviendas situadas en las inmediaciones de la que se está evaluando, en relación al precio, conservación, estilo, etc.) y

contextuales (las características de la zona en la que se ubica la vivienda, en términos de dotación de servicios públicos, infraestructura social, accesibilidad, etc.) En este tipo de modelos se generan relaciones de endogeneidad muy interesantes, que exigen un tratamiento técnicamente avanzado para obtener resultados coherentes. No son muchos los estudios que estiman la demanda en viviendas residenciales teniendo en consideración todos estos efectos sociales de vecindario.

En este volumen se presentan dos contribuciones que contemplan factores de red en la formación de los precios de la vivienda. Por una parte, el trabajo de **José-María Montero Lorenzo** y **Gema Fernández-Avilés** (Universidad de Castilla-La Mancha) pone de manifiesto el hecho de que las estadísticas sobre precios de la vivienda en España no incorporan los efectos espaciales (o más generalmente, espacio-temporales) inherentes a los precios de los bienes inmuebles. Los autores proponen un enfoque geoestadístico para obtener mejores predicciones. Ilustran el enfoque a partir de: i) la elaboración de un geoíndice espacio-temporal de precios de vivienda en Toledo; y ii) de la creación de mapas de predicción para los precios de vivienda en Madrid considerando diferentes alternativas de modelización geoestadística. El trabajo de **Bernard Fingleton** (Universidad de Cambridge) y **Alain Pirotte** (Universidad de París II Panthéon-Assas y TEPP, CNRS) abunda sobre la relevancia del efecto de la localización espacial y las interacciones espaciales para explicar el proceso de formación de los precios de la vivienda residencial. Para ello, presentan un modelo de panel dinámico con estructura espacial para el caso de los distritos ingleses en el período 2002-2007. Los resultados son concluyentes en el sentido de que tan importante parece ser la dinámica temporal como la espacial.

LAS REDES Y LA ECONOMÍA DE LA EDUCACIÓN

Otro ámbito de singular interés para el análisis de efectos de redes espaciales es el de la economía de la educación. El estudio del efecto de la red de amistades (grupo de amigos) sobre los resultados en la evaluación del desempeño académico, en la participación en actividades extraescolares o, a más largo plazo, en los ingresos futuros del individuo, ha centrado buena parte de la atención reciente en materia de investigación en redes sociales. El efecto de la composición de las aulas de docencia sobre el resultado académico de los estudiantes es de interés tanto desde la perspectiva, más restringida, de la red constituida solo en base a los compañeros del aula como por la fuerte influencia que puede ejercer el grupo social más amplio compuesto por la familias de esos compañeros de clase con los que se comparte, habitualmente, una zonas residenciales y recreacionales comunes.

El trabajo de **José A. Martínez** y **Manuel Ruiz Marín** (Universidad Politécnica de Cartagena) se centra en el papel de la red de amistades de los estudiantes para evaluar los cambios de opinión producidos en gru-

pos de individuos. Para ello realizan un trabajo experimental con alumnos relativo al desarrollo de una asignatura del Grado de Administración y Dirección de Empresas de la Universidad Politécnica de Cartagena. El estudio pretende analizar cómo los alumnos mantienen o cambian sus opiniones en función de la interacción con sus compañeros. En concreto, los autores comprueban que el grado de influencia sobre cada persona dentro de una red depende de la afinidad entre los individuos, de las diferencias entre sus opiniones, y de la heterogeneidad existente entre sus capacidades de liderazgo y de sumisión. Las implicaciones para las ciencias sociales son interesantes, ya que la propuesta postula un modelo de cambio en la opinión de los individuos utilizando un sistema de ecuaciones habitualmente utilizado en estudios de física aplicada, pero adaptado a variables de tipo psicológico. El interés de esta contribución, en la que debería profundizarse en el futuro, es evidente.

Por otro lado, el trabajo de **Marcos Herrera** (Universidad Nacional de Salta) pretende evaluar el impacto de los efectos espaciales sobre la tasa de repetición en las escuelas de la provincia argentina de San Luis entre 2008 y 2011. El planteamiento del autor es que encontrar cuáles son los factores que determinan una alta o baja tasa de repetición, y en particular conocer con mayor detalle los condicionantes socioeconómicos de la tasa de repetición, permitirá entender la complejidad del problema y también sus posibles soluciones. El objetivo principal es identificar los condicionantes de la tasa de repetición incorporando factores de cada centro educativo junto a otros de índole local o regional. Adicionalmente, se incluyen efectos espaciales a nivel regional, que se han omitido en buena mayoría de las investigaciones previas. Los resultados subrayan la importancia de incorporar la localización de las escuelas y su entorno social a la hora de diseñar políticas educativas eficaces que se dirijan explícitamente a reducir el problema de la repetición escolar.

La siguiente aplicación también se centra en el análisis de redes, en relación con las cuestiones de localización espacial y competencia estratégica en la prestación de servicios. En esta línea, podemos identificar distintos problemas de interés que pueden ser abordados como, por ejemplo, los factores que subyacen en las tendencias a la creación de agrupamientos, de *clusters* espaciales, de empresas, a veces muy heterogéneas entre sí, o cómo evolucionan estos *clusters* con posterioridad, en función de los impulsos que reciben del mercado y/o de la tecnología, etc. De particular relevancia nos parece el fenómeno de la competencia entre entidades locales (municipios, comarcas, incluso provincias) tanto en la prestación de servicios públicos a los ciudadanos residentes, en ellas y/o en sus inmediaciones, como en la política fiscal a aplicar en las respectivas áreas de influencia (donde hay efectos de imitación, de confrontación, etc.).

El trabajo de **Fernando A. López** (Universidad Politécnica de Cartagena) incide directamente sobre los mecanismos de interacción entre las administraciones públicas que se encuentran más apegadas al terreno. Los gobiernos locales se caracterizan por su proximidad al ciudadano, y sobre ellos recae la responsabilidad de dotar a la ciudadanía de los correspondientes servicios básicos. También parece claro que la prestación de servicios no depende únicamente de factores internos (en referencia a las características específicas de cada municipio), sino que inciden igualmente factores externos, fruto de las interacciones con los municipios vecinos. Esta es, justamente, la cuestión analizada en el trabajo: el estudio de las interacciones espaciales y de los efectos de desbordamiento en las políticas fiscales de los municipios españoles con más de 1.000 habitantes para el período 2000 a 2012. En particular, el autor desagrega el análisis para los seis programas de gasto dominantes a nivel municipal como son los de seguridad y movilidad ciudadana; vivienda y urbanismo; bienestar comunitario; servicios sociales y promoción social; educación y cultura.

EFECTOS DE RED Y ESPACIALES EN ECONOMÍA PÚBLICA

Finalmente, el número se cierra con el trabajo de **Jesús Mur** y **Ana M. Angulo** (Universidad de Zaragoza) en el que se analizan las tasas de desempleo regional en España, considerando el PIB regional y los salarios como variables de control. La dimensión dinámica y espacial de este caso se caracteriza por la fuerte persistencia del problema del desempleo regional y por las grandes diferencias existentes entre las regiones. Los autores proponen tratar las dos dimensiones simultáneamente utilizando modelos espaciales de datos panel. En concreto, postulan que la parte dinámica del modelo capte la inercia subyacente al nivel de desempleo, mientras que el ámbito espacial se remite a la red de interacciones existente entre las unidades del corte transversal, reflejada en la matriz de pesos o de ponderaciones espaciales. Esta matriz de pesos puede evolucionar en el tiempo al ritmo que lo hace la propia sociedad española. Los resultados apuntan a la importancia de la descentralización en el denominado Estado de las autonomías actual, que ha posibilitado que: i) las relaciones regionales se hayan intensificado en las últimas décadas; y ii) el grupo de regiones con una influencia positiva sobre sus vecinas se haya movido desde el centro de la península hacia el eje del Mediterráneo.

COLABORACIONES

I.
REDES SOCIALES Y MODELIZACIÓN ECONÓMICA

ASPECTOS CUANTITATIVOS DEL ANÁLISIS DE REDES SOCIALES (*)

Mariano MATILLA-GARCÍA

UNED

Resumen

Este trabajo pretende mostrar hasta qué punto las herramientas de análisis econométrico habitual pueden ser un punto de partida para el estudio empírico de las redes sociales (redes de interacción social). Se muestra cuáles son las limitaciones técnicas actuales y los desafíos abiertos. También se incide sobre cuáles son los microfundamentos de los modelos econométricos recientes que sirven para analizar las interacciones sociales en forma de redes, barrios y grupos. Una vez hecho este recorrido, se pretende establecer los vínculos entre la reciente literatura econométrica (identificación y estimación) sobre las redes y la literatura en econometría espacial.

Palabras clave: interacciones, vecinos, redes, econometría espacial, matriz de conexiones W.

Abstract

This paper intends to show to what extent the tools of habitual econometric analysis can be a starting point for the empirical study of the social networks (networks of social interaction). They show what are the current technical limitations and open challenges. It also focuses on the micro-foundations of recent econometric models that analyze social interactions in the form of networks, neighborhoods and groups. Once this is done, the aim is to establish the links between the recent econometric literature (identification and estimation) on networks and literature in spatial econometrics.

Key words: interactions, neighborhoods, networks, spatial econometrics, W matrix.

JEL classification: C30, D85, L14, Z13.

I. INTRODUCCIÓN

EN este tipo de literatura es fundamental tener claro a qué nos referimos cuando hablamos de red social. Una red social es una estructura colectiva compuesta por individuos (u organizaciones) llamados «nodos», que están vinculados (conectados) por uno o más tipos específicos de interdependencia, como la amistad, el parentesco, el interés común, el intercambio financiero, la aversión, las relaciones sexuales o las relaciones en términos de creencias, los conocimientos o el prestigio.

Como veremos más adelante, en su forma más simple, una red social es un mapa que une (enlaza) individuos mediante lazos específicos, como puede ser la amistad –entre los agentes objeto de estudio–, y se denominan nodos. Los nodos a los que está conectado un individuo son los contactos sociales de esa persona o entidad. La red también se puede utilizar para medir el capital social –el valor que un individuo obtiene de la red social–. Estos conceptos se muestran a menudo en un diagrama de red social, donde los nodos son los puntos y los lazos son las líneas.

En los últimos treinta años, el análisis de redes sociales (relacionado con la teoría de redes) ha surgido simultáneamente como una técnica clave en varios dominios científicos. De hecho, ha ganado un significativo seguimiento en antropología, biología, estudios de comunicación, economía, geografía, ciencia de la información, estudios organizacionales, psicología social y sociolingüística. Puede decirse, en términos más generales, que ha habido un renovado interés entre economistas académicos en los determinantes sociales del comportamiento individual y en los resultados agregados. La economía regional, urbana, laboral y familiar son áreas específicas que han hecho uso de redes formadas por vecinos, en el sentido amplio del término. En términos generales, los vecindarios no requieren ser definidos por la proximidad geográfica, sino que pueden estar fundamentados en la noción de «proximidad social», de la cual la proximidad espacial es una forma particular. La proximidad social enriquece el alcance de los estudios de interacción económica, y lo hace a través de la existencia y conformación de las redes sociales.

La potencia del análisis de redes sociales se deriva de su diferencia con los estudios científicos sociales tradicionales, en los que los atributos de los actores individuales son determinantes. Mientras que el análisis de redes sociales produce una visión alternativa, donde los atributos de los individuos son menos importantes que sus relaciones y lazos con otros actores dentro de la red. Este enfoque ha resultado ser útil para explicar muchos fenómenos del mundo real, si bien deja menos espacio para

aspectos individuales, o para la capacidad de los individuos para influir en su éxito, porque mucho de ello descansa dentro de la estructura de su red.

Esto se ilustra bastante bien mediante los denominados *efectos de compañero* (*peer effects*) que están extendidos en muchos ámbitos económicos, siendo la educación y la economía del trabajo dos de los campos más prominentes donde se han estudiado los efectos de los pares (de los compañeros). Se entiende que las influencias del grupo de pares producen un comportamiento imitativo debido a un deseo (genético) intrínseco de comportarse como otros en el grupo o bien debido a un comportamiento económico óptimo en el sentido de que el coste de una acción depende de si los demás también la hacen o no.

Los efectos de pares o de compañeros son importantes en la medida en que exista algún tipo de *multiplicador social*, que es uno de los principales intereses de este trabajo. Consideremos el siguiente ejemplo extraído del campo de la economía de la educación. Una responsable de políticas educativas de una comunidad autónoma quiere mejorar las tasas de éxito de los institutos de su entorno de acción política, y para este fin diseña proporcionar al azar becas. La responsable maneja, aconsejada por sus técnicos, dos posibilidades: elegir a estudiantes del conjunto de institutos de la región o elegir entre uno o dos (pero no más) institutos. Esta segunda alternativa nos puede parecer «absurda» si solo se considera (para tomar la decisión) el hecho evidente de que habrá un efecto directo sobre los estudiantes seleccionados. Sin embargo, debido a que los estudiantes del mismo instituto forman redes, puede haber una ventaja más atractiva para la segunda alternativa. A saber, la concentración de las becas en un instituto facilita que los estudiantes becados induzcan efectos de compañeros que afecten a todos los estudiantes de la escuela, incluyendo aquellos que no fueron becados, pero que están en la red del instituto. En otras palabras, hay un efecto amplificador de las consecuencias (de los efectos) de las becas gracias a la existencia de una red de contactos. Identificar estos multiplicadores es un objetivo central de la investigación econométrica en las redes sociales.

Las redes sociales tienen aplicaciones en otros contextos sociales y económicos, y la literatura pertinente ha mostrado interés en las áreas donde ocurren *spillovers* (efecto desbordamientos) entre industrias que comparten cierto grado de similitud (industrial, tecnológica o locacional) o entre individuos. Las redes sociales también se han utilizado para examinar cómo las organizaciones interactúan entre sí, caracterizando las muchas conexiones informales que vinculan a los ejecutivos, así como las asociaciones y conexiones entre los empleados individuales en diferentes organizaciones. Por ejemplo, el poder dentro de las organizaciones a menudo viene más del grado en que un individuo dentro de una red está en el centro de muchas relaciones que el título de trabajo real. Las redes sociales también juegan un papel clave en la contratación, en el éxito empresarial y en el desempeño en el trabajo. Las redes ofrecen a las empresas formas de recabar información, disuadir a la competencia y coludir en la fijación de precios o políticas.

En este trabajo nos interesamos, particularmente, por la modelización econométrica y los problemas de estimación que aparecen cuando se trata de conjuntos de datos sociales en red. Tratamos de proporcionar una visión sinóptica que puede ser perspicaz para los teóricos y los profesionales. Las herramientas de análisis econométrico para el estudio empírico de las redes sociales se basan, generalmente, en modelos lineales. También tratamos de establecer los vínculos entre la literatura econométrica reciente sobre las redes y la literatura bastante bien establecida basada en herramientas y métodos estadísticos desarrollados en la econometría espacial. Al hacerlo, el juego de roles de las sociomatrices es crucial. Estas matrices son también importantes al considerar el problema de identificar interacciones sociales en varios contextos empíricos.

El trabajo está organizado del siguiente modo: en la segunda sección se relaciona el análisis de redes de interacción social con el análisis económico básico clásico, dando una perspectiva global del tipo de preguntas relevantes en la economía como disciplina científica. Las secciones tercera y cuarta describen esencialmente los elementos de toda red y los procesos de generación de redes observables en el ámbito económico social. La quinta sección pretender repasar lo s microfundamentos de las redes así como los problemas de medición cuantitativa e identificación que existen en la práctica econométrica.

II. INTERACCIONES SOCIALES A TRAVÉS DE REDES SOCIALES

Las interacciones sociales son unidades centrales para las ciencias sociales y, en particular, para la economía. Las redes sociales claramente pue-

den ayudar a la comprensión y al estudio de las interacciones sociales. Esto es así, principalmente, porque las interacciones estudiadas a través de las redes sociales parecen adecuadas para resolver un problema relevante en las ciencias sociales, a saber: la observación de grandes diferencias en los resultados en ausencia de diferencias estadísticamente relevantes en los fundamentos. El análisis de redes sociales ha pasado de ser una metáfora sugerente a un enfoque analítico de un paradigma, con sus propios enunciados teóricos, métodos, *software* de análisis de redes sociales e investigadores.

El término «red social», tal como se utiliza en este trabajo, debe distinguirse del que se utiliza para referirse a las plataformas (redes sociales o sitios) que sirven para construir redes sociales o relaciones sociales entre personas que comparten intereses, actividades, antecedentes o, en general, conexiones de la vida real. En su mayoría, estas plataformas están basadas en la web, proporcionando medios para que los usuarios interactúen, compartan información y opiniones en diferentes formas. En este sentido, las plataformas de redes sociales o sitios web o servicios web son, en términos generales, los medios de comunicación social. Estos servicios de redes sociales proporcionan medios para la interacción social; y, por tanto, son también un objeto de investigación académica, ya que desempeñan un papel clave que permite a las personas interactuar sobre una base regular, o incluso esporádicamente. Estas interacciones influyen en nuestras decisiones, preferencias, información, restricciones y expectativas.

Las redes sociales han sido objeto de estudio académico mucho antes de la existencia de Internet. La comprensión de cómo las redes sociales (interacciones) influye en la actividad económica ha sido central para la economía desde Adam Smith, particularmente en *The Theory of Moral Sentiments* (más claramente que en *The Wealth of Nations*) donde Smith se centró en explicar el comportamiento económico de los agentes económicos que interactúan principalmente con conocidos o con un número reducido de agentes precisamente conectados. En este marco, las redes sociales facilitan formas particulares de externalidades en las que las decisiones o acciones de un grupo de referencia afectan sobre las preferencias del individuo. El grupo de referencia puede ser de parientes, vecinos, amigos, compañeros, etc., dependiendo del contexto en el que se tomen las decisiones o acciones. Como en Smith, estas acciones o interacciones no están necesariamente reguladas por el mecanismo de precios.

Quizá la contribución inicial más notable a la literatura económica sobre las interacciones sociales es el análisis formal de Schelling (1971, 1972) sobre la influencia de los grupos sociales en el comportamiento individual. De particular interés es cómo los modelos de Schelling tienen implicaciones para la clasificación de agentes (individuos) y actividades (empresas) a través del espacio. La segregación a través del espacio es un equilibrio posible cuando hay algún tipo de modelo(s) de interacción incluso para individuos que están dispuestos y contentos de vivir en un vecindario integrado, mientras su grupo no forme una pequeña minoría. Esta línea de razonamiento basada en interacciones (posiblemente, interacciones de no-mercado) también ayuda a explicar aglomeraciones de ciudades, movimientos sociales masivos rápidos, así como la conducta masiva de las modas. Aparte de Schelling y con anterioridad a él, hay otros autores menos formales que también han contribuido a la literatura sobre las interacciones sociales: sin ánimo de ser exhaustivo destacamos a Veblen (1934) de consumo conspicuo, Duesenberry (1949) y Leibenstein (1950).

Esta perspectiva histórica invita a la siguiente reflexión: si las interacciones sociales son centrales desde los orígenes del análisis económico y algunos eruditos relevantes eran conscientes de ello, ¿cómo es posible que los economistas no prestaran suficiente atención a su estudio?

Lo cierto es que los economistas académicos sí han prestado atención a la interacción social. El corazón de la teoría de juegos no cooperativa invita a los economistas a entender todas las interacciones como juegos, siendo los mercados casos especiales de interacciones. Una vez que la economía ha ampliado su alcance, resulta realista tratar y analizar las interacciones económicas de no mercado. Tal es el caso del estudio de la evolución de: las instituciones y las normas sociales, los patrones de empleo, los resultados escolares, la participación en los programas sociales, la segregación residencial, los índices de criminalidad, la difusión de ideas, la ecología humana, los estudios organizacionales, las aglomeraciones industriales y el diseño urbano, entre otros. Todos estos temas han sido cubiertos por el análisis económico, aunque no todos ellos por medio de análisis de redes sociales.

El estudio de las interacciones sociales a través de las redes sociales es más reciente. La razón principal de este retraso es la (escasa) disponibilidad de datos, junto con la dificultad inherente de extraer inferencias a partir de los datos. Desde este punto

de vista, el análisis de redes sociales forma parte de la ciencia de las redes, que considera y representa a los individuos por nodos y las conexiones entre ellos por medio de enlaces (aristas). La ciencia de las redes (*network science*) no solo considera redes complejas como redes sociales, sino también redes de telecomunicaciones, redes informáticas, redes biológicas y redes semántico-cognitivas, etcétera.

Muchos (aunque no todos) de los servicios y bienes de mercado se contratan a través de redes y, por tanto, los precios, los productos y los términos de intercambio que progresivamente van apareciendo en tales mercados en red pueden depender crucialmente de quién está conectado a quién. Tiene sentido que, durante siglos, se hayan mantenido muchas interacciones económicas toda vez que existía (estaba tejida) una red social. En la actualidad, dependiendo del tamaño del mercado, esto también es cierto. Esto ha sido ampliamente estudiado para el mercado de trabajo donde las redes tienen el rol de transmitir información a los trabajadores sobre oportunidades de empleo específicas, y también desempeñan el rol de transmitir información a las empresas sobre cómo de bien se ajustan potencialmente los distintos trabajadores a los puestos disponibles. En general, hay transacciones que podrían beneficiarse de poder ser situadas en el contexto de una red de transacciones, siempre y cuando la red pueda ayudar a eludir las dificultades inherentes a una transacción dada: por ejemplo, aquellas en las que la reputación y las relaciones repetidas son fundamentales para realizar transacciones.

Aspectos o cuestiones económicas que caen fuera del mercado, como la difusión de opiniones, comportamientos (acciones criminales, filantrópicas, caridad), tecnología e incluso enfermedades, son también situaciones claras en las que las redes sociales desempeñan un papel central. El mismo papel sobre la red aparece en los procesos de aprendizaje en cualquier etapa cognitiva, haciendo de la educación un objetivo preferido de análisis de redes (Benhabit *et al.,* 2011).

¿Qué hace que la red sea importante, ya sea en actividades de mercado o ya sea en actividades fuera de mercado? La respuesta es que es relevante en la medida en que produzca la activación de un *multiplicador social*. Esto sucede cuando la utilidad marginal de emprender una acción por parte de un individuo aumenta con el promedio de sus compañeros que también realizan la acción en cuestión. Las redes sociales (su existencia y su arquitectura) facilitan y cualifica que un cambio en los fundamentos tenga un *efecto directo* sobre el comportamiento y un *efecto indirecto* del mismo signo. Es decir, el comportamiento de los compañeros (de los pares) de un sujeto afecta claramente sus propias decisiones a través de efectos indirectos. El resultado de estos efectos indirectos es precisamente el multiplicador social. El tamaño del multiplicador social depende de la red social. Los fenómenos tales como las caídas drásticas de mercado (*crashes*), la localización de industrias, las normas sociales, parecen caracterizarse por grandes variaciones de la variable endógena en relación con un (relativamente pequeño) cambio en los fundamentos (*fundamentals*).

Los fundamentos económicos también son capaces de explicar la formación y evolución de las redes sociales. Los agentes (individuos y empresas) eligen sus relaciones basadas en los beneficios que surgen como una función de la red. Naturalmente, hay maneras bien establecidas y conocidas que explican la formación de redes en general. En este contexto, los individuos eligen la amistad que los hace felices (los benefician), también las empresas eligen a otras empresas con las que realizar transacciones, o empresas que seleccionan qué trabajadores contratar para mejorar propósitos específicos (reduciendo el riesgo, por ejemplo). Como dijimos al principio, hay otras maneras de explicar la formación y creación de redes, como el enfoque de red aleatoria, que intenta reproducir algunas características observadas de las redes sociales.

Un aspecto importante es que la red social merece ser estudiada siempre y cuando podamos llevar a cabo algún tipo de análisis empírico. Es decir, que queremos localizar regularidades y patrones, y también, si es posible, queremos hacer algunas inferencias para las relaciones económicas causales y no causales. Estos objetivos no son, de ninguna manera, sencillos de lograr.

Como ejemplo, Patacchini y Zenou (2010) trabajaron con la *Encuesta longitudinal nacional de salud adolescente* (AddHealth), analizando el papel del conformismo (es decir, la estrategia de mezclarse con el entorno y no hacer nada para llamar la atención sobre uno mismo) en la delincuencia juvenil desde una perspectiva de red. Las principales hipótesis son que el conformismo y la disuasión son factores clave para explicar las decisiones de los adolescentes de cometer crímenes. La encuesta ofrece información sobre la red de amistades para cada adolescente, pero hay problemas graves de identificación y medida debido a la simultaneidad (el problema de reflexión) y la endogeneidad (autoselección y efectos no observados de correlaciones entre grupos). La

conformidad significa efectos de pares y la disuasión refleja una colección de otros factores condicionantes (lazos familiares, vecindario residencial, ambiente escolar, etc.) que lleva a los autores a proponer un modelo mixto autorregresivo o modelo espacial. Utilizando la misma encuesta, AddHealth, Hsieh y Lee (2014) analizan los efectos de los compañeros sobre el rendimiento académico, el índice de GPA, y el comportamiento de fumar una vez más a través de un enfoque de redes sociales. Los autores explotan la información sobre la red de amistad de cada adolescente asumiendo que los jóvenes en grupos pequeños tienden a obtener un GPA (índice académico promedio) más alto y un comportamiento mejor respecto de su salud (fumar menos). En gran medida, ambos supuestos son corroborados en el estudio, lo que refuerza la importancia del grupo de amigos cercanos. Un tratamiento correcto de esta cuestión implica considerar la endogeneidad en la formación de la red de amistad y el sesgo de selección.

Los trabajos de Patacchini y Zenou y de Hsieh y Lee son ejemplos destacados de las singularidades inherentes a este delicado campo de investigación que requiere de técnicas analíticas muy específicas. En secciones posteriores trataremos modelos basados en la economía que hacen posible que los datos observados de la red social puedan usarse para realizar estudios econométricos. Antes de ello, describimos los elementos básicos de toda red y revisamos los procesos más generales de generación de redes.

III. ELEMENTOS DE UNA RED

Pensemos en agentes económicos: individuos, hogares, empresas u otras entidades de interés. Una red puede representar a estos agentes mediante gráficos en los que hay unos vértices, que son precisamente los agentes. Un gráfico g es un par de conjuntos (Ng, Lg) de nodos (también llamados vértices) Ng y aristas (o enlaces o links) Lg. El conjunto de nodos suele concebirse como un conjunto finito de elementos. Una arista representa un enlace o conexión entre dos nodos en Ng. Un gráfico *no está dirigido* cuando Lg es el conjunto de pares no ordenados con elementos en Ng, digamos $\{i, j\}$ con $i, j \in Ng$. Este tipo de gráfico es apropiado para representar relaciones recíprocas entre dos vértices. Un ejemplo son las redes (recíprocas) de intercambio informal de riesgos basadas en el parentesco o la amistad (por ejemplo, Fafchamps y Lund [2003]).

Para acomodar las *relaciones direccionales*, los bordes se modelizan mejor como pares ordenados, digamos $(i, j) \in Ng \times Ng$. Estos gráficos, conocidos como gráficos dirigidos (o digrafos), son más adecuados para manejar relaciones que no requieren reciprocidad o para los que la dirección conlleva un significado particular, piénsese por ejemplo en una relación proveedor-cliente en una red de producción (por ejemplo, Atalay *et al.* [2011]). Otras generalizaciones permiten enlaces ponderados, tal vez representando distancias entre dos individuos o la intensidad de una relación particular, como sucede en la econometría y estadística espacial. Dichos pesos (ponderaciones) se pueden representar como una asignación desde el espacio de pares (no ordenados o ordenados) en la línea real.

Por este motivo, usamos en este trabajo una representación habitual de la econometría espacial, esto es, representamos un gráfico a través de su adyacencia o matriz de incidencia o conexiones **W**, de orden cardinal (Ng) x cardinal (Ng), donde cada línea representa un nodo diferente. Los componentes de **W** marcan si un borde entre los nodos i y j (o de i a j en un digrafo) está presente o no y posiblemente su peso (en gráficos ponderados). Un gráfico sin autoenlaces y como máximo un enlace entre cualquier par de nodos se presenta fácilmente por una matriz de conexiones **W**. En tal caso, el elemento i, j de la matriz $\mathbf{W}^k$, $k \in \{1, ..., N-1\}$, nos indica el número de posibles caminos de longitud k entre los agentes i y j.

IV. GENERACIÓN DE REDES SOCIALES

La cuestión interesante que muchos investigadores se hacen es ¿cuáles son los posibles procesos generadores de datos que dan lugar a redes sociales y económicas potencialmente observables? Si G es un conjunto particular (es decir, con unas características que sean de nuestro interés) de gráficos, se puede definir un espacio de probabilidad $(G, \sigma[G], P)$, donde $\sigma(G)$ es un σ-álgebra de eventos en el espacio muestral, G, y P es una medida de probabilidad en el espacio medible $(G, \sigma[G])$.

Uno de los primeros modelos generadores, conocidos por modelos de gráficos aleatorios de Erdös-Renyi, supone que la probabilidad es uniforme en la clase de gráficos con un número dado de nodos, n = cardinal (Ng), y un número particular de aristas, e = cardinal (Lg), para $g \in G$. Otro modelo de gráfico aleatorio básico es aquel en el que los bordes entre dos nodos cualquiera siguen una distribución independiente de Bernoulli con igual probabilidad, p. Para un número suficiente-

mente grande de nodos y una probabilidad suficientemente pequeña de formación de enlaces *p*, entonces la distribución del número de vecinos que tiene un nodo se aproxima a una distribución de Poisson. Estos gráficos aleatorios no reproducen las importantes dependencias observadas en las redes sociales.

Una categoría de modelos que parece mejorar la representación de las regularidades habitualmente encontradas en los sistemas sociales implica modelos en los que los nodos se incorporan secuencialmente en el gráfico y forman lazos más o menos al azar. Estos modelos son capaces de reproducir características que el marco simple anterior es incapaz de hacer. En particular, reproducen redes en las que la distancia más larga entre dos nodos (diámetro de la red) suele ser pequeña, mientras que simultáneamente hay altos niveles de agrupamiento (*clustering*, entendido como la propensión de que dos vecinos de un nodo dado también están directamente enlazados). Se suelen conocer como modelos de «mundo-pequeño» (*small world models*). Incluso así, hay características que estos modelos no recogen, y para recogerlas lo hacen al coste de perder otras características. De esta manera, la literatura ha ido avanzando por esta vía de las redes aleatorias.

Alternativamente, otro enfoque se basa en la construcción de modelos estadísticos para trabajar directamente con datos de redes. Este enfoque desarrolla modelos que son versátiles en términos de estimación. Es decir, son modelos que permiten estimar qué patrones y correlaciones hay entre varias características que aparecen en los datos de la red social. Las categorías más relevantes son los modelos de gráficos aleatorios exponenciales y los modelos de detección de comunidades. Los primeros expresan la probabilidad P(g) que una red determinada *g* se genere como una función de un conjunto finito de diferentes estadísticos de la red, como puede ser el número de conexiones, el diámetro, el grado, etcétera. Los segundos se fundamentan en la idea de que una sociedad tiene unas comunidades básicas subyacentes que el investigador quiere descubrir a partir de examinar los datos de la red. Es decir, es como si se quisiera descubrir una estructura latente que genera los datos observados. Esto puede ilustrarse a partir de una red de colaboraciones científicas en la que se pretende identificar comunidades (digamos disciplinas o ámbitos de investigación) que tienen influencia destacable en la relaciones generadas, ya sean estas comunidades obvias o no.

Finalmente, otro enfoque totalmente diferente sería el que se origina en la literatura económica, y examina las consecuencias de las decisiones de relaciones de los agentes. La premisa básica es que los agentes eligen las relaciones con el fin de maximizar su bienestar. Éstos pueden ser individuos que eligen amistades (compañeros, coautores) que los hagan felices o los beneficien de alguna manera, o bien pueden ser empresas que eligen otras empresas con las cuales negociar. La cuestión es que los agentes no solamente se ven afectados por sus propias decisiones de con quién relacionarse (amigos), sino también por las elecciones que sus amigos hacen al respecto de con quién ser amigos. Lo que se desarrolla en los siguientes apartados incide directamente sobre esta perspectiva.

V. MICROFUNDAMENTOS DEL ANÁLISIS ECONÓMICO (MÉTRICO) (1)

Consideramos que la interacción social tiene lugar dentro de una red de *n* agentes. Un modelo de interacciones sociales estudia el comportamiento conjunto de los agentes que son miembros de esta red. El objetivo principal es describir probabilísticamente las opciones de los agentes, a las que nos referiremos mediante y_i, que se hacen a partir de un conjunto de resultados posibles Y_i. Para cada i, denotamos con y_{-i} las elecciones de otros agentes en la red, que son fuentes potenciales de interacciones sociales.

Cada agente en la red es descrito por un vector de atributos, digamos, $\mathbf{x}_i^*$. Este vector contiene atributos observables (a otros agentes y al economista) y atributos no observables relativos al agente i, así que $\mathbf{x}_i^* = [\mathbf{x}_i\ \mathbf{z}_i]$ donde **z** se refiere a un conjunto de atributos no observables.

Las elecciones del agente y_i, $i = 1,2,\ldots,N$ representan la maximización de alguna función de pago. Como representamos agentes económicos que interactúan a través de la red, es razonable considerar que una decisión pueda afectar a las acciones de otros agentes a través de los tres elementos clave que proporcionan los microfundamentos del problema de decisión: las *preferencias* (representadas por la función de pago y recolectada en el conjunto Y_i) y las *expectativas*; es decir, alguna estructura sobre las creencias que cada agente posee sobre comportamientos de otros en la red.

La función de pago es una función de utilidad para la cual la utilidad del agente depende de: (i) la

acción propia del individuo, (ii) atributos propios, (iii) acciones de los miembros de la red y (iv) atributos de dichos miembros. Una forma común de función de utilidad es

$$U_i = v_i(\boldsymbol{x}_i^*, \boldsymbol{x}_{-i}^*, \cdot)y_i - \frac{1}{2}y_i^2 + \beta \cdot f(y_i, y_{-i}, \cdot), \qquad [1]$$

donde $|\beta| < 1$.

v_i es la parte privada de la función de utilidad que depende de los atributos de los miembros, pero también (véase más abajo) en la red. El término medio refleja los costes privados de la acción. $f(\cdot)$ es un componente social de utilidad que depende de las acciones propias del agente, de las acciones de otros agentes y también (véase más adelante) de la estructura de la red.

En la parte privada de la función de utilidad, los efectos de red se denominan (véase Manski [1993]) *efectos contextuales* o *efectos exógenos*, capturando la influencia directa de los atributos de otros en las decisiones de la entidad *i*. En la parte social de la función de utilidad, las influencias de la red se conocen como *efectos endógenos* (también referidos como efectos de compañeros), capturando la influencia de las decisiones de los miembros de la red sobre las acciones propias del agente *i*.

La estructura de la red se introduce en la función de utilidad a través de las sociomatrices o matrices de adyacencia $\mathbf{W}_e$ (endógena) y $\mathbf{W}_x$ (exógena). Ambas matrices pueden ser iguales o pueden ser diferentes. Estas matrices se pueden redefinir para normalizar la información de sus filas y columnas.

Una formulación típica –y recientemente publicada– usando estas matrices es la de Blume *et al.* (2015):

$$v_i(\boldsymbol{W}_x, \boldsymbol{X}) = \boldsymbol{x}_i^* \gamma^* + \boldsymbol{W}_{x(i)} \boldsymbol{X} \delta$$

donde $\boldsymbol{X}$ es una matriz N x K de atributos de agentes conectados en la red y $\mathbf{W}_{x(i)}$ denota la fila i-ésima de la matriz. El segundo término captura los efectos contextuales (exógenos) sobre el comportamiento de *i.* Mientras que el primer término indica que la utilidad privada marginal es lineal en los atributos del individuo. Siempre que $\boldsymbol{x}_i^*$ incorpore características no observables (privadas) del agente i, es conveniente reescribir esa expresión de la siguiente manera:

$$v_i(\boldsymbol{W}_x, \boldsymbol{X}) = \boldsymbol{x}_i \gamma + \boldsymbol{W}_{x(i)} \boldsymbol{X} \delta + \boldsymbol{u}_i$$

donde $\mathbf{u}_i$ se refiere a un vector de atributos aleatorios a nivel individuo descriptivos del agente *i*, por lo que captura la heterogeneidad individual no observable para el analista. Para simplificar, muchos estudios suponen que solo hay un atributo observable y también una característica no observable, aunque no es obligatorio ya que los resultados son fácilmente generalizables. Para completar, obsérvese que $\boldsymbol{W}_{x(i)}\boldsymbol{X} = \sum_j w_{x,ij} X_j$ de modo que el producto puede ser entendido como un promedio ponderado contextual de los vectores de atributos de los agentes.

Por otro lado, el término $f(y_i, y_{-i}, \cdot)$ captura los efectos endógenos $f(y_i, y_{-i}, \boldsymbol{W}_e)$ y su forma depende de si modelizamos las interacciones sociales como resultados emergentes de las normas sociales o de complementariedades estratégicas. En particular, podemos considerar la acción media de los compañeros del agente *i*, que es

$$\boldsymbol{W}_{e(i)}\boldsymbol{y} = \sum_j w_{e,ij} y_j.$$

En este caso, el agente *i* puede obtener utilidad del siguiente tipo

$$f(y_i, y_{-i}, \boldsymbol{W}_e) = \boldsymbol{W}_e \boldsymbol{y} y_i = \sum_j w_{e,ij} y_j y_i$$

lo que implica que un agente obtiene satisfacción por unirse o coincidir (en su acción) con sus compañeros. Por tanto, la función de utilidad será

$$U_i = (yx_i + \delta \boldsymbol{W}_{x(i)}\boldsymbol{X} + u_i)y_i - \frac{1}{2}y_i^2 + \beta \cdot \boldsymbol{W}_{e(i)}\boldsymbol{y} y_i \qquad [2]$$

donde $|\beta| < 1$.

Simétricamente, el agente puede obtener desutilidad cuando no se adecúa con los miembros de la red, es decir, hay una presión social (norma social) para adecuarse, y por tanto la función de utilidad [1] se puede caracterizar como

$$U_i = (yx_i + \delta \boldsymbol{W}_{x(i)}\boldsymbol{X} + u_i)y_i - \frac{1}{2}y_i^2 + \frac{1}{2}\beta \cdot (y_i - \boldsymbol{W}_{e(i)}\boldsymbol{y})^2 \qquad [3]$$

donde $-1 < \beta < 0$. El último término es una distancia entre la acción del agente *i* y el promedio ponderado de los miembros en red.

Las funciones de utilidad dadas en las expresiones [2] y [3] y postulan la existencia de interac-

ciones sociales tanto endógenas como exógenas. Particularmente, la utilidad marginal asociada con un cambio en y_i aumenta con respecto a la acción media de los miembros de la red, $\boldsymbol{W}_e\boldsymbol{y}$. En las dos funciones de utilidad de [2] y [3], el parámetro β capta la intensidad o el alcance de cualquier interacción social endógena a través de la red:

$$\frac{\partial U_i}{\partial y_i \partial \boldsymbol{W}_e \boldsymbol{y}} = \beta$$

refleja que los efectos propios y de los compañeros son complementos.

Por otro lado, la utilidad marginal de y_i también varía con los atributos miembros:

$$\frac{\partial U_i}{\partial y_i \partial \boldsymbol{W}_x \boldsymbol{X}} = \delta$$

que indexa la fuerza de efectos exógenos o efectos contextuales. Se puede apreciar que este efecto es común a las dos configuraciones de utilidad, lo que sugiere que ambas caracterizaciones son, en este sentido, equivalentes.

En resumen, $U_i(y_i, y_{-i}, \cdot)$, en cualquiera de las configuraciones, muestra (y por tanto caracteriza) que la utilidad de un agente depende de su propia elección y de las opciones de los demás. Para buscar la mejor función de respuesta de cada agente, se considera que todas las acciones se eligen simultáneamente en un entorno donde la información es incompleta. Cada agente toma la decisión de maximizar la utilidad esperada dada su información privada y la información pública sobre otros, es decir, dado $[x, z_i] \in R^{N+1}$. Para formar creencias (expectativas) se considera que hay una distribución de probabilidad *a priori,* digamos μ, del conjunto de todos $[x, z_i]$, i = 1, ..., N. Entonces, una distribución condicional de μ dado $[x, z_i]$ refleja la creencia del agente i en los atributos o características de otros miembros de la red (ver Blume *et al.,* 2011, para más detalles sobre las formaciones de expectativas).

Para encontrar la mejor respuesta en este juego de información simultáneamente incompleto (véase Blume, *et. al.,* 2015), se requiere el concepto de equilibrio de Bayes-Nash. Una acción de equilibrio es tal que ningún agente puede aumentar su utilidad cambiando su acción dada las acciones de todos los demás agentes de la red, asumiendo que las creencias son correctas.

Precisamente, la condición de primer orden para la acción óptima con [1], dados los perfiles de estrategia de otros agentes, genera la siguiente función de mejor respuesta

$$y_i = \frac{\gamma}{1+\beta} x_i + \frac{\delta}{1+\beta} \boldsymbol{W}_x \boldsymbol{X} + \\ + \frac{\beta}{1+\beta} \boldsymbol{W}_e E(\boldsymbol{y}|\boldsymbol{x}) + \frac{1}{1+\beta} u_i. \qquad [4]$$

El modelo econométrico implícito inducido por la expresión [4] conduce, después de configurar o restringir las sociomatrices, al conocido modelo lineal en la medias introducido en la literatura por Manski (1993) y seguido por otros estudiosos. En particular, los modelos lineales en la medias tienen la siguiente sociomatriz (compartida) para cada miembro de la red:

$$w_{ij} = \begin{cases} (N-1)^{-1} & si\ i \neq j \\ 0 & si\ i = j \end{cases}$$

El observador tiene un conjunto de datos formado a partir de una muestra aleatoria de redes, por lo que es posible que los agentes pertenezcan a una red, pero no a otras, por lo que el agente *i* podría no estar en red con el agente *j*. Así pues, dada esta sociomatriz, el modelo [4] se reduce a

$$y_i = \frac{\gamma}{1+\beta} x_i + \frac{\delta}{1+\beta} \bar{x} + \\ + \frac{\beta}{1+\beta} E(\bar{y}|x) + \frac{1}{1+\beta} u_i \qquad [5]$$

donde las acciones de los agentes varían en función de la acción media de aquellos a quienes está directamente conectado, $\bar{y}$, de sus propios atributos observados, x_i, de los atributos medios de los pares directos, $\bar{x}$, y finalmente de los atributos no observados, u_i.

Resulta interesante destacar que el entorno o localización (esencialmente los vecinos, el barrio, la zona) también pueden servir como un medio para analizar los efectos sociales (véase Durlauf, 2004). Los modelos basados en el vecindario generan sociomatrices a partir de las ubicaciones relativas de los agentes (individuos o empresas). A diferencia de los agentes de modelos lineales en las medias, estos modelos no están divididos en estructuras que no se superponen; sin embargo, sí considera que un agente *i* pueda tener conexio-

nes con más de un vecindario y, por tanto, su influencia puede ser más extendida que otro agente con menos conexiones. Para este tipo de modelos la sociomatriz es de la siguiente forma

$$w_{ij} = \begin{cases} (n_h)^{-1} & si\ j \in n_h \\ 0 & si\ j \notin n_h \end{cases}$$

en la que n_h es el número de agentes en el vecindario h, que son agentes a los que está conectado un agente dado, digamos el agente *i*.

Los modelos lineales en la media (ya sea a través de vecindarios u otros canales) comparten las características de que las interacciones sociales se generan a través del nivel de promedios específicos de grupo y de que existe un solo tipo de conexión entre agentes. Los sociólogos han insistido en que vale la pena considerar redes sociales mucho más ricas de manera que la red permita heterogeneidad en las interacciones a través de pares de agentes. Diferentes tipos de conexiones en una red social tienen un impacto en los resultados potenciales de la red.

Las sociomatrices pueden hacer frente a esta demanda. El modelo lineal en las medias básico asume que **W** es binaria, simétrica, que los conectores de la red son bidireccionales y que hay transitividad en la estructura. Para este fin w_{ij} es 1 o 0. Para cada par de agentes *i* y *j*, $w_{ij} = 1$ si estos agentes están socialmente conectados y 0 de lo contrario. Sin embargo, **W** puede expresar especificaciones más ricas de las relaciones sociales al permitir que los elementos de la sociomatriz sean números reales arbitrarios. En tales modelos, el grado de influencia *j* en *i* se mide por la magnitud y el signo del número real w_{ij}.

Por ejemplo, las conexiones entre agentes pueden estar separadas en dos grupos, digamos, fuertes y débiles. El agente *i* puede tener un número dado de conexiones débiles, n_{iW}, y conexiones fuertes n_{iS}. Entonces, la sociomatriz tiene la siguiente forma

$$\begin{cases} (n_{iW}+n_{iS})^{-1} & si\ j\ está\ débilmente\ conectado\ con\ i \\ \theta\,(n_{iW}+n_{iS})^{-1} & si\ j\ está\ fuertemente\ conectado\ con\ i \\ 0 & en\ cualquier\ otro\ caso \end{cases}$$

donde el parámetro θ es una tasa indicativa de la fuerza de conexiones fuertes respecto de las conexiones débiles.

La ecuación de comportamiento [4] proporciona también un puente intuitivo entre la interacción social y la interacción espacial. Tal ecuación puede ser interpretada como un modelo espacial autorregresivo (SAR) con un desfase espacial. De hecho, la sociomatriz $\mathbf{W}_e$ podría capturar la fuerza de las interacciones sociales entre dos agentes, pero también el efecto de cualquier clase de distancia social o geográfica. Esta relación ha sido defendida en Lee (2007), Bramoullé *et al.* (2009) y Lee *et al.* (2010), permitiendo una estructura social también en el término de error. En particular, las autocorrelaciones de tipo espacial en los errores suponen que el vector de *shocks*, para un agente dado de un grupo dado, consiste en la suma de afectos fijos específicos de grupo y un componente estocástico específico de grupo. Tales relaciones de grupo se caracterizan por otra sociomatriz, digamos $\mathbf{W}_u$, coincidente o no con $\mathbf{W}_x$ y/o $\mathbf{W}_e$.

Identificación económica

Hemos comentado anteriormente que la ecuación de equilibrio de Bayes-Nash [4] abarca una rica variedad de estructuras o tipos de red, lo que de hecho indica que los modelos lineales, como los que se estudian y aplican en la literatura, tienen un fundamento de comportamiento económico. Aunque esta fundamentación microeconómica es importante, los investigadores han centrado más su atención en analizar en qué circunstancias (condiciones) se identifican los modelos implicados por [4].

La identificación es central en estos tipos de modelos, por lo que vale la pena ampliar un poco más su tratamiento antes de entrar en los detalles econométricos. En esencia, la identificación significa la capacidad de recuperar (α, δ, γ) a partir del conjunto de observables. En este entorno micromotivado, esto implica identificar los parámetros de la función de utilidad. Escribamos el modelo de [4] en forma matricial

$$\boldsymbol{y} = \gamma^* \boldsymbol{X} + \delta^* \boldsymbol{W}_X \boldsymbol{X} + \beta^* \boldsymbol{W}_e E\,(\boldsymbol{y}\,|\,\boldsymbol{x}) + \tilde{\boldsymbol{u}}$$

Siempre que se observe el vector **y**, el analista se enfrenta al siguiente modelo de muestreo análogo

$$\boldsymbol{y} = \gamma^* \boldsymbol{X} + \delta^* \boldsymbol{W}_X \boldsymbol{X} + \beta^* \boldsymbol{W}_e \boldsymbol{y} + \tilde{\boldsymbol{u}}$$

que puede resolverse en **y**

$$\boldsymbol{y} = (\boldsymbol{I} - \beta^* \boldsymbol{W}_e)^{-1}(\gamma^* \boldsymbol{X} + \delta^* \boldsymbol{W}_X \boldsymbol{X}) + (\boldsymbol{I} - \beta^* \boldsymbol{W}_e)^{-1} \tilde{\boldsymbol{u}}$$

A continuación, supongamos, por simplicidad, que las sociomatrices son las mismas y que solo hay efectos endógenos en el modelo. La última ecuación entonces se simplifica

$$\boldsymbol{y}=(\boldsymbol{I}-\beta^{*}\boldsymbol{W})^{-1}(\gamma^{*}\boldsymbol{X})+(\boldsymbol{I}-\beta^{*}\boldsymbol{W})^{-1}\tilde{\boldsymbol{u}} \qquad [6]$$

Si consideramos la expansión en serie habitual

$$(\boldsymbol{I}-\beta^{*}\boldsymbol{W})^{-1}=\sum_{k=0}^{\infty}\beta^{*k}\boldsymbol{W}^{k}$$

y la introducimos en [5] se tiene

$$\boldsymbol{y}=\sum_{k=0}^{\infty}\beta^{*k}\boldsymbol{W}^{k}(\gamma^{*}\boldsymbol{X})+\sum_{k=0}^{\infty}\beta^{*k}\boldsymbol{W}^{k}\tilde{\boldsymbol{u}}$$

que operando se puede expresar del siguiente modo

$$\boldsymbol{y}=\gamma^{*}\boldsymbol{X}+\left[\beta^{*}\gamma^{*}\sum_{k=0}^{\infty}\beta^{*k}\boldsymbol{W}^{k+1}\right]\boldsymbol{X}+\left[\sum_{k=0}^{\infty}\beta^{*k}\boldsymbol{W}^{k}\right]\tilde{\boldsymbol{u}}$$

La última expresión muestra el *efecto del multiplicador social*, comentado en el ejemplo de la introducción, y sirve para poner de manifiesto la importancia de los efectos de las redes. Consideremos para ilustrarlo una política (pública o privada) que aumenta en *d* el valor de x_i correspondiente al agente i-ésimo. El cambio afecta, en primer lugar, al resultado directo del agente i-ésimo en $d\gamma^{*}$. Entonces, los contactos (en red) del agente i-ésimo reaccionarán como mejor respuesta (reacción) contribuyendo al aumento en el resultado experimentado por el agente i-ésimo, y ,por tanto, todos los contactos (amigos) del agente experimentarán una variación del resultado, en concreto de $d\gamma^{*}\beta^{*}\boldsymbol{W}$. Como consecuencia de esta segunda ronda de reacciones, los amigos de los amigos del agente *i* cambian (como mejor respuesta) sus resultados por $d\gamma^{*}\beta^{*2}\boldsymbol{W}^{2}$. En general, en la k-ésima ronda de efectos, el cambio será $d\gamma^{*}\beta^{*(k-1)}\boldsymbol{W}^{(k-1)}$. El efecto a largo plazo o completo del cambio inicial en x_i sobre la respuesta óptima será

$$d\gamma^{*}(\boldsymbol{I}-\beta^{*}\boldsymbol{W})^{-1}$$

que tiene el significado de multiplicador social.

Obsérvese que de acuerdo con la noción de multiplicador social, los responsables de la formulación de políticas pueden aprovechar la estructura de la red social **W** para orientar eficazmente las intervenciones; pueden hacerlo a bajo coste, siempre y cuando el coste de perturbación x_i no varíe con i. Para que este resultado sea operativo, es preciso que los efectos endógenos (pero también los exógenos) puedan ser identificados y distinguidos de otras fuentes de heterogeneidad. Dicho de otra manera, los resultados de los miembros en una red común tienden a covariar. Aislar (identificar) la verdadera naturaleza de esta covarianza, ya sea a partir de efectos desbordamiento o de la propia heterogeneidad es útil. La distribución de los resultados únicamente puede modificarse añadiendo o eliminando los enlaces de las redes, siendo entonces una potencial herramienta política de bastante calado.

En paralelo, se aprecia el importante papel de las sociomatrices. Como en el contexto de la econometría espacial y la estadística espacial, las sociomatrices han sido consideradas como piezas centrales de análisis y, en general, se las ha considerado como información dada para el investigador o el analista. Es posible que las sociomatrices sean escogidas por razones teóricas, pero también es posible que sean solo construcciones empíricas. Por tanto, es una suposición común considerar la matriz **W** como dada.

El hecho de que la gran mayoría de los estudios aplicados y teóricos hayan considerado que $\mathbf{W}_e$ y $\mathbf{W}_x$ sean la misma constituye, *a priori,* una limitación, porque no está suficientemente justificado por qué las ponderaciones deben coincidir. Por otra parte, parece más factible obtener información sobre la matriz de efectos exógenos, $\mathbf{W}_x$, que para $\mathbf{W}_e$, que captura una propensión primitiva a actuar de manera similar a otros. A veces se puede pensar que $\mathbf{W}_x$ se forma a partir de algún tipo de distancia (social o incluso física). La investigación teórica reciente sobre cómo identificar el modelo consiste en buscar las restricciones que permiten la identificación cuando solo hay conocimiento de $\mathbf{W}_x$, pero no de $\mathbf{W}_e$.

La distinción entre $\mathbf{W}_e$ y $\mathbf{W}_x$ está bien establecida en un contexto de econometría espacial y, lo que es más importante, esta literatura ha tratado recientemente con el tema de sociomatrices desconocidas, precisamente indicando que bajo ciertas condiciones no necesariamente tienen que ser completamente conocidas. En la práctica, el observador-investigador tiene información sobre las conexiones entre individuos o empresas, pero no las sociomatrices mismas. En este contexto, el investigador necesita interpretar los datos sobre conexiones directas en términos de sociomatrices. Consideremos, por ejemplo, el caso de un conjunto de datos formado a partir de una encuesta en la que los encuestados indican a quien están conec-

tados, pero no los pesos correspondientes a cada relación. Una vez más, este hecho resalta el vínculo entre la literatura econométrica para las redes y la literatura econométrica espacial.

Identificación econométrica

Como se ha indicado, en las últimas décadas ha habido un resurgimiento del interés por la interacción social, los efectos de vecindad y las dinámicas sociales, lo que ha impulsado la investigación sobre el tema. Al mismo tiempo, la literatura aplicada ha recibido un fuerte impulso, especialmente después de los trabajos seminales de Manski (1993), Brock y Durlauf (2001) y Moffit (2001). El primero de ellos acuñó el término «problema de reflexión» que aparece cuando, observando el comportamiento de una población, intentamos inferir si el comportamiento en un grupo influye en las decisiones de los individuos que forman parte del mismo grupo. Es difícil desentrañar si el comportamiento colectivo del grupo está causando las decisiones de los individuos o el primero es un mero reflejo de estas últimas. Este problema aparece explícitamente en la ecuación [4], donde $E(\boldsymbol{y}|\boldsymbol{x})$ integra y_i, y ha sido la razón de una discusión econométrica intensa.

Una consecuencia de la reflexión es que hace que el modelo no sea identificado, a menos que las investigaciones introduzcan información adicional. La identificación es problemática en este tipo de modelos y debe ser revisada caso por caso. Por ejemplo, el problema con el ejemplo de (5) es que la media condicional de y es proporcional a las características medias de los agentes en la red, $E(\boldsymbol{y}|\boldsymbol{x})=(\gamma+\delta)\,E(\boldsymbol{x})$. Para romper con esta restricción se necesitaría más heterogeneidad en la forma, por ejemplo, de una muestra hecha de varias redes, una secuencia de sociomatrices con pesos diferentes de [5], no linealidades (Brock y Durlauf, 1995) o recurrir directamente a la aproximación experimentalista (Keane, 2010).

El problema de identificación está estrechamente relacionado con la forma en que los individuos interactúan. Podemos distinguir dos enfoques principales: a través de las redes sociales (una estructura hecha de nodos, individuos, que están atados por algún tipo específico de dependencia como la amistad, la colaboración científica, la ubicación espacial, etc.) o en grupos (hay una partición de la población en subconjuntos para que cada individuo se vea afectado por todos los demás en su grupo, pero ninguno fuera de él; los ejemplos clásicos son compañeros en un aula o patrones de segregación). Como se muestra en Bramoullé *et al.* (2009), la identificación es más fácil en el caso de la interacción grupal donde, en general, basta con que al menos dos grupos tengan diferentes tamaños (por supuesto, debe haber efectos sociales en el modelo). Esta es su proposición 2, donde la identificación surge debido al impacto de los tamaños de grupo en los coeficientes de forma reducida dentro de cada grupo. En el caso de la interacción a través de las redes sociales y de acuerdo con la proposición 3 de Bramoullé *et al.* (2009), las condiciones son también la existencia de interacciones sociales y además la restricción que la sociomatriz endógena, $\mathbf{W_e}$, su cuadrado, $\mathbf{W_e}^2$ y la matriz identidad, $\mathbf{I}$, sean linealmente independientes. En este caso, la identificación surge del uso de variables instrumentales construidas como potencias de la sociomatriz que multiplican las variables de x. Una condición suficiente es la existencia de tríadas intransitivas en la red que implican que los amigos de los amigos no son necesariamente mis amigos o que los vecinos de los vecinos no son necesariamente mis vecinos. El trabajo reciente de Blume *et al.* (2015), precisamente muestra que esta independencia es la norma más que excepción.

VI. CONCLUSIONES

Uno de los principales puntos que destaca este trabajo es que el tratamiento econométrico del análisis de la red social (interacción) es muy similar a lo que habitualmente se denomina econometría espacial. La naturaleza misma de los modelos de interacción social y la economía espacial tienen un origen común, a saber, el multiplicador social. La distancia puede entenderse en términos físicos, pero no solo. Las distancias sociales, como un término que incluye nociones como distancias políticas, lingüísticas, cognitivas y genéticas –entre otras– son elementos centrales y comunes de la econometría espacial y el análisis de redes sociales. Esto explica que ambas líneas de investigación, aunque a través de diferentes vías, han llevado a compartir las principales cuestiones técnicas, como por ejemplo el papel de las sociomatrices de tipo W, y las preocupaciones de identificación.

Hay varias cuestiones que son relevantes y no se han desarrollado. Por un lado, está el hecho singular de que el análisis de redes ha desarrollado su *software* específico. Por otro, está el hecho de cómo seleccionar el modelo de red y cómo estimarlo. El lector interesado puede completar la lectura de estos aspectos y otros en la obra editada de Commendatore *et al.* (2016).

NOTAS

(*) Especialmente estoy agradecido a mi coautor en estos y otros tópicos, Jesús Mur, por su contrastada generosidad intelectual.

(1) En este apartado se sigue la exposición de Matilla-García y Mur (2016).

BIBLIOGRAFÍA

Atalay, E.; Hortacsu, A.; Roberts, J., y C. Syverson (2011), «Network Structure of Production», *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 108: 5199-5202.

Benhabib, J.; Bisin, A., y M. Jackson (eds.) (2011), *Handbook of Social Economics*, vol. 1, Elsevier, North-Holland.

Blume, L. E.; Brock, W. A.; Durlauf, S. N., y Y. M. Ioannides (2011), «Identification of Social Interactions», en *Handbook of Social Economics*, ed. by Benhabib, J. Bisin, A. and Jackson, M. Volume 1, 853-964.

Blume, L. E.; Brock, W. A.; Durlauf, S. N., y R. Jayaraman (2015), «Linear social interactions models». *Journal of Political Economy*, 123: 444-96.

Bramoullé, Y.; Djebbari, H., y B. Fortin (2009), «Identification of peer effects through social networks», *Journal of Econometrics*, 150: 41-55.

Brock, W., y S. Durlauf (1995), «Discrete Choice with Social Interactions I: Theory», *Working paper* 5291, Madison: Social Science Research Institute.

— (2001), «Interactions-base models», en Heckman, J. J., Leamer, E. E. (eds.): *Handbook of Econometrics*, North-Holland, Amsterdam, pp. 3297-3380.

Commendatore, P.; Matilla-García, M.; Varela, L. M., y J. S. Cánova (2016), «Complex Networks and Dynamics», *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*, Springer Verlag, Suiza.

Duesenberry, J. S. (1949), *Income, Saving, and the Theory of Consumer Behavior*, Harvard University Press, Cambridge.

Durlauf, S. (2004), «Neighborhood Interactions», en *Handbook of Regional and Urban Economics* 4.

Fafchamps, M., y S. Lund, (2003), «Risk Sharing Networks in Rural Philippines», *Journal of Development Economics*, 71: 261-287.

Hsieh C.-S., y L. F. Lee (2014), «A Social Interactions Model With Endogenous Friendship Formation and Selectivity», *Journal of Applied Econometrics*, doi: 10.1002/jae.2426

Keane, M. P. (2010), «Structural vs. Atheoretic Approaches to Econometrics», *Journal of Econometrics*, 156: 3-20

Lee, L. (2007), «Identification and estimation of econometric models with group interactions, contextual factors and fixed effects», *Journal of Econometrics*, 140: 333-374

— (2010), «Identification and estimation of econometric models with group interactions, contextual factors and fixed effects», *Econometrics Journal*, 140: 333-74.

Lee, L. F., y J. Yu (2010a), «A dynamic panel estimator with both fixed and spatial effects», *Econometric Theory*, 26: 564-597

— (2012), «QML Estimation of Spatial Dynamic Panel Data Models with Time Varying Spatial Weights Matrices», *Spatial Economic Analysis*, 7: 31-74.

Lee, L. F.; Liu, X., y X. Lin (2010b), «Specification and estimation of social interaction models with network structures», *The Econometrics Journal*, 13: 145-176.

Leibenstein, J. (1950), «Bandwagon, Snob, and Veblen Effects in the Theory of Consumer's Behavior», *Quarterly Journal of Economics*, 44: 183-207.

Liu, X., y L. F. Lee (2010), «GMM estimation of social interaction models with centrality», *Journal of Econometrics*, 159: 99-115.

Manski, C. (1993), «Identification of Endogenous Social Effects: The Reflection Poblem», *The Review of Economic Studies*, 60: 531-542.

Matilla-García, M., y J. Mur (2016), «Econometric aspects of social networks», en: Commendatore P. *et al. Complex networks and dynamics, Lectures Notes in Economics and Mathematical Systems*, Springer, Suiza: 65-91.

Moffitt, R. A. (2001), «Policy interventions, low-level equilibria, and social interactions», en: Durlauf, S., Young, H.P. (eds.): *Social Dynamics*. MIT Press, Cambridge: 45-82.

Schelling, T. (1971), «Dynamic Models of Segregation», *Journal of Mathematical Sociology,* 1: 143-86.

— (1972), «A Process of Residential Segregation, Neighborhood Tipping», en *Racial Discrimination in Economic Life*, ed. by A. Pascal. Lexington, MA.

— (1978), *Micromotives and Macromotives*, Norton, Nueva York.

Veblen, T. (1934): *The Theory of Leissure Class: An Economic Study of Institutions*, Modern Library, Nueva York.

ESPECIFICANDO MATRICES DE PONDERACIONES SOCIALES PARA REDES DE INVESTIGADORES: EL CASO DE LOS ECONOMISTAS ACADÉMICOS

Katarina ZIGOVA (*)

Universidad de Constanza

Resumen

Este artículo muestra cómo se pueden utilizar redes de colaboración y redes de citas para especificar las matrices de ponderaciones sociales en relación con una comunidad de investigadores. Para ello, se utilizan dos conceptos competidores –*comunicación* y *comparación*–, que funcionan a modo de vehículos por los que el medio social ejerce influencia en el comportamiento individual. La autora argumenta que, en el caso de las redes de investigación, la colaboración captura el canal *comunicación*, mientras que la cita captura el canal *comparación*. Además, opina que este último concepto podría ser el principal determinante social de la productividad investigadora de los individuos, y sugiere una matriz de ponderaciones sociales de referencia basada en dicho principio. A continuación, procede a testar dicha matriz de referencia con varias especificaciones alternativas utilizando un modelo de comparación bayesiana, concluyendo que la matriz de referencia ofrece mejores resultados que las especificaciones alternativas. Esta conclusión respaldaría las teorías socioeconómicas que subyacen a la especificación de la matriz de ponderaciones sociales de referencia.

Palabras clave: redes de colaboración y citación, matriz de ponderaciones sociales, autocorrelación por la red, productividad investigadora.

Abstract

This paper shows how collaboration and citation networks can be used to specify social weight matrices for a community of researchers. I use two competing theories of social influence on individual behavior, namely communication and comparison. I argue that in research networks collaboration captures communication, while citation captures comparison. I further argue that the comparison principle is likely to be the main social driver of individual research productivity and suggest a benchmark social weight matrix based on this principle. I test the benchmark matrix against several alternatives using a Bayesian model comparison procedure and conclude that the benchmark matrix outperforms alternative specifications. This result lends support to socio-economic theories underling the benchmark specification of the social weight matrix.

Key words: collaboration and citation networks, social weight matrix, network autocorrelation, research productivity.

JEL classification: C21, D83, I23.

I. INTRODUCCIÓN

El establecimiento de redes relacionales o de contactos (*networking*) es un fenómeno inherente a toda comunidad social. El análisis de redes sociales reconoce que el comportamiento y las creencias de un individuo se ven influidos por el comportamiento y las creencias de los demás individuos, especialmente por aquellos que están directamente relacionados con él. Esta influencia o efecto de la red recibe diversas denominaciones, tales como *contagio social* (p. ej., Leenders, 2002), *efecto social* (p. ej., Manski, 1993), *efectos interpares* o *vecindad* (p. ej., Moffit, 2001), así como muchos otros términos alternativos que invariablemente hacen alusión al efecto que las interrelaciones sociales tienen sobre el comportamiento de los individuos. En el presente trabajo, nos centramos en las representaciones de las redes de investigación en forma de matriz.

Dentro de la comunidad investigadora, las redes surgen de forma espontánea debido a la existencia de numerosos temas de interés común en los que los investigadores colaboran. De hecho, la coinvestigación se ha vuelto más frecuente en las últimas décadas (p. ej., Laband y Tollison, 2000; Bosquet y Combes, 2013). La investigación conjunta puede comenzar como un intercambio informal de ideas, adoptar más tarde la forma de debates estructurados sobre áreas de mutuo interés a investigar, y traducirse finalmente en una colaboración propiamente dicha. Idealmente, esta clase de interacción desemboca en una publicación conjunta. El conjunto de todas las actividades colaborativas en una comunidad investigadora articula una red en la que los nodos están constituidos por los investigadores, y las coautorías representan los vínculos entre ellos. Las publicaciones conjuntas proporcionan una definición precisa de los lazos que se desarrollan en el seno de la red (Newman, 2001a), los cuales contrastan claramente con el concepto más etéreo de «contacto» o «amigo» que caracteriza a las redes sociales virtuales.

En el mundo de la investigación, además de las interrelaciones bilaterales o multilaterales, también tienen importancia las interacciones unilaterales, es decir, la asimilación y adopción de la literatura ya existente. Esta clase de interacción puede (y, con frecuencia, es así) excluir el contacto personal y está, asimismo, exactamente definida a través de las referencias. Las citas son vínculos explícitos que se establecen entre dos estudios que comparten algún contenido importante (Hummon y Doreian, 1989). Frente al carácter bidireccional de los vínculos entre los coautores, las citas son «unidireccionales», esto es, al citar publicaciones de otro investigador, no tiene por qué haber reciprocidad por parte del citado.

Las publicaciones son un indicador de la productividad individual. Ello facilita que la productividad pueda ser objeto de medición. Los modelos econométricos sobre los efectos de la red (p. ej., Marsden y Friedkin, 1993) ofrecen un medio para analizar el efecto de las interacciones de red sobre las variables de resultado observables, como la productividad investigadora. La clave en estos modelos econométricos radica en cómo definir la denominada matriz de ponderaciones **W**, que operacionaliza las relaciones de influencia generadas a lo largo y ancho de la red (Leenders, 2002; Corrado y Fingleton, 2012).

En este estudio, demostramos cómo es posible derivar la especificación de una matriz de ponderaciones sociales a partir de una estructura de redes sociales dada, aplicando las teorías de *comunicación* y de *comparación* procedentes de la sociología. Para ilustrar este enfoque, nos basamos en el comportamiento documentado de colaboración y citación de todos los economistas adscritos a una universidad o un instituto de investigación en Austria, Alemania y la zona germanófona de Suiza. Para ello, hemos revisado los trabajos publicados en revistas por dichos economistas durante el período 2000-2010.

La estructura de las redes de colaboración de los investigadores ha sido estudiada en muchas disciplinas, empezando por Newman (2001a, 2001b, 2004), que analizó patrones de colaboración en las áreas de las matemáticas, la física y la biología. Otros ejemplos incluyen la filosofía y la psicología (Cronin, Shaw, y La Barre, 2003), la sociología (Moody, 2004), la economía (Goyal, van der Leij, y Moraga-González, 2006), y las ciencias de la empresa (Acedo *et al*., 2006). Por oposición a los estudios sobre redes de colaboración, los estudios sobre redes de citación no se enfocan en aspectos estructurales. Se originaron a partir de las ciencias de la información, y su objetivo consiste en identificar los estudios más influyentes. De ahí que la mayoría de los estudios que analizan las redes de citación enlacen artículos (o revistas), en lugar de individuos. Un ejemplo clásico y bien conocido es el estudio de Derek J. de Solla Price (1965) que analiza la red mundial de citas de artículos científicos a través de la base de datos Science Index Citation de Garfield de 1961 (Garfield, 1963). Hummon y Doreian (1989) utilizan la red de citas de publicaciones para investigar la secuencia cronológica de los estudios que condujeron al descubrimiento de la estructura del ADN. La investigación más reciente realizada por White, Wellman y Nazer (2004) se acerca más al enfoque seguido en el presente trabajo. En ella analizan la evolución del patrón de citación entre 16 investigadores internacionales (procedentes de siete disciplinas), todos los cuales trabajan en un proyecto común.

En el presente estudio, la red es vista como un *input* intermedio para operacionalizar la matriz de ponderaciones sociales. Nos apoyamos para ello en conceptos de influencia social, los cuales distinguen entre contagio vía *comunicación* y contagio vía *comparación* (Leenders, 2002). En la comunidad investigadora, el contagio vía *comunicación* tiene lugar cuando dos o más investigadores colaboran entre sí. El concepto de comunicación asume un contacto directo entre varios individuos en aras de un objetivo común. Además, dicho contacto es siempre mutuo. En cambio, la idea del contagio social vía *comparación* no implica contacto directo entre los individuos, sino que presupone que estos imitan el comportamiento de otros individuos con una imbricación similar a la suya en la red. Empleamos la red de citación como representación del contagio vía *comparación*, y argumentamos que los investigadores utilizan las citas como medio para alinear su trabajo investigador al de los autores citados por ellos. Burt (1987, 2010) demuestra que, en entornos competitivos, la *comparación* es el determinante principal del contagio en las redes. Este hallazgo es directamente aplicable al entorno universitario, dada la evidencia abrumadora a favor de una elevada competitividad entre los investigadores (Stephan, 2010). Por tanto, exploramos las redes de colaboración y citación para una misma comunidad investigadora a fin de poder comparar la importancia relativa de los dos tipos de efectos de red. Además, estas dos redes, representativas de los conductos *comunicación* y *comparación* que inciden en la productividad investigadora, nos permiten construir la representación de la matriz subyacente.

A las matrices basadas en estas redes se las denominará en el presente trabajo «matrices de ponderaciones sociales» pues, técnicamente, se corresponden con la matriz de ponderaciones espaciales (1). Siguiendo la tradición, usamos la letra *W* (por ***w****eight*, «ponderación» en inglés) para designar la matriz de ponderaciones. *W* es una matriz cuadrada y, en el caso que nos ocupa, de tamaño igual al de la red. El elemento *i, j*-ésimo de esta matriz mide la proximidad entre el nodo *i*-ésimo y el *j* -ésimo. El análisis econométrico de los efectos de red utiliza el mismo aparato matemático que la econometría espacial, con la diferencia de que en lugar de unidades geográficas tenemos individuos, y la matriz *W* replica la estructura de red que subyace a estos. Una de las cuestiones que se afrontan al resolver un problema de autocorrelación por la red (o, para el caso, un modelo econométrico espacial) estriba en seleccionar, de entre un universo de matrices de ponderaciones compatibles con las conceptualizaciones teóricas, aquella matriz que de hecho determina el proceso de autocorrelación social observado.

El enfoque econométrico espacial estándar que se sigue para seleccionar la matriz de ponderaciones es testar varias matrices razonables mediante pruebas o contrastes estadísticos (p. ej., LeSage y Pace, 2009: cap. 6). En respuesta a los argumentos críticos que reclaman un enfoque más sustantivo en la especificación de *W* (Corrado y Fingleton, 2012), hemos seguido un enfoque inverso: especificamos la matriz de ponderaciones sociales **W** de referencia que es compatible con el concepto *comparación*, es decir, con la naturaleza competitiva de la producción de artículos de investigación. Al operacionalizar la matriz **W** de referencia, incorporamos además la idea sociológica relativa a la distancia sociométrica y tenemos en cuenta la intensidad de las conexiones bilaterales entre los individuos. Para determinar la bondad estadística de la **W** de referencia, a continuación se especifican cinco matrices alternativas, cada una de las cuales proviene de relajar un criterio impuesto sobre la matriz **W** de referencia. Por último, aplicamos un enfoque de modelo de comparación bayesiana (LeSage y Pace, 2009) al objeto de testar la eficacia de la matriz **W** de referencia y compararla con las alternativas. La matriz de referencia demuestra ser superior a todas las especificaciones alternativas en cuatro tipos de modelos econométricos espaciales. Este resultado apoya la tesis de que la *comparación*, y de un modo más general la competencia, es el motor social determinante de la productividad investigadora.

El artículo se estructura conforme se detalla a continuación. En la siguiente sección, se presentan y visualizan las propiedades de las redes de colaboración y citación del conjunto de investigadores considerado. En la tercera sección, se justifica la elección de la matriz de ponderaciones **W** de referencia y se establecen las alternativas. A continuación, en la cuarta sección se compara la eficacia de la matriz de ponderaciones de referencia con las alternativas. La última sección se ocupa de las conclusiones.

II. REDES DE INVESTIGADORES: ANÁLISIS DESCRIPTIVO

En el entorno de la investigación académica tiene lugar una variedad de interacciones sociales tanto formales como informales. Ya a principios de los años setenta (Crane, 1972: cap. 3) se identificaron cuatro grandes tipos de interacciones sociales en el seno de la comunidad investigadora: debates informales de investigación, publicaciones conjuntas, relaciones docente-alumno, e influencia ejercida por las publicaciones de otros científicos en la elección de proyectos y técnicas de investigación. Todas estas interrelaciones, en caso de documentarse debidamente, pueden verse como articuladoras de una red (social) en la que los nodos representan a los investigadores, mientras que los vínculos entre ellos se ilustran en forma de relaciones. Las relaciones informales son más difíciles de registrar que las formales porque los investigadores, aun cuando respondan al cuestionario formulado, podrían no recordar a todas las personas con las que debatieron sobre su investigación. Crane (1972), por ejemplo, observó en su muestra de matemáticos y sociólogos que, al preguntárseles sobre las personas que habían influido en su trabajo, el 70 por 100 de los nombres aportados se reflejaban en sus citas. De igual modo, Melin y Persson (1996) estudiaron la colaboración entre investigadores en la Universidad de Umea (Suecia), y descubrieron que solo un 5 por 100 de la colaboración investigadora no desembocaba en una publicación. Estos hechos nos permiten concentrarnos en las interacciones sociales engendradas por dos vías: la de la colaboración, que cristaliza en coautorías, y la de las citas, pues dichas interacciones capturan la práctica totalidad de los lazos sociales que se generan en el mundo de la investigación.

A la red basada en las coautorías nos referiremos como la red de colaboración. Los nodos están formados por los investigadores, y los vínculos entre ellos expresan las coautorías publicadas. Probablemente, el autor que con más intensidad se

ha dedicado al estudio de las redes de colaboración científica es Newman (p. ej., 2001a), constatando que los vínculos colaborativos son consistentes, en el sentido de que cada vínculo está bien documentado y todos son del mismo tipo (2). Las redes de citación también son consistentes en este mismo sentido: las referencias son fácilmente observables y del mismo tipo. Las redes de colaboración y citación son, por tanto, fáciles de manejar, ya que pueden representarse mediante lo que se conoce como la matriz de contigüidades $A=a_{ij}, \forall ij$. Si la matriz A representa una red de colaboración, el elemento $a_{ij}=a_{ji}=1$ si existe un vínculo colaborativo entre i y j, y 0 en caso contrario. La matriz de contigüidades A de una red de citación es, en general, no simétrica, puesto que en ella el elemento $a_{ij}=1$ si i cita a j, pero $a_{ji}=1$ implicaría que j también cita i (lo que no tiene por qué ocurrir).

El presente estudio se basa en los registros de publicaciones de todos los economistas académicos adscritos a universidades o institutos de investigación en Austria, Alemania y las regiones germanófonas de Suiza. La fuente de la que se han obtenido los datos es la base de datos donde se registran todas las investigaciones (3). Esta base de datos comprende, además de los economistas del ámbito académico, los investigadores del campo del *management* (gestión de empresas) y las finanzas. Por un lado, registra las características individuales de los científicos relevantes, como edad, sexo, título de doctorado o no, cohorte, universidad donde realizó el doctorado, y campo de investigación. Por otro lado, proporciona información relativa a los artículos que cada científico ha publicado en revistas, como el nombre de la revista, el año de publicación, el título y los (co)autores. La base de datos está auspiciada por la Asociación de Economía alemana (4) y se utiliza para elaborar los *ránking* que publica el periódico económico alemán *Handelsblatt*. No obstante, su principal finalidad es apoyar la investigación bibliométrica (5).

Para los estudios sobre redes, es importante que todos los sujetos pertenecientes a la red objeto de análisis se incluyan en la representación empírica. Al incluirse todas las unidades, ya no se trata de una muestra aleatoria, por lo que nos referiremos a ella con el término «conjunto», en lugar de muestra. El conjunto de datos analizado se compone de los 1.572 economistas académicos con grado de doctor o superior que trabajaban en los países germanófonos a finales de 2010. Se compilaron las redes sociales de dichos economistas a partir de 13.242 artículos publicados por ellos en revistas especializadas durante el período 2000-2010. En adelante, para identificar en el presente trabajo a estos individuos o a sus publicaciones, utilizaremos el adjetivo «relevante».

1. Red de colaboración

Para la red de colaboración, se recopilaron las colaboraciones entre los economistas relevantes tal y como se documenta en sus publicaciones. El promedio de publicaciones por individuo es de alrededor de 10,3 con una desviación típica de 12,9. Cerca del 35 por 100 de estas publicaciones tienen un único autor, un 45 por 100 son coautorías con un economista externo al conjunto relevante y el 20 por 100 restante contienen vínculos de coautoría con economistas relevantes. Solo se utilizan estas coautorías relevantes para construir la red de colaboración. Pese a que el porcentaje del 20 por 100 pueda parecer bajo, aun así incluye a 1.036 (66 por 100) individuos en la red con casi 3.500 vínculos de colaboración entre ellos. Cerca de 2.000 de dichos vínculos conectan a los mismos dos investigadores, de modo que, en total, la red de colaboración consiste en 1.544 vínculos únicos no direccionados. La red se subdivide en varios componentes: el de mayor tamaño, también denominado el componente gigante, comprende al 54 por 100 de los economistas relevantes; además, hay 75 componentes más pequeños. Junto a ellos, existen 536 vértices aislados, que representan a investigadores que solo han publicado con coautores externos al conjunto de economistas relevantes (54 por 100), investigadores que solo han publicado estudios bajo su propio nombre (18 por 100), e investigadores que o bien no han publicado ningún artículo en revistas especializadas (11 por 100) o bien no lo hicieron durante el período considerado (17 por 100) (6). Los nodos de un grafo difieren en el número de vínculos colaborativos de cada investigador, es decir, en el número de aristas de un nodo, lo que también se conoce como «grado» o «valencia» en análisis de redes. El 6 por 100 superior de individuos con alto grado (ocho o más), se encuentran localizados en puntos más centrales. Dicho rol puede demostrarse excluyendo del grafo a estos individuos altamente conectados. En tal caso, el componente gigante se desagrega en más de 90 componentes más pequeños.

2. Red de citación

Para construir la red de citación, se recopilaron los vínculos por citas entre las publicaciones de los

economistas relevantes durante el período 2000-2010, utilizando datos de citación procedentes de la base de datos RePec (7). Alrededor de 4.500 de las publicaciones relevantes contienen citas a otro artículo publicado por un miembro de la red. Alrededor de 1.200 citas conectan al mismo par de autores, de modo que, en total, la red de citación se compone de unos 3.300 vínculos únicos direccionados. Comparada con la red de colaboración, la red de citación es, por tanto, mucho más densa. Esto es lo que cabría esperarse, ya que la incidencia de la citación es mucho mayor que la incidencia de la colaboración. Como resultado, solo hay nueve componentes más pequeños además del componente gigante. En comparación con la red de colaboración, hay más vértices aislados (668) que contienen economistas que no publicaron (22 por 100), economistas cuyas publicaciones no están indexadas en la base de datos CITec (30 por 100), economistas que no citan o no son citados por ningún miembro de la red (38 por 100), y economistas que solo tienen autocitas (10 por 100) (8). En la red de citación, los vínculos son direccionados debido a la naturaleza de las citas. Cada vínculo direccionado (también llamado «arco» en teoría de grafos) desde el vértice *i* hasta el vértice *j* surge si el economista *i* cita en una de sus publicaciones alguna de las publicaciones del economista *j*. Para revelar la existencia de posibles conglomerados (*clusters*) de citación, es interesante observar la red de citación desde la perspectiva de los campos de investigación. El coeficiente de *clustering* puede reflejar esto. Atendiendo a dicho parámetro, solo el coeficiente de *clustering* del campo de la microeconomía resulta ser significativamente mayor que el *clustering* total en la red de citación. La exclusión del 6 por 100 superior de los economistas más prestigiosos, es decir, la red de citas más frecuentemente citadas, no produce una desagregación del componente gigante, como sí sucedía en el caso de la colaboración. Además, incluso si se mantuviera únicamente a los individuos de elevado prestigio seguiríamos obteniendo una red bien interconectada.

3. Propiedades de mundo pequeño de las redes

En el análisis de redes y en los modelos que estudian los efectos de red, es importante cubrir la totalidad del universo del tópico objeto de investigación. En el presente estudio, dicho universo –formado por todos los economistas académicos de Austria, Alemania y la zona germanófona de Suiza– comparte una cultura académica homogénea. Aun cuando la profesión en los países de habla alemana forma parte de la red económica mundial, estos economistas siguen estando «más cerca» unos de otros que del resto, debido a que comparten instituciones académicas similares. Esta coherencia regional tiene su reflejo en el hecho de que, durante el período 2000-2010, casi un tercio de las publicaciones conjuntas tuvo como coautor a otro miembro de la red, y la mitad tuvo como coautor a alguien con fuertes vínculos con la región germanófona (9). Además, ambas redes constituyen lo que se denominan «mundos pequeños» (Watts y Strogatz, 1998). Nos basamos en la definición de «mundo pequeño» acuñada por Goyal, van der Leij y Moraga-Gonzáles (2006) durante el estudio de la evolución de las redes de colaboración entre economistas, para lo cual se requieren las siguientes propiedades:

i) *N* es muy grande comparado con el grado promedio.

ii) El componente gigante o principal existe y abarca una amplia sección de *N*.

iii) La distancia promedio en el seno del componente gigante es pequeña, es decir, de orden In (*N*).

iv) Se aprecia un elevado agrupamiento o *clustering* en comparación con los grafos aleatorios con el mismo *N* y el mismo grado promedio.

El cuadro n.º 1 reporta los estadísticos descriptivos que confirman que las redes de colaboración y citación del presente artículo reúnen los atributos propios de un «mundo pequeño»: $N=1.572$ es muy grande comparado con el grado promedio de 2, el componente gigante existe y en ambas redes agrupa a más de la mitad de los nodos.

Además, el segundo componente más grande tras el componente gigante es, en ambos casos, un «enano», con tamaños de 7 y 3, respectivamente. La distancia promedio de 6,9 se aproxima a los «seis grados de separación» (Milgram, 1967) y también está muy cerca de In (1.572)=7,4. El diámetro, es decir, la distancia más larga entre dos individuos, es también pequeña para ambas redes. Finalmente, el *clustering* en la red de colaboración es cerca de 80 veces más elevado que lo que predicen los grafos aleatorios con los mismos parámetros, y más de 40 veces más elevado en el caso de la red de citación (10). Las redes de colaboración y citación del presente artículo cumplen las propiedades que

CUADRO N.º 1

PROPIEDADES DE MUNDO-PEQUEÑO DE LAS REDES DE COLABORACIÓN Y CITACIÓN

RED COMPLETA	*COLABORACIÓN*	*CITACIÓN*	
Número de vértices (*N*)	1.572	1.572	
Grado promedio	1,96	2 (*in/out*)	
Vértices aislados	536 (34%)	668 (42%)	
Número de componentes (w/o) aislados	76	10	
Componente gigante	845 (54%)	885 (56%)	solapamiento: 649 conjunto: 1.081
Segundo componente más grande	7	3	
COMPONENTE GIGANTE SOLO	*COLABORACIÓN*	*CITACIÓN*	
Grado promedio	3,36	3,54 (dentro/fuera)	
Diámetro	24	13*	
Distancia promedio	6,9	4,92*	
Agrupamiento (1-vecino)	0,32	0,17	

Notas: La autora usa el *software* Pajek (de Nooy, Mrvar, and Batagelj 2005) para calcular la medidas relativas a las propiedades de mundo-pequeño. * Medidas calculadas solo para vertices alcanzable en la red de citatación directa.

esperaríamos encontrar en redes sociales de gran tamaño. Esta característica tiene una implicación importante: aun cuando los datos analizados cubren únicamente un segmento o región de toda la investigación económica mundial, dicho segmento refleja las propiedades del todo, siendo apto, por tanto, para llevar a cabo un análisis de los efectos de red. Newman (2001a) propone que las propiedades de «mundo pequeño» representan una característica imprescindible en cualquier comunidad científica funcional.

III. ESPECIFICANDO LAS MATRICES DE PONDERACIONES SOCIALES EN LAS REDES DE INVESTIGACIÓN

El análisis de los modelos estadísticos que explican el efecto de las redes sociales en el comportamiento individual se ha convertido hoy en día en el enfoque estándar en las ciencias sociales (p. ej., Friedkin, 1990; Leenders 2002; Burt 2010). En paralelo a este fenómeno, cabe reseñar el auge de popularidad de los modelos econométricos espaciales, comenzando por el seminal manual sobre econometría espacial publicado por Anselin en 1988 y la refinación de dicho concepto por el mismo autor treinta años más tarde (Anselin, 2010). Los modelos de redes y de econometría espacial comparten la misma estructura y utilizan las mismas técnicas de estimación, aun cuando difieren en sus motivaciones. Por consiguiente, en el presente trabajo se realiza una exposición sucinta de la estructura general del modelo econométrico espacial basado en datos de corte transversal y posteriormente se explican las analogías con los modelos estructurales dedicados al estudio de los efectos de red.

Adoptando la notación de LeSage y Pace (2009), el modelo econométrico espacial general puede expresarse como sigue:

$$\begin{aligned} y &= \rho \boldsymbol{Wy} + \alpha\iota + \boldsymbol{X}\beta + \boldsymbol{WX}\theta + \boldsymbol{u} \\ \boldsymbol{u} &= \lambda \boldsymbol{Wu} + \varepsilon,\ \varepsilon \sim iid(0, \sigma^2 \boldsymbol{I}), \end{aligned} \qquad [1]$$

donde **y** es un vector de dimensión N x 1 de la variable endógena, la matriz **X** de orden N x k es la matriz de variables exógenas, mientras que $\boldsymbol{\beta}$ es el vector de parámetros subyacente y α es un parámetro constante optativo. Los términos multiplicados por la matriz cuadrada **W** son los componentes de las interacciones espaciales. La matriz **W** de orden N x N es la matriz de ponderaciones espaciales y refleja las hipótesis explícitas del analista sobre la intensidad y la reciprocidad de las relaciones entre las unidades bajo análisis, que suelen consistir en países, regiones o ciudades (Corrado y Fingleton, 2012). Los parámetros escalares ρ, λ y el vector $\boldsymbol{\theta}$ de orden k x 1 miden los efectos promedio de las unidades interrelacionadas en la variable que se desea explicar **y**. Si $\rho \neq 0$, el modelo contiene efectos de interacción endógenos, y si $\boldsymbol{\theta} \neq \boldsymbol{0}$, el modelo contiene efectos exógenos. Un λ distinto de cero implica que el modelo incluye efectos correlacionados. El modelo [1] podría incorporar uno cualquiera de los parámetros expresivos de interacciones, dos cualesquiera o bien los tres. Para una taxonomía

completa de las variantes del modelo [1] véase, p. ej., Elhorst (2010).

Los modelos que tratan sobre la influencia de las redes (p. ej., Friedkin, 1990; Marsden y Friedkin, 1993) difieren de los modelos espaciales en dos aspectos sustanciales: primero, la matriz de ponderaciones espaciales es sustituida por la denominada matriz de ponderaciones sociales y, segundo, las unidades de análisis son individuos en lugar de entidades geográficas. Los individuos retratados están imbricados en alguna red social explícitamente conocida, y el analista está interesado en determinar el efecto de esta red sobre una variable conductual y. La matriz de ponderaciones sociales cuantifica la estructura de la red social conocida. Claramente, la matriz de ponderaciones espaciales o, cuando corresponda, de ponderaciones sociales juega un papel crucial en la estimación del modelo [1] porque el tamaño de los efectos interacción ρ, λ y θ depende de la elección de **W** (Leenders, 2002). Debido a ello, y también como respuesta a ciertas críticas recientes, se ha instado a que los estudios de econometría espacial fundamenten la elección de la matriz **W** en argumentos sustantivos (Corrado y Fingleton, 2012).

En el presente artículo, se asume dicho reto especificando la matriz de ponderaciones sociales **W** en base a teorías de influencia social (Burt, 1987; Leenders, 2002), justificando la distancia sociométrica mínima para considerar que existe influencia (Burt, 2010), y dando cuenta de la intensidad de las conexiones entre los investigadores siguiendo las directrices sugeridas por Newman (2001b). Dichas teorías nos permiten decidir quién está vinculado con quién y, en segundo lugar, la intensidad del vínculo. En las siguientes subsecciones desarrollamos con más detalle el enfoque aplicado en nuestro trabajo.

1. Teorías sobre influencia social: comunicación y comparación

Las teorías acerca de la influencia social exploran los procesos sociales que operan en la formación de las actitudes de un individuo o la adaptación de su comportamiento. El origen de estas teorías puede buscarse en el trabajo de Homans (p. ej., 1961) sobre formas elementales de comportamiento social dentro de los grupos. Partiendo de la base del análisis de Homans, los sociólogos empíricos estudiaron, por ejemplo, el papel que la influencia social desempeña en las decisiones sobre adopción de la innovación médica (Burt, 1987) y en las decisiones sobre donaciones a asociaciones benéficas sin ánimo de lucro (Galaskiewicz y Burt, 1991). Para evaluar cómo influyen los aspectos sociales en los mecanismos de adopción, debemos conocer el entorno social en el que está insertado el individuo. Todos los contactos sociales entre todos los individuos de la comunidad bajo estudio constituyen la red social de dichos individuos. La pregunta pertinente desde el punto de vista de cada «ego» individual de la red representativa es cuáles del resto de individuos que conforman la red social (también llamados «alter», o en plural «alteri»), influyen en su comportamiento. La teoría de redes sociales distingue dos grupos de procesos sociales entre cada «ego» y sus «alteri»: *comunicación* y *comparación* (p. ej., Leenders 2002). Estudiamos los procesos de comunicación y comparación en una comunidad de investigadores mediante el escrutinio de sus redes de colaboración y citación. El objetivo es especificar correctamente la matriz de ponderaciones, que mide la influencia que ejerce la comunidad de investigadores, interrelacionados a través de lazos de colaboración y/o citación, en la productividad investigadora de cada individuo.

La influencia vía *comunicación* engloba los contactos sociales, directos e indirectos, entre el «ego» y sus «alteri». Esta es una forma natural de retratar la influencia social, y asume que los contactos sociales entre el ego y los alteri modificarán probablemente el comportamiento del «ego». La mayoría de los estudios de influencia social asumen que la *comunicación* es el proceso dominante (Leenders, 2002). El proceso de *comparación* asume que el ego adapta su comportamiento comparándose a sí mismo con los individuos que ocupan una posición similar en la estructura social (Burt, 1987). La *comparación* subraya la existencia de competencia entre el «ego» y los «alteri» porque aquel adapta su comportamiento para mantener o mejorar su estatus (Burt, 2010). Los individuos que son objeto de comparación por el ego no coinciden necesariamente con aquellos con los que éste se comunica.

En general, la influencia social queda formalizada a efectos operativos en la matriz **W** de orden N x N, cuyos elementos w_{ij} igualan las medidas de proximidad estandarizadas (Burt, 1987).

$$w_{ij} = \frac{\text{proximity } i \text{ to } j}{\Sigma^k(\text{proximity } i \text{ to } k)}, \ \forall\, k \neq i. \qquad [2]$$

La medida de proximidad utilizada, que habitualmente se denota por d_{ij} para representar la

distancia entre los individuos *i* y *j*, depende de la clase de influencia social que se desea mostrar con el estudio.

Para operacionalizar la influencia social que opera vía *comunicación*, los investigadores aplicaron una medida de proximidad basada en un parámetro de vinculación (cohesión) que incluye información sobre el número, la longitud y la intensidad de los vínculos existentes entre los miembros de la red (Leenders, 2002). Como medida de la proximidad cohesiva entre *i* y *j*, Burt (1987) utiliza inversas de distancias de la ruta que conecta al individuo *j* con el individuo *i* (11). La proximidad es uno si *i* y *j* son vecinos directos, es inferior a uno si se encuentran separados por una distancia mayor, y es cero si no existe una ruta directa que conecte a *i* y *j*. Esta medida de proximidad es distinta de cero para cualquier par de miembros de la red con independencia de cuántos intermediarios existan entre ellos, y no depende de la intensidad de los vínculos entre ambos individuos. La medida de cohesión propugnada por Leenders (2002) limita los valores en proximidad cohesiva distintos de cero solo a los pares de individuos físicamente adyacentes, siendo cero para todos los demás pares, si bien su medida sí incluye la intensidad de las conexiones a efectos de cálculo. En el presente estudio, se utiliza una medida de proximidad que está a mitad de camino entre los dos extremos. Se sigue a Leenders (2002) y se utiliza la intensidad de los vínculos, pero no solo se incluye al primer vecino del ego, sino también al de segundo orden, y se normaliza la medida tal y como sugiere Burt (1987).

La idea original del contagio social vía *comparación* presume que un individuo *i* se comporta igual que otros individuos que tienen una imbricación similar en la red. Utilizando la misma red que también se utilizó para operacionalizar la *comunicación*, la *comparación* se operacionaliza definiendo la proximidad de [2] como el grado en el que *i* y *j* son estructuralmente equivalentes. Por ejemplo, Burt (2010) utiliza la medida de la distancia euclídea

$$d_{ij}=[\Sigma_k(z_{ik}-z_{jk})^2+\Sigma_k(z_{ki}-z_{kj})^2]^{1/2}, \qquad [3]$$

donde z_{jj} es la distancia de ruta estandarizada entre los individuos *i* y *j*, y las sumas se computan para todo *k* distinto de *i* y *j*. Nótese que d_{jj} es cero para los individuos perfectamente equivalentes, es decir, para aquellos cuyas distancias hasta y desde todos los demás miembros de la red son iguales. Cuanto mayor sea la proximidad d_{ij}, menos equivalente es la posición de *i* y *j* en la red. Para obtener una medida que aumente conforme aumenta la proximidad, Burt (2010) representa el elemento *i*, *j*-ésimo de la matriz de ponderaciones sociales mediante el término

$$w_{ij}=\frac{d\max_i\text{-}d_{ji}}{\Sigma^k(d\max_i\text{-}d_{ki})},\ k\neq i. \qquad [4]$$

Leenders (2002) sugirió una medida alternativa de equivalencia estructural que también está basada en la distancia euclídea:

$$d_{ij}=\frac{\left((\hat{i}-\tilde{j})'(\hat{i}-\tilde{j})\right)^{1/2}}{\sqrt{2n}}, \qquad [5]$$

donde $\hat{i}$ es el vector acumulado de la fila *i*-ésima y la columna *i*-ésima de la matriz de contigüidades *A*, $\tilde{j}=1\text{-}\hat{j}$, y *n* es el número de miembros de la red. d_{ij} es igual a 0 en individuos completamente no equivalentes, mientras que d_{ij} es 1 en el caso de perfecta equivalencia estructural.

El concepto *comparación* muestra cierto grado de solapamiento con el concepto *comunicación*. Esta falta de discriminación ha llevado a varios investigadores a descartar arbitrariamente o bien la comunicación o bien la comparación como mecanismo de influencia. Leenders (2002) ilustra este dilema con cuatro estudios consecutivos (Coleman, Katz y Menzel, 1966; Burt, 1987; Marsden y Podolny, 1990; Strang y Tuma, 1993) que analizan la misma red de médicos y su influencia en la adopción de un nuevo fármaco. Los mencionados trabajos llegan a cuatro respuestas diferentes, a saber, que la adopción vino impulsada por la comunicación, por la comparación, por ninguna de las dos, y por ambas.

La confusión entre los conceptos *comparación* y *comunicación* proviene del hecho de que habitualmente ambos han sido operacionalizados con la ayuda de la misma red social, pero utilizando diferentes medidas de distancia entre los pares de individuos. En el presente estudio, adoptamos un enfoque diferente y utilizamos la disponibilidad de dos redes distintas integradas por la misma comunidad de investigadores. Argumentamos que una de ellas captura el proceso *comunicación*, mientras que la otra captura el proceso *comparación*. Por tanto, a diferencia de la mayoría de los estudios previos sobre matrices de ponderaciones sociales, aplicamos medidas de cohesión y de equivalencia estructural a ambas redes (es decir, a la red de citación y a la red de colaboración), y demostramos que, en lugar de depender de la medida elegida, lo que tipifica el

principio comparación, o el principio comunicación, es la propia red por sí misma.

Además, se justifica la preferencia *ex ante* de la influencia social vía *comparación* como motor predominante de la productividad investigadora. La *comunicación* implica que dos individuos hablan directamente entre sí. Los científicos necesitan comunicarse directamente con sus colaboradores. De ahí que sea natural asumir que la red de colaboración refleja patrones de comunicación. Además, la colaboración en el marco de la investigación requiere tiempo. Por eso no es raro que los lazos de comunicación deriven en relaciones a largo plazo, a veces incluso de amistad. Con independencia de la profundidad de la relación, la comunicación implica reciprocidad.

La *comparación*, en cambio, asume simplemente que los individuos se observan unos a otros, sin necesidad de conversación, conocimiento mutuo, y, lo que es más importante, reciprocidad entre ellos. La red de comparación puede ser, por tanto, altamente impersonal. En los estudios sobre innovación médica descritos por Burt (1987, 2010), la red de profesionales médicos se basaba en lazos profesionales. Algunos de dichos lazos eran formales, otros eran estratégicos, y algunos otros pueden haber estado basados también en la amistad. Esta red servía, por tanto, para analizar tanto el efecto comunicación como el efecto comparación. Sin embargo, una red de colaboración pura no ofrece realmente una síntesis del concepto comparación, pues captura muchos lazos que exceden claramente de la simple comparación. La red de citación, por el contrario, captura información de tipo no personal relativa a la literatura que sirve como *input* para el trabajo propio del autor. Las citas constituyen vínculos explícitos entre dos estudios con algún contenido importante en común (Hummon y Doreian, 1989). Si bien no es irracional pensar que los investigadores se comuniquen con los autores a los que citan, esto es más bien la excepción a la norma general. Es precisamente el carácter en su mayor parte anónimo de las redes de citación lo que las convierte en idóneas a los fines de modelizar el efecto comparación sobre la productividad investigadora.

Una evidencia importante para este argumento es la práctica ausencia de solapamiento entre las redes de colaboración y de citación. El cuadro n.º 2 enumera posibles tipos de patrones de colaboración y citación. La mayoría de los economistas o bien colaboran pero no se citan unos a otros, o bien no colaboran pero se citan, o bien son citados por otro economista relevante (12). Estas combinaciones «limpias» conforman más del 90 por 100 de todos los vínculos existentes en las dos redes (cf. cuadro n.º 2), razón por la cual estas dos redes representan lazos en gran parte diferentes.

La cuestión central de nuestro análisis radica en saber si la productividad de los investigadores está determinada por la red de colaboradores o por la red de autores a los que citan. Nuestra hipótesis es que el efecto *comparación* es más importante que el efecto *comunicación*. La razón estriba en la propia naturaleza de la investigación. El sistema investigador es competitivo (Carayol, 2008; Stephan, 2010). En la competencia entre los investigadores, los aspectos pecuniarios juegan un papel, pero este es secundario respecto al prestigio, la estima profesional y el reconocimiento del propio trabajo por la comunidad académica (véase, p. ej., Merton, 1973). Burt (1987) también se muestra convencido de la importancia del efecto comparación para que exista competencia.

En una *survey* de experimentos donde se proponía a los participantes la resolución de un rompecabezas, Homans (1961) descubrió que, cuando estos

CUADRO N.º 2

DISTRIBUCIÓN DE PATRONES DE INTERACCIÓN EN COLABORACIÓN Y CITAS

FRECUENCIA DE PARES	*CITAS* ○←→○	*CITAS* ○→○	*AUSENCIA DE CITAS* ○ ○
Colaboración ●—●	2%	8%	**28%**
Ausencia de colaboración ● ●	**3%**	**59%**	-

Nota: Las combinaciones «limpias» están destacadas en negrita.

operaban en un entorno cooperativo, en lugar de intentar resolver todo el rompecabezas ellos solos se especializaban en tareas concretas. La creciente especialización y la naturaleza cada vez más interdisciplinar de la investigación son las principales razones para la colaboración científica y su crecimiento constante en el tiempo (Laband y Tollison, 2000; Goyal, van der Leij y Moraga-González, 2006).

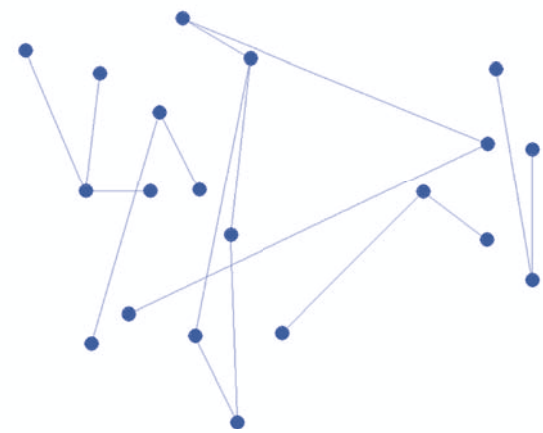
Por otro lado, Homans (1961) también argumenta que quienes compiten tienen más probabilidades de volverse más similares en términos de sus conocimientos que los que cooperan entre sí. En teoría económica existe un concepto análogo llamado «diferenciación mínima» (Hotelling, 1929), el cual vendría a decir que la competencia entre dos vendedores hace que el grado de diferenciación de su oferta a los clientes se reduzca. El principio de la «diferenciación mínima» también es aplicable en el caso de *n* vendedores si los gustos de los consumidores son suficientemente heterogéneos (Palma De *et al*., 1985). En el caso de investigadores competitivos, esto implica que con el tiempo su productividad investigadora se vuelve similar, respaldando adicionalmente nuestra hipótesis de que la *comparación* juega un papel esencial en la investigación.

El efecto *comparación* será probablemente tanto más fuerte cuanto más productivos sean los individuos, debido a que su recompensa es superior. Elhorst y Zigova (2014) muestran que la competencia entre los principales institutos económicos es el doble de intensa que entre los institutos en general. El gráfico 1 muestra la red académica de los 50 economistas más prominentes en los países germanófonos según el *ranking Handelsblatt* en 2011 (13). Se observa que las dos redes difieren completamente entre sí: la colaboración entre estos individuos es meramente anecdótica, mientras que la red de citación muestra una red de interconexiones densa (14), una evidencia que vuelve a sugerir que la *comparación* es el principal motivador social de la productividad científica. En consecuencia, argumentamos que la matriz de ponderaciones sociales de referencia debería basarse en la red de citación.

2. Horizonte de red

En la sección anterior, hemos argumentado que la influencia vía *comparación*, representada por la red de citación, es el principal proceso social que determina el comportamiento investigador. Sin embargo, continúan pendientes de abordarse otras dos

GRÁFICO 1
REDES DE COLABORACIÓN (A) Y DE CITAS (B) DE LOS ECONOMISTAS DEL *RANKING* TOP-50



(a)

(b)

Notas: Los círculos rellenos representan economistas que están conectados, como mínimo, a otro economista Top a través de una publicación común (A) o bien a una cita interna o externa (B). La selección de los economistas Top se basa en el ranking de 2011 de productividad investigadora:

HTTP://TOOL.HANDELSBLATT.COM/TABLELE/INDEX.PHP?ID=79&PC=250

cuestiones relativas a la especificación de la matriz de ponderaciones sociales óptima: ¿cuán lejos llega el horizonte de red relevante?, y ¿cuál es la magnitud de influencia de los homólogos incluidos dentro de los límites de ese horizonte? El horizonte de red es la distancia sociométrica máxima entre dos individuos para que uno pueda ejercer influencia sobre el otro. La magnitud de la influencia comprende factores de red que refuerzan o debilitan el vínculo entre dos individuos. En el caso de la matriz **W**, el horizonte de influencia determina qué elementos w_{ij} son iguales a cero y cuáles no, mientras que la magnitud de influencia determina el valor de los elementos w_{ij} distintos de cero.

La distancia sociométrica entre dos individuos *i* y *j* en una red se define como el número mínimo de vínculos que son necesarios para llegar a *j* desde *i*. Los vecinos directos tienen una distancia sociométrica de uno. Los pares de individuos que no son vecinos directos y que comparten al menos un vecino común tienen una distancia sociométrica de dos. La distancia sociométrica media en las redes sociales es sorprendentemente pequeña dado el tamaño de toda la red. Milgram (1967) alude a esto con la expresión de «mundo pequeño». En nuestro estudio la distancia media es de siete en la red de colaboración, y de cinco en la red de citación (véase cuadro n.º 1).

El círculo de vecinos de un individuo es claramente más pequeño que la distancia media de una red, ya que de otro modo casi todo el mundo sería relevante para los demás. En cambio, como observa Milgram (1967), «cinco intermediarios representan una distancia psicológica enorme entre dos sujetos. Si la red juega algún papel para las relaciones sociales, el círculo de influencia debe incluir al menos a los vecinos inmediatos del individuo y ser claramente más pequeño que el círculo definido por la distancia sociométrica media; la cuestión es cuánto más pequeño. Leenders (2002) propone limitar la distancia de influencia a dos o tres como máximo. Burt (2010) dedica todo un libro al análisis de las denominadas redes de vecinos y discute numerosos ejemplos de redes profesionales en el mundo de los negocios, la política y la medicina, centrándose en la importancia de los lazos de vecindad para las decisiones que el individuo toma en su profesión, y, por tanto, aboga por que la distancia sociométrica relevante se establezca en dos.

Crane (1972: cap.3) reporta evidencias procedentes de las matemáticas y la sociología. En dichas disciplinas, más de dos terceras partes de los investigadores están vinculados a un académico prolífico con una distancia no superior a un intermediario. En la red de citación analizada en nuestro estudio, el número medio de investigadores a los que se puede llegar a través de dos vínculos es de 25, mientras que los situados a tres vínculos de distancia ascienden hasta los 92 (15). Parece razonable limitar en esta red el círculo de influencia a una distancia de dos, ya que, dado que el determinante social de la productividad investigadora es la comparación, resulta plausible asumir que existen en torno a 20 homólogos con los que un investigador puede desear compararse. En la matriz **W**, fijamos, por tanto, en dos la distancia sociométrica que importa para un investigador.

3. Matriz de ponderaciones sociales de referencia

En las anteriores secciones hemos justificado la elección de la red de citación y una distancia sociométrica de dos como los pilares para la construcción de la matriz de ponderaciones de referencia **W**. Queda pendiente de decidir la medida de proximidad, es decir, si emplear la cohesión o la equivalencia estructural. Con base en la literatura pasada sugerimos aquí una medida de cohesión y otra de equivalencia estructural para construir la red de citación. Más tarde mostramos que la red de citación es siempre estadísticamente preferida a la red de colaboración, con independencia de la medida aplicada.

Cualquiera que sea la medida de proximidad elegida, esta se cuantifica para todos los pares de miembros de la red con la ayuda de la matriz de contigüidades *A*. En el caso de la red de citación, el elemento *i, j*-ésimo de la matriz *A* es igual a 1 si *i* cita a *j* al menos en una ocasión, y 0 en caso contrario. La matriz *A* es asimétrica, porque la fila *i*-ésima de *A* indica a qué investigadores cita *i* y la columna *i*-ésima indica qué investigadores están citando a *i*.

Hasta ahora, hemos asumido que todos los vínculos de citación son igual de fuertes. Sin embargo, un autor puede citar a otro autor más de una vez, y el artículo donde se realiza la cita puede estar firmado por varios autores. Newman (2001b), abordando este tema en las redes de colaboración, definió el vínculo mutuo entre dos colaboradores *i* y *j* mediante el siguiente término

$$c_{ij}=\Sigma^k \frac{\delta_i^k\ \delta_j^k}{n_k\text{-}1}, \qquad [6]$$

donde se calcula el sumatorio de todas las publicaciones registradas en coautoría entre i o j, y el indicador δ_i^k es igual a uno si el investigador i ha colaborado en la publicación $k$ésima escrita por n_k investigadores. La matriz $\{c_{ij}, \forall i,j\}$ se denomina matriz de contigüidades ponderada. El razonamiento para la especificación [6] es aumentar la intensidad de la relación en base a la multiplicidad de la colaboración y reducirla mediante su multiplicación por el término $1/n_k-1$, implicando esto último que i divide el tiempo dedicado al estudio de k interactuando con n_k-1 otros investigadores. La especificación [6] de Newman (2001b) puede ser adaptada a las redes de citación del siguiente modo:

$$c_{ij}=\Sigma^k \frac{\delta_{ij}^k}{n_k}, \qquad [7]$$

donde el indicador δ_{ij}^k es igual a uno si i citó a j en la publicación k ésima escrita por n_k autores. Al igual que en [6], el vínculo direccionado entre i y j es nuevamente aumentado en base a la multiplicidad de la citación y reducido mediante su multiplicación por el término $1/n_k$, que mide la probabilidad de que i fue responsable de citar a j en la publicación k.

Para hacer efectiva la multiplicidad en la matriz de referencia, en [7] multiplicamos la respectiva matriz de contigüidades A por el término c_{ij}. Utilizando la matriz de contigüidades ponderada de la red de citación, los elementos de **W** se definen como sigue:

$$w_{ij}=\begin{cases} c_{ij} & \text{si } i \text{ cita a } j \\ \frac{1}{2}\max\limits_{\forall k}\left\{c_{ik}+\frac{c_{kj}}{2}\right\} & \text{si } i \text{ cita a } k \text{ y } k \text{ cita a } j, \end{cases} \qquad [8]$$

donde la $k=(1,2,\ldots,K)$ representa el conjunto de investigadores a los que cita i. La medida en [8] descuenta la citación indirecta recalculando el valor por la mitad. Esto está en línea con las distancias de ruta estandarizadas utilizadas por Burt (2010). La idea detrás de la suma máxima de rutas ponderadas entre i y j es que i está familiarizado con las publicaciones de j a través de k «fuentes» diferentes. Dado que la información sobre j no se acumula sino que más bien se solapa, i no puede saber más sobre j de lo que conoce sobre él a través de la suma máxima de sus conexiones con k y la conexión de k con j. La matriz W definida en (8) es la matriz de ponderaciones de referencia **W** antes de su estandarización.

El paso final en el proceso de operacionalización de la matriz de ponderaciones sociales consiste en una estandarización. Aplicamos una estandarización por fila $w_{ij}=w_{ij}/w_{i.}$, donde $w_{i.}$ es igual a la suma de todos los elementos de la fila i-ésima de **W**. La estandarización por fila redimensiona la influencia recibida, mientras que la estandarización por columna redimensiona la influencia ejercida (Leenders, 2002). En nuestro contexto, la estandarización por fila significa que la suma de las influencias recibidas de todos los investigadores con influencia sobre i es igual a la unidad, pero la intensidad relativa de cada influencia individual se mantiene inalterada.

4. Matrices de ponderaciones sociales alternativas

En las secciones anteriores, se ha presentado la secuencia de argumentos que nos llevan a definir la operacionalización preferida de la matriz de ponderaciones sociales [8]. El procedimiento estándar para seleccionar la matriz de ponderaciones en econometría espacial consiste en testar el comportamiento de varias matrices con la ayuda de test estadísticos de comparación de modelos (p. ej., LeSage y Pace, 2009: cap. 6).

Como respuesta a los argumentos que reclaman aplicar enfoques más sustantivos (Corrado y Fingleton, 2012), en primer lugar especificamos la matriz de ponderaciones sociales **W** de referencia basándonos en conceptos socioeconómicos y en esta sección procedemos a testar su comportamiento comparándolo con varias matrices alternativas. Cada una de estas matrices alternativas se obtiene relajando uno de los criterios impuestos sobre la matriz **W** de referencia.

La primera matriz alternativa, W_1, operacionaliza la matriz de ponderaciones mediante una medida de cohesión en la red de colaboración. Utilizando la matriz de contigüidades ponderada [6] de la red de colaboración, los elementos de la W_1 se definen como:

$$w_{ij}=\begin{cases} c_{ij} & \text{si } i, j \text{ son vecinos directos} \\ \frac{1}{2}\max\limits_{\forall k}\left\{c_{ik}+\frac{c_{kj}}{2}\right\} & \text{si } i, j \text{ distancia soc. de 2 vía } k, \end{cases} \qquad [9]$$

De modo similar a [8], la $k=(1,2,\ldots,K)$ representa el conjunto de investigadores con los que colaboraron tanto i como j. La medida [9] descuenta las colaboraciones indirectas recalculando el valor por la mitad. A resultas del test de **W** frente a W_1 se obtiene la preferencia estadística del proceso social,

esto es, *comparación* o *comunicación*, que influye en la comunidad de investigadores.

La segunda matriz alternativa, W_2, se refiere a la red de citación, pero ignora en la medida de cohesión [8] la multiplicidad de citas y el número de coautores [7]. De ahí que la matriz W_2 resulte de aplicar [8] a la matriz de contigüidades plana A basada en la red de citación. El rechazo de la especificación W_2 frente a **W** equivale a la preferencia estadística de tener en cuenta la «intensidad» de la conexión de i a j.

Las dos siguientes matrices alternativas, W_3 y W_4, modifican el horizonte de influencia. W_3 expande la distancia sociométrica máxima a tres. Modificamos la medida de cohesión [8] para reflejar distancias de hasta tres, tal como se muestra en [10], y la aplicamos a la red de citación.

$$w_{ij}=\begin{cases} c_{ij} & \text{si } i, j \text{ son vecinos directos} \\ \frac{1}{2}\max\limits_{\forall k}\left\{c_{ik}+\frac{c_{kj}}{2}\right\} & \text{si } i, j \text{ distancia soc. de 2 vía } k, \\ \frac{1}{3}\max\limits_{\forall k,l}\left\{c_{ik}+\frac{c_{kl}}{2}+\frac{c_{lj}}{3}\right\} & \text{si } i, j \text{ distancia soc. de 3 vía } k \text{ y } l. \end{cases} \quad [10]$$

Por su parte, W_4 limita el horizonte de influencia únicamente a las citas directas. El rechazo de W_3 o W_4 frente a **W** determina la preferencia estadística por una distancia socioeconómica entre los investigadores de 2.

En el caso de las matrices W_5 y W_6, adaptamos la medida de equivalencia estructural [5] propugnada por Leenders (2002) a las redes de citación y colaboración. Con la red de citación en mente, el valor de d_{ij} en [5] mide el subgrupo de investigadores a los que citan tanto i como j (o a los que no cita ninguno de los dos), y de los investigadores que citan tanto a i como a j (o que no citan a ninguno de ellos). De ahí que d_{ij} sea una medida de similitud en el patrón de cita, o según el caso, de no cita. d_{ij} es exactamente igual a 1 si i y j citan exactamente al mismo grupo de investigadores y son citados por el mismo grupo de investigadores (no teniendo por qué coincidir necesariamente ambos grupos). d_{ij} es inferior a 1 s i y j citan y son citados por grupos de autores que se solapan solo en parte. d_{ij} es 0 si i cita precisamente a investigadores a los que j no cita y es citado por aquellos investigadores que no citan a j. El inconveniente de d_{ij} en [5] es que puede ser distinto de cero también para individuos bastante distantes entre sí. Su equivalencia estructural puede ser grande simplemente porque ambos no citan a otros muchos investigadores. En consecuencia, Leenders (2002) aboga por calcular la medida de equivalencias estructurales [5] únicamente para los pares de individuos que son capaces de observarse el uno al otro. Por dicha razón, limitamos solo a los pares de individuos separados por una distancia sociométrica de uno o dos la posibilidad de que la equivalencia estructural tome valores distintos de cero, y, además, basamos la medida de equivalencia estructural de dichos pares únicamente en una subred compuesta por todos sus citantes y citados directos. Esta estrategia está en línea con los argumentos anteriormente esgrimidos a favor de la distancia sociométrica de dos. En resumen, modificamos la medida de equivalencia estructural de Leenders (2002), que se define en [5], como sigue

$$\tilde{d}_{ij}=\begin{cases} \dfrac{\left((\widehat{si}-\widetilde{sj})'(\widehat{si}-\widetilde{sj})\right)^{1/2}}{\sqrt{2n_{ij}}} & \text{para } i\neq j \text{ y } A^2_{ij}>0 \\ 0 & \text{de lo contrario,} \end{cases} \quad [11]$$

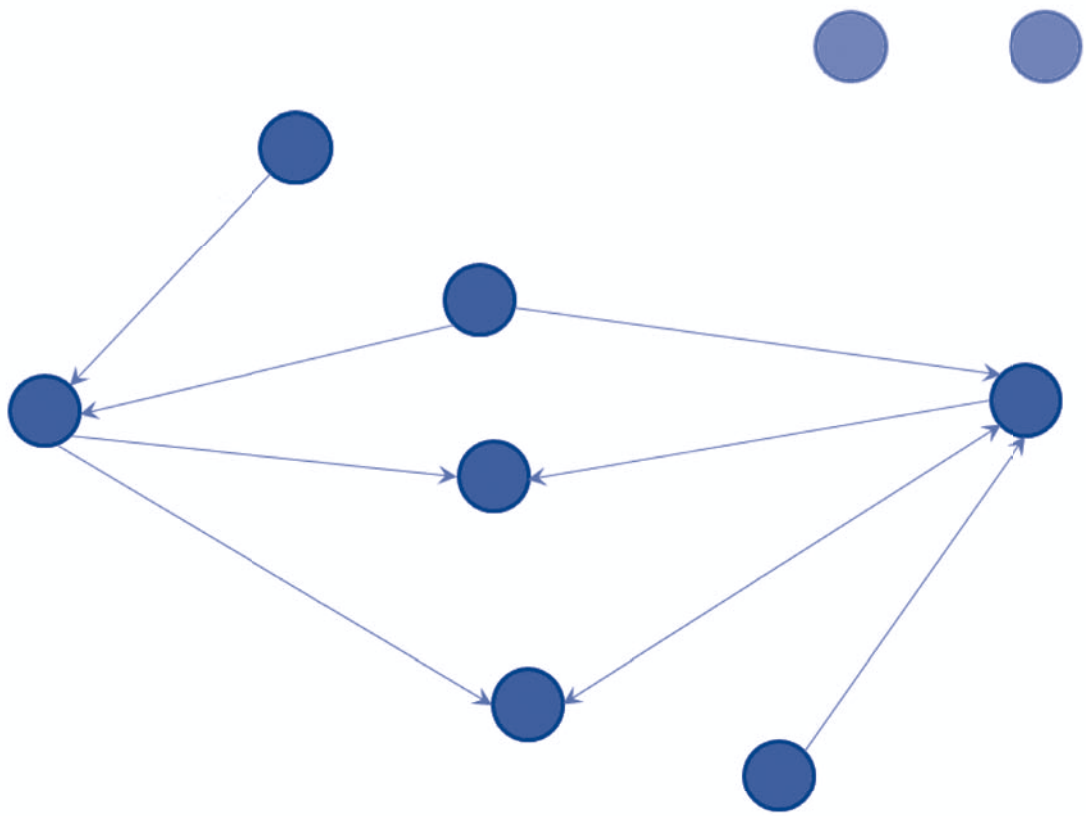
donde la matriz $A_2 = A \cdot A$, contiene valores distintos de cero para los pares de individuos i j separados por una distancia de ruta de uno o dos. n_{ij} es el tamaño de la subred en torno a i y j compuesta por citados y citantes de i y j. El vector $\widehat{si}$ está formado por la acumulación de los elementos seleccionados de la fila i-ésima y la columna i-ésima de la matriz de contigüidades A subyacente a la subred en torno a i y j. Como en [5], $\widetilde{sj}=l_{nij}-\widehat{sj}$. La matriz de equivalencia estructural $\widetilde{D}=\{\tilde{d}_{ij}, \forall i, j\}$ es simétrica y mide, a través de la distancia euclídea, la ratio entre el número de citados y citantes comunes y el número de todos los citados y citantes de cualquier par. El gráfico 2 ilustra y discute la medida $\tilde{d}_{ij}$ para un par hipotético ij.

Para ajustar consecuentemente la matriz de equivalencia estructural $\widetilde{D}$, multiplicamos cada elemento de $\widetilde{D}$ por

$$C_{ij}=\Sigma^l c_{il}, \forall l: A_{il}=1 \text{ y } A_{jl}=1, \quad [12]$$

donde se calcula el sumatorio para todas las citas l que i y j tienen en común. La intensidad de la equivalencia estructural definida de este modo puede interpretarse en el sentido de cuánto desea el investigador i alinearse con el investigador j. La matriz de ponderaciones sociales W_5 contiene entonces elementos w_{ij} distintos de cero con respecto a todos los pares de investigadores no separados por más de dos vínculos, tal que w_{ij} es el resultado

GRÁFICO 2
ILUSTRACIÓN DE LA MEDIDA DE EQUIVALENCIA ESTRUCTURAL PARA UN PAR HIPOTÉTICO DE UNA RED QUE CONSTA DE NUEVE NODOS



Notas: Los nodos 1 a 5 son autores citados o que citan y pertenecen a la subred de trabajo. Los nodos 6 y 7 no son parte de la red entera, debido a algunos vínculos con los nodos 1 a A (aquí no es relevante como son). Los nodos 6 y 7 afectan al [5], pero no a la medida [11].

de multiplicar la equivalencia estructural [11] por la intensidad de esta equivalencia [12], es decir,

$$w_{ij}=C_{ij}\,\tilde{d}_{ij}. \qquad [13]$$

La matriz W_6 aplica la medida de equivalencia estructural [13] en la red de colaboración, teniendo en cuenta la intensidad de los lazos de colaboración c_{ij} definidos en [6]. El test de **W** frente W_5 puede resolver estadísticamente la cuestión, tanto si la comparación está suficientemente representada, mediante el uso de la medida de cohesión simple en la red de citación, como si no. Además, rechazar W_6 frente a **W** y W_5 significa una clara preferencia estadística por la red de citación con independencia de cuál sea la medida utilizada.

El cuadro n.º 3 resume la notación y presenta algunos estadísticos descriptivos relativos a la matriz **W** de referencia y a las matrices alternativas W_1 a W_6.

CUADRO N.º 3

ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS DE LA MATRIZ SOCIAL DE PESOS DE REFERENCIA *W* Y LAS MATRICES ALTERNATIVAS W_1 A W_6 PREVIAS A LA NORMALIZACIÓN POR FILAS. MEDIAS Y RANGO BASADOS EN VALORES NO NULOS

MATRIZ	DESVIACIÓN DE ***W***	*CELDAS NO NULAS*	*RANGO (MEDIA)*
W	Cohesion en la red de	19,086	0,10 - 15,79 (0,67)
W_1	Cohesión y colaboración en red	12,670	0,03 - 26,50 (1,33)
W_2	como ***W***, pero ignorando multiplicidad y coautorías	19,086	0,75 - 1,75 (0,83)
W_3	como ***W***, distancia sociométrica hasta 3	69,561	0,10 - 15,79 (0,58)
W_4	como ***W*** distancia sociométrica hasta 1	3,297	0,10 - 11,00 (0,78)
W_5	Comparación en red de citación	17,517	0,07 - 16,58 (0,83)
W_6	Comparación en red de colaboración	11,254	0,01 - 22,05 (0,74)

IV. TESTANDO LA W EN EL MODELO DE AUTOCORRELACIÓN POR LA RED

En esta sección comparamos las matrices alternativas W_1 a W_6 con la matriz **W** de referencia con la ayuda de modelos que estudian los efectos de red. Téngase en cuenta que en el caso que estos test dieran como resultado el rechazo de la matriz preferida, no podría inferirse automáticamente que **W** no está correctamente especificada y que las teorías subyacentes son erróneas. Dicho rechazo también podría significar que los criterios exclusivamente estadísticos podrían ser insuficientes para seleccionar la matriz de ponderaciones sociales óptimas. Debido a que los test se basan en el tamaño y la significación de los parámetros del efecto espacial, se selecciona la matriz con mejor comportamiento en términos puramente estadísticos. Tal y como señalan Corrado y Fingleton (2012), el tamaño y la significación del parámetro del efecto espacial pueden traslucir un mensaje engañoso, ya que estos valores podrían simplemente estar recogiendo el efecto de la correlación espacial existente entre variables dependientes omitidas del modelo.

La razón última para operacionalizar la matriz de ponderaciones sociales con base en las teorías de la influencia social consiste en obtener estimaciones correctas del efecto de las redes sociales profesionales sobre la productividad de los investigadores. En el campo de las ciencias económicas, el valor (calidad) y el número (cantidad) de las publicaciones de un investigador suele considerarse el baremo más creíble de la productividad de dicho científico. En esta sección, comparamos el comportamiento de la matriz de ponderaciones sociales **W** de referencia con sus alternativas W_1 a W_6 valiéndonos de un modelo de autocorrelación por la red sobre la productividad, y aplicamos un procedimiento de contraste bayesiano.

A tal efecto, utilizamos versiones del modelo espacial general [1], donde $\rho \neq 0$ o $\lambda \neq 0$. De acuerdo con la taxonomía de los modelos espaciales (p. ej., Elhorst, 2010), existen cinco modelos posibles:

$$\boldsymbol{y} = \rho \boldsymbol{W}\boldsymbol{y} + \alpha\iota + \boldsymbol{X}\beta + \varepsilon \qquad \text{(SAR)}$$
$$\boldsymbol{y} = \alpha\iota + \boldsymbol{X}\beta + \boldsymbol{u}; \boldsymbol{u} = \lambda \boldsymbol{W}\boldsymbol{u} + \varepsilon \qquad \text{(SEM)}$$
$$\boldsymbol{y} = \rho \boldsymbol{W}\boldsymbol{y} + \alpha\iota + \boldsymbol{X}\beta + \boldsymbol{u}; \boldsymbol{u} = \lambda \boldsymbol{W}\boldsymbol{u} + \varepsilon \qquad \text{(SAC)}$$
$$\boldsymbol{y} = \rho \boldsymbol{W}\boldsymbol{y} + \alpha\iota + \boldsymbol{X}\beta + \boldsymbol{W}\boldsymbol{X}\theta + \varepsilon \qquad \text{(SDM)}$$
$$\boldsymbol{y} = \alpha\iota + \boldsymbol{X}\beta + \boldsymbol{W}\boldsymbol{X}\theta + \boldsymbol{u}; \boldsymbol{u} = \lambda \boldsymbol{W}\boldsymbol{u} + \varepsilon \qquad \text{(SDEM)}$$

donde $\varepsilon \sim iid(0, \sigma^2\mathbf{I})$ (16). Estos modelos asumen que la red influye directamente en la productividad de los investigadores por la vía de la producción de los demás investigadores que conforman la comunidad analizada (si $\rho \neq 0$) o bien a través de factores no observados (si $\lambda \neq 0$). En los modelos arriba citados, imponemos una matriz de ponderaciones sociales W de orden NxN estandarizada por fila. Esta puede ser o bien la matriz de ponderaciones **W** de referencia o una de las seis matrices alternativas. ι es un vector Nx1 de unos asociado al término constante α y $\boldsymbol{X}$ es una matriz de covariables de productividad investigadora de orden Nxk que mide las características individuales e institucionales (17). Por otro lado, $\boldsymbol{y}$ es un vector de productividades investigadoras Nx1. La productividad investigadora suele medirse por el número de artículos publicados en revistas ajustados por la calidad. En el presente trabajo, primero calculamos, para cada individuo i, su productividad investigadora en cada año t del período 2000-2010 como

$$y_{it} = \sum_{k=1}^{N_{it}} \frac{q_k}{a_k}. \qquad [14]$$

La expresión [14] consiste en la suma de las ratios entre las ponderaciones de calidad de cada revista q_j y el número de autores a_j de la $k$ésima publicación

del científico *i*. Dicho sumatorio se refiere a todas las publicaciones que el economista *i* ha publicado en el año *t*. Para $q \in [0,1]$, utilizamos las ponderaciones de calidad de cada revista propuestas por Combes y Linnemer (2010). Estos autores indexan unas 1.200 revistas económicas. Por último, calculamos, para cada individuo *i*, su productividad investigadora anual media a fin de suavizar las productividades volátiles anuales y de tener en cuenta el diferente número de años en activo del investigador. Tal productividad media se convierte en los modelos (SAR - SDEM) en la variable dependiente que se desea explicar a partir del conjunto de variables de control centradas en el efecto de red capturado por ρ o por λ.

El cuadro n.º 4 reporta las estimas de las ρ y λ para todas las matrices consideradas en los cinco modelos espaciales. Las ρ estimadas son altamente significativas para todas las especificaciones de matrices de ponderaciones y el efecto de red que señalizan es positivo, oscilando entre 0,03 y 0,44, pero siendo en la mayoría de los casos superior a 0,2. El efecto de ρ es inferior solo en los modelos con variables explicativas sujetas a correlación por la red (SDM), debido a que parte del efecto de red actúa vía covariables. Un patrón similar puede observarse con las λ estimadas. En la mayoría de los casos muestran un valor superior a 0,2 en los modelos SEM «limpios». Solo en los modelos SDEM, donde las perturbaciones correlacionadas por la red se estiman junto a las variables explicativas correlacionadas por la red, son las λ más pequeñas, aunque en la mayoría de los casos siguen siendo significativas. Una perspectiva interesante la ofrecen los modelos SAC, donde la autocorrelación por la red se combina con las perturbaciones correlacionadas por la red. Aquí las ρ apenas difieren de las estimadas en el modelo SAR, salvo por los dos casos en los que compensan las λ significativas.

Si bien el foco de este estudio se centra en la correcta especificación de la matriz de ponderaciones sociales, existe una interpretación del parámetro de red estimado. Este puede describirse, en el caso de la matriz **W** de referencia y el modelo SAR, como sigue. Si un investigador perteneciente a la comunidad publica un artículo adicional en una revista de calidad *q*, la productividad de los demás investigadores que están influidos por dicho investigador aumenta de media en $0{,}16 \times q$ (cf. [res_prod]) artículos. El coeficiente 0,16 es la suma media por filas (o columnas) de los elementos de fuera de diagonal de la matriz $(I-\rho W)^{-1}$, con $\rho=0{,}264$ y $W=\mathbf{W}$ (véase detalles en LeSage y Pace 2009).

Para comparar la matriz de ponderaciones sociales **W** de referencia con las alternativas, utilizamos probabilidades de un modelo bayesiano posterior. El enfoque bayesiano no requiere formular ninguna hipótesis nula y permite contrastar simultáneamente cualquier número de matrices de ponderaciones a fin de encontrar la estadísticamente preferida. Este método, que parte de la teoría bayesiana de comparación de modelos, es propugnado por LeSage y Pace (2009: cap. 6) cuando existe incertidumbre sobre la especificación exacta de la matriz de ponderaciones espaciales.

Supónganse *M* matrices de ponderaciones alternativas, $W_i, i=1,2,\ldots, M$. Cada una de ellas produce en un modelo con autocorrelación por la red (de SAR a SDEM) un valor de la función de probabilidad (18). Asumamos ahora una distribución apriorística del espacio de parámetros $\theta=(\rho, \boldsymbol{\beta}, \lambda, \sigma^2)$. Las probabilidades posteriores para cada W_i-modelo son

$$p(W_i|y)= \frac{p(y|W_i)p(W_i)}{p(y)}. \qquad [15]$$

CUADRO N.º 4

ESTIMACIONES DEL EFECTO DE LOS PARÁMETROS DE RED EN CUATRO TIPOS DE MODELOS ESPACIALES PARA LA MATRIZ DE REFERENCIA W Y DE SEIS MATRICES ALTERNATIVAS WI

	SAR MODEL		*SEM MODEL*		*SAC MODEL*				*SDM MODEL*		*SDEM MODEL*	
	ρ	*std. dev.*	*λ*	*std. dev.*	*ρ*	*std. dev.*	*λ*	*std. dev.*	*ρ*	*std. dev.*	*λ*	*std. dev.*
W	0,264	*0,027*	0,251	*0,038*	0,238	*0,024*	0,050	*0,001*	0,156	*0,043*	0,088	*0,017*
W_1	0,226	*0,009*	0,199	*0,036*	0,444	*0,024*	-0,343	*0,002*	0,163	*0,032*	0,146	*0,036*
W_2	0,262	*0,028*	0,25	*0,040*	0,248	*0,047*	0,026	*0,091*	0,145	*0,011*	0,082	*0,017*
W_3	0,290	*0,033*	0,294	*0,051*	0,260	*0,056*	0,061	*0,115*	0,183	*0,065*	0,085	*0,021*
W_4	0,149	*0,007*	0,127	*0,011*	0,176	*0,001*	-0,034	*0,030*	0,078	*0,025*	0,051	*0,029*
W_5	0,241	*0,017*	0,226	*0,024*	0,245	*0,042*	-0,005	*0,078*	0,077	*0,043*	0,039	*0,012*
W_6	0,116	*0,007*	0,07	*0,011*	0,180	*0,002*	-0,108	*0,062*	0,029	*0,003*	0,023	*0,063*

La $p(y|W_i)$ en (15) es la probabilidad marginal que se obtiene según (16) utilizando el algoritmo MCMC (19).

$$p(y|W_i)=\int p(y|\theta^i,W_i)p(\theta^i|W_i)d\theta^i \qquad [16]$$

Las probabilidades $p(y|W_i)$ se utilizan para testar si la matriz **W** de referencia es estadísticamente superior para explicar los modelos centrados en la productividad investigadora. El cuadro n.º 5 reporta las probabilidades en un modelo bayesiano posterior de los test entre la matriz **W** de referencia y las alternativas. La matriz de referencia supera estadísticamente a todas las matrices alternativas en cada uno de los cuatro modelos. Así pues, con base en estos test bayesianos, podemos excluir estadísticamente la W_1 alternativa y, por consiguiente, la hipótesis de la influencia social vía *comunicación*, es decir, vía la red de colaboraciones. Tener en cuenta la intensidad de los vínculos al medir la equivalencia estructural es superior estadísticamente a ignorar dicha intensidad, ya que **W** también supera a W_2. Las matrices W_3 y W_4 son igualmente rechazadas. Obsérvese que esto es así a pesar de los mayores efectos de red de la W_3 en los cuatro modelos. En consecuencia, concluimos que la distancia sociométrica de dos es necesaria y suficiente para explicar los efectos de red sobre la productividad investigadora. La matriz **W** de referencia es estadísticamente preferida a la matriz W_5 lo que corrobora nuestra proposición inicial de que el efecto comparación está suficientemente expresado por la matriz de citación específica. Además, un test por pares entre W_5 y W_6 (no mostrado aquí) rechaza la W_6, lo que significa que la red de citación es estadísticamente superior a la red de colaboración también cuando se utiliza una medida de equivalencia estructural en ambas redes.

La argumentación estadística mediante probabilidades de un modelo bayesiano posterior nos ha ayudado a discriminar entre las especificaciones alternativas. Además, el análisis demuestra que, sea cual sea la medida utilizada, las matrices de ponderaciones basadas en la red de citación superan a las basadas en la red de colaboración, un indicativo de que el conducto dominante del efecto ejercido por la red social sobre la productividad investigadora se manifiesta a través de los incentivos competitivos.

V. CONCLUSIONES

En el presente trabajo proponemos un enfoque estructurado para la especificación de matrices de ponderaciones sociales que reflejen la influencia de las redes en el comportamiento de los individuos que forman parte de las mismas. Dicho enfoque se ilustra aplicándolo al estudio del impacto que las redes de colaboración y de citación tienen sobre la productividad investigadora de los economistas académicos.

Nuestro enfoque se compone de tres pasos. En primer lugar, reportamos por medio de estadísticos descriptivos las propiedades importantes de las redes analizadas para documentar que satisfacen los requisitos de «mundo pequeño», lo que implica que funcionan bien como redes sociales. En segundo lugar, nos apoyamos en dos teorías socioeconómicas para identificar el círculo de individuos influyentes. Estas dos teorías competidoras acerca de la influencia social en el comportamiento de los individuos describen el rol de la *comunicación* y la *comparación*. En nuestra ilustración, aplicamos estas teorías a la comunidad de investigadores, argumentando que debido sobre todo a las fuerzas competitivas que caracterizan el área de la investigación, el

CUADRO N.º 5

MODELO BAYESIANO POSTERIOR DE PROBABILIDADES ASUMIENDO VARIOS CONJUNTOS DE MATRICES DE PONDERACIÓN COMPETITIVAS

	SAR MODEL	*SEM MODEL*	*SDM MODEL*	*SDEM MODEL*
W	0,966	0,983	0,723	0,793
W_1	0,000	0,000	0,000	0,000
W_2	0,033	0,016	0,030	0,028
W_3	0,001	0,001	0,000	0,000
W_4	0,000	0,000	0,000	0,000
W_5	0,001	0,000	0,247	0,179
W_6	0,000	0,000	0,000	0,000

Notas: El modelo quinto fue el SAC, pero el posterior bayesiano aún no está, actualmente, finalizado. La suma de las probabilidades por columna es uno. La probabilidad más alta en cada columna indica la matriz de ponderaciones preferida para cada modelo espacial.

proceso de comparación resulta ser la palanca social preferida de la productividad investigadora. Estos dos primeros pasos nos conducen a una especificación de la matriz de ponderaciones sociales de referencia que se basa en la red de citación. Para cuantificar la proximidad entre los pares de individuos, utilizamos una medida de cohesión y una medida de equivalencia estructural.

El tercer paso consiste en definir seis matrices de ponderaciones alternativas, las cuales se obtienen relajando en cada caso una hipótesis concreta subyacente a la matriz de ponderaciones sociales de referencia. A continuación, estimamos para cada una de las matrices alternativas cinco tipos de modelos con autocorrelación por la red enfocados en la productividad investigadora partiendo de la taxonomía de modelos econométricos espaciales. Luego, aplicamos un procedimiento bayesiano de contraste y selección de modelos para medir la superioridad de la matriz de referencia comparada con las matrices alternativas. En nuestro ejemplo ilustrativo, concluimos que la matriz de ponderaciones sociales de referencia supera a las alternativas en todos los casos. Además, el análisis bayesiano demuestra que las matrices de ponderaciones basadas en la red de citación superan a las basadas en la red de colaboración cualquiera que sea la medida utilizada.

Nuestros resultados sugieren que la red de citación, que captura el proceso sociológico de la *comparación*, es el retrato preferido de las interacciones entre los investigadores. Este resultado es acorde con la opinión de Burt (1987, 2010) en el sentido de que la comparación es el proceso social que actúa con mayor intensidad dentro de un grupo de individuos competidores.

Si bien se han utilizado datos bibliográficos relativos a economistas académicos de la región germanófona, el enfoque propuesto puede aplicarse directamente a investigadores de otras disciplinas, así como de otros contextos socioeconómicos, cuando el fenómeno a estudiar sea cómo influye el efecto de la red sobre el comportamiento de los individuos.

NOTAS

(*) La autora agradece a Toke Aidt, Heinrich Ursprung, Eylem Gevrek, Laurent Bach y Paul Elhorst sus comentarios a versiones anteriores de este artículo. También agradece a Simon Heß, Susann Adloff y Sebastian Kopf su apoyo en la investigación y a José Manuel Barrueco, responsable del mantenimiento de la base de datos CITec, por permitirle acceder a sus datos en formato simplificado.

(1) La matriz de ponderaciones espaciales representa la distribución espacial de las unidades analizadas y es un *input* crucial en los modelos econométricos espaciales (LeSage y Pace, 2009).

(2) En otras redes sociales, los vínculos podrían no ser observados con una precisión del 100 por 100, porque las personas podrían no recordar a todos sus conocidos. Además, las relaciones de conocidos pueden ser de diferentes tipos: parientes, amigos, compañeros de trabajo, etc.

(3) www.forschungsmonitoring.org

(4) En alemán: *Verein für Socialpolitik.* www.socialpolitik.org

(5) P. ej., Rauber y Ursprung (2008); Fabel, Hein y Hofmeister (2008).

(6) Los economistas con «colaboradores solamente externos» (289) podrían ser parte del componente gigante, si incluyéramos a los colaboradores externos. Sin embargo, sucede que considerar a los colaboradores externos solo integra a menos de la mitad de ellos (125) en el componente gigante. El factor que motiva ser categorizado como economista aislado es un historial de publicaciones pobre: la mediana de publicaciones en revistas de los economistas aislados es 4 y su moda es 1, mientras que en el caso de los economistas no aislados es de 11 y 4, respectivamente.

(7) CITec = Citation in Economics: http://citec.repec.org/. La base de datos CITec contiene citas acerca de una tercera parte de los artículos RePec (July 2013). La consecuencia para los economistas relevantes es que solo en torno a 7.000 de los 13.242 artículos publicados en revistas forman parte de la base de datos CITec.

(8) Las autocitas harían que esos economistas estuvieran conectados a algunos miembros de la red de citación, pero solo por la vía de publicaciones de las que hubieran sido coautores. Por lo tanto, dichos vínculos se excluyen no solo para ellos sino también para todos los investigadores involucrados.

(9) Estos son colaboradores locales ajenos al campo de la economía o economistas académicos que trabajaron en algún país germanófono con anterioridad o después del año de corte 2010. Unos pocos son economistas no académicos, y algunos son estudiantes de doctorado, que no forman parte de los economistas relevantes de acuerdo con los criterios con los que se ha definido el conjunto.

(10) El coeficiente de *clustering* para grafos aleatorios de tamaño N = 845 (885), con grado promedio 3,36(3,54) es, según las predicciones del modelo, de ~0,004.

(11) La distancia de ruta (*path distance*) de dos miembros de una red viene dada por el número mínimo de vínculos existentes entre ellos. Para obtener datos estandarizados, se divide cada valor de distancia de ruta por alguna medida de distancia. Este es un enfoque equivalente al utilizado en econometría espacial.

(12) Recuérdese que las autocitas están excluidas de la red de citación.

(13) http://tool.handelsblatt.com/tabelle/index.php?id=79&pc=250

(14) La red de citación es unas tres veces más densa que la red de colaboración de los economistas más prestigiosos, incluso si se tiene en cuenta la mayor incidencia de los vínculos de citación en general.

(15) Estos cálculos se realizan respecto a los investigadores pertenecientes al componente gigante (cf. cuadro n.º 1).

(16) Las abreviaturas utilizadas para nombrar estos modelos son las habituales en la literatura sobre econometría espacial. SAR hace referencia al modelo espacial con autocorrelación; SEM significa el modelo espacial con errores correlacionados; SDM es el modelo espacial Durbin; SDEM es el modelo espacial Durbin con errores correlacionados; mientras que SAC no responde a unas siglas con un significado concreto.

(17) En referencia a nuestros anteriores trabajos centrados en datos de productividad investigadora (,), utilizamos el siguiente conjunto de variables de control: antigüedad académica, sexo, campo de investigación, cargo académico, país, instituto de investigación, tamaño del departamento, medida de colaboración externa, y porcentaje del claustro que no publica artículos.

(18) Como la probabilidad del modelo bayesiano posterior no está disponible para el modelo SAC, no consideramos esta especificación a los efectos del procedimiento de contraste bayesiano.

(19) Utilizamos aquí los códigos de Matlab sar_g, sdm_g, sem_g, desarrollados por LeSage. Se encuentran disponibles gratuitamente en http://www.spatial-econometrics.com/

BIBLIOGRAFÍA

Acedo, F. J.; Barroso, C.; Casanueva, C., y J. L. Galán (2006), «Co-authorship in management and organizational studies: An empirical and network analysis», *Journal of Management Studies,* 43: 957-983.

Anselin, L. (1988), *Spatial econometrics: Methods and models*, Kluwer, Dordrecht.

— (2010), «Thirty years of spatial econometrics», *Papers in Regional Science,* 89: 3-25.

Bosquet, C., y P.-P. Combes (2013), «Are academics who publish more also more cited? Individual determinants of publication and citation records», *Scientometrics,* 97: 831-857.

Burridge, P.; Elhorst, J. P., y K. Zigova (2016), «Group interaction in research: A general nesting spatial model with heteroskedastic shocks», en Baltagi B., Lesage J. P., y Pace R.K. (eds.): *Advances in Econometrics, vol. 37*, forthcoming.

Burt, R. S. (1987), «Social contagion and innovation: Cohesion versus structural equivalence», *American Journal of Sociology,* 92: 1287-1335.

— (2010), *Neighbor networks. Competitive advantage local and personal,* Oxford University Press.

Carayol, N. (2008), «An economic theory of academic competition: Dynamic incentives and endogenous cumulative advantages», en Albert M., S. Voigt, y D. Schmidtchen (eds.): *Scientific competition. Conferences on new political economy*, Volume 25: 179-203. Mohr Siebeck, Tübingen.

Coleman, J.; Katz, E., y H. Menzel (1966), *Medical innovation*, Bobbs-Merrill, Nueva York.

Combes, P.-P., y L. Linnemer (2010), «*Inferring missing citations: A quantitative multicriteria ranking of all journals in economics»,* GREQAM DT 2010-25.

Corrado, L., y B. Fingleton (2012), «Where is the economics in spatial econometrics?», *Journal of Regional Science,* 52: 210-239.

Crane, D. (1972), *Invisible colleges: Diffusion of knowledge in scientific communities,* The University of Chicago Press.

Cronin, B.; Shaw, D., y K. la Barre (2003), «A cast of thousands: Coauthorship and subauthorship collaboration in the 20th century as manifested in the scholarly journal literature of psychology and philosophy», *Journal of the American Society for Information Science and Technology,* 54: 855-871.

De Nooy, W.; Mrvar, A., y V. Batagelj (2005), *Exploratory network analysis with Pajek*, Cambridge University Press.

Elhorst, J. P. (2010), «Applied spatial econometrics: Raising the bar», *Spatial Economic Analysis,* 5: 9-28.

Elhorst, J. P., y K. Zigova (2014), «Competition in research activity among economic departments: Evidence by negative spatial autocorrelation», *Geographical Analysis,* 46: 104-125.

Fabel, O.; Hein, M., y R. Hofmeister (2008), «Research productivity in business economics: An investigation of Austrian, German and Swiss universities», *German Economic Review,* 9: 506-531.

Friedkin, N. E. (1990), «Social networks in structural equation models», *Social Psychology Quarterly,* 53: 316-328.

Galaskiewicz, J., y R. S. Burt (1991), «Interorganization contagion in corporate philanthropy», *Administrative Science Quarterly,* 36: 88-105.

Garfield, E. (1963), «Science citation index 1961», *Science Citation Index*, v-xvi.

Goyal, S.; Van Der Leij, M. J., y J. L. Moraga-González (2006), «Economics: An emerging small world», *Journal of Political Economy,* 114: 403-412.

Homans, G. C. (1961), *Social behavior: Its elementary forms*, Harcourt: Brace & World, Inc.

Hotelling, H. (1929), «Stability in competition», *The Economic Journal,* 39: 41-57.

Hummon, N., y P. Doreian (1989), «Connectivity in a citation network: The development of DNA theory», *Social Networks,* 11: 39-63.

Laband, D. N., y R. D. Tollison (2000), «Intellectual collaboration», *Journal of Political Economy* 108 (3), 632-662.

Leenders, R. T. A. J. (2002), «Modeling social influence through network autocorrelation: constructing the weight matrix», *Social Networks,* 24: 21-47.

LeSage, J. P., y R. K. Pace (2009), *Introduction to spatial econometrics,* CRC Press\ Taylor & Francis Group, Boca Raton.

Manski, C. (1993), «Identification of endogenous social effects: The reflection problem», *Review of Economic Studies,* 60: 531-542.

Marsden, P. V., y N. E. Friedkin (1993), «Network studies of social influence», *Sociological Methods and Research,* 22: 127-151.

Marsden, P. V., y J. Podolny (1990), «Dynamic analysis of network diffusion processes», en Weesie, J. y Flap, H. (eds.): *Social Networks Through Time,* Isor, Utrech.

Melin, G., y O. Persson (1996), «Studying research collaboration using co-authorships», *Scientometrics,* 36: 363-377.

Merton, R. K. (1973), *The sociology of science: Theoretical and empirical investigations,* University of Chicago Press, Chicago.

Milgram, S. (1967), «The small-world problem», *Psychology Today,* 1: 61-67.

Moffit, R. A. (2001), «Policy interventions, low-level equilibria and social interactions», en Durlauf, S., y Young, P. (eds.): *Social Dynamics,* MIT Press.

Moody, J. (2004), «The structure of a social science collaboration network: Disciplinary cohesion from 1963 to 1999», *American Sociological Review,* 69: 213-238.

Newman, M. E. J. (2001a), «The structure of scientific collaboration networks», *PNAS,* 98: 404-409.

— (2001b), «Who is the best connected scientist? A study of scientific coauthorship networks», *Physical Review E67*(arXiv:cond-mat/0011144v2).

— (2004), «Coauthorship networks and patterns of scientific collaboration», *PNAS,* 101 (S1), 5200-5205.

Palma De, A.; Ginsburgh, V.; Papageorgiou, Y. Y., y J.-F. Thisse (1985), «The principle of minimum differentiation holds under sufficient heterogeneity», *Econometrica,* 53: 767-781.

Price de Solla, D. (1965), «Networks of scientific papers. The pattern of bibliographic references indicates the nature of the scientific research front», *Science,* 149: 510-515.

Rauber, M., y H. W. Ursprung (2008), «Life cycle and cohort productivity in economic research: The case of Germany», *German Economic Review,* 9: 431-456.

Stephan, P. E. (2010), «The economics of science», en B. Hall, H., y Rosenberg, N. (Eds.): *Handbook of the economics of innovation*, Volume 1, pp. 217-273. Amsterdam, North Holland.

Strang, D., y N. B. Tuma (1993), «Spatial and temporal heterogeneity in diffusion», *American Journal of Sociology,* 3: 614-639.

Watts, D., y S. Strogatz (1998), «Collective dynamics of 'small-world' networks», *Nature,* 393: 440-442.

White, H. D.; Wellman, B., y N. Nazer (2004), «Does citation reflect social structure? Longitudinal evidence from the 'Globenet' interdisciplinary research group», *Journal of the American Society for Information Science and Technology,* 55: 111-126.

EL MODELO SLX: AMPLIACIÓN DE LA FORMA GENERAL, Y SENSIBILIDAD DE LOS DESBORDAMIENTOS ESPACIALES A LA ESPECIFICACIÓN DE LA *W*

J. Paul ELHORST (*)

Universidad de Groningen

Solmaria HALLECK VEGA (**)

Universidad de Groningen

Universidad de París

Resumen

El modelo con retardo espacial de *X*, abreviadamente SLX, es un modelo de regresión lineal cuya especificación se ha ampliado para incluir variables explicativas observadas en las unidades vecinas de un corte transversal, y constituye el modelo econométrico espacial más sencillo que genera efectos de desbordamiento espacial (*spillovers*) flexibles; permite parametrizar de forma simple la matriz de ponderaciones espaciales –denominada *W*–, que indica cómo se ordenan espacialmente las unidades de la muestra. Sin embargo, este tipo de modelo ha recibido relativamente poca atención tanto en la literatura teórica como en los estudios aplicados. El presente trabajo viene a cubrir ese hueco mediante la consideración de varias ampliaciones a partir de la forma general o estándar. Se constata que, en contra de lo que se indica en muchos estudios empíricos, la afirmación de que los resultados son robustos para cualquier especificación de *W* no está suficientemente fundamentada. En particular, se demuestra que los *spillovers,* uno de los principales objetivos en los estudios de economía y econometría espacial, son sensibles a la especificación de *W*. Además, concluimos que la práctica habitual de utilizar la misma configuración de *W* para cada retardo espacial debe ser cuestionada. Estos resutados se ilustran con un modelo de demanda de cigarrillos utilizando datos de panel correspondientes a 46 estados de EE.UU. durante el período entre 1963 y 1992.

Palabras clave: modelos econométricos espaciales, parametrización de la matriz *W*, efectos de desbordamientos, contrastes.

Abstract

The spatial lag of *X* model, a linear regression model extended to include explanatory variables observed on neighboring cross-sectional units, is the simplest spatial econometric model producing flexible spatial spillover effects and the easiest model to parameterize the spatial weights matrix, denoted by *W*, describing the spatial arrangement of the units in the sample. Nevertheless, it has received relatively little attention in the theoretical and applied spatial econometrics literature. This study fills this gap by considering several extensions of its basic form. It is found that the claim made in many empirical studies that their results are robust to the specification of *W* is not sufficiently substantiated. Especially the spatial spillover effects, often the main interest of spatial economic and econometric studies, turn out to be sensitive to the specification of *W*. In addition, it is found that the common practice to adopt the same *W* for every spatial lag should be rejected. These findings are illustrated using a cigarette demand model based on panel data of 46 U.S. states over the period 1963 to 1992.

Key words: spatial econometric models, parameterizing *W*, spillovers, testing.

JEL classification: C01, C21, C23, R15.

I. INTRODUCCIÓN

DOS de los principales focos de atención de los estudios de economía y econometría espacial son los retardos y los desbordamientos espaciales. Un retardo espacial (*spatial lag*) mide el impacto producido por la variable dependiente (*Y*), las variables explicativas (*X*) o el término de error (*u*) observados en unidades *j* distintas de la unidad *i* sobre la variable dependiente de la unidad *i*. Un efecto de desbordamiento espacial (*spatial spillover*) se define como el impacto marginal producido por una variación en una variable explicativa de una unidad del corte transversal sobre los valores de la variable dependiente en otra unidad, y su cálculo proviene de la forma reducida de un modelo econométrico espacial. El efecto indirecto procedente de las unidades vecinas añade información útil al efecto directo, el cual mide el impacto marginal de una variación registrada en una variable explicativa de una unidad del corte transversal sobre la variable dependiente en esa misma unidad.

La literatura distingue siete tipos de modelos econométricos espaciales estacionarios, que difieren entre sí en el tipo y el número de retardos espaciales incluidos en cada uno de ellos. El cuadro n.º 1 presenta una taxonomía general de los siete modelos, incluyendo su notación y abreviaturas. La matriz de ponderaciones espaciales *W* simboliza la ordenación

espacial de las unidades del corte transversal que componen la muestra. Dado un corte transversal formado por N unidades, W es una matriz de orden $N \times N$ que describe qué pares de esas unidades están relacionadas entre sí y cuáles no. En caso de estar relacionadas, el elemento correspondiente toma valor positivo; de lo contrario, es cero. Recientemente, Halleck Vega y Elhorst (2015) señalaron que los modelos SAR, SEM y SAC tienen una utilidad limitada en el análisis empírico, debido a las restricciones que generan sobre los efectos de desbordamiento específicos de cada uno de ellos. En los modelos SAR y SAC, la ratio entre el efecto de desbordamiento y el efecto directo es idéntica para todas las variables explicativas, mientras que en el modelo SEM se asume que, por diseño, los efectos de desbordamiento son nulos. Solo en los modelos SLX, SDEM, SDM y GNS los efectos de desbordamiento espacial pueden tomar valores distintos de cero. Dado que el modelo SLX es el más simple de esta familia de modelos econométricos espaciales, recomendamos utilizarlo como punto de partida especialmente cuando un estudio se oriente a estimar los efectos de desbordamiento espacial y no se cuente con una teoría subyacente que justifique el uso de un modelo alternativo.

Una ventaja añadida del modelo SLX, respecto a otros modelos econométricos espaciales, es que la W puede ser parametrizada. En la tercera sección del presente artículo se ofrece una explicación detallada. Supongamos que un investigador, en lugar de imponer de antemano una determinada especificación de W, desea utilizar un enfoque paramétrico simple mediante una matriz construida con las inversas de las distancias $w_{ij} = 1/d^{\gamma}$, donde γ es un parámetro a estimar que informará sobre la intensidad de las conexiones entre las observaciones del corte transversal. Pueden utilizarse métodos simples de estimación no lineal para evaluar los parámetros del modelo SLX, como estimar alternativamente los parámetros de respuesta, dado γ, para después estimar γ dados los parámetros de respuesta, hasta lograr la convergencia. Valores reducidos de γ implican que cuanto más distantes están las observaciones, el impacto es comparativamente mayor, lo contrario en el caso de que este parámetro de caída con la distancia (o *distance decay*) tome valores altos.

Pese a estas dos ventajas, existen varios problemas que pueden causar que el modelo contenga errores de especificación. Por ejemplo, podría ocurrir que la verdadera matriz de ponderaciones espaciales W^*, la que generó los datos, sea diferente de la matriz de ponderaciones espaciales W utilizada para modelizar los retardos espaciales exógenos (WX). En lugar de una matriz inversa de caída con la distancia, la W también puede especificarse como una matriz exponencial de caída con la distancia. Además, en lugar de un γ común para todas las variables explicativas con retardo espacial, cabe la posibilidad de considerar un γ_k separado para cada variable WX_k ($k=1,\ldots, K$), donde K representa el número de variables X. Otra opción es modelizar los elementos de W mediante una ecuación de gravedad tal que, por ejemplo, incorpore el tamaño de las unidades i y j en términos de población y/o de producto interior bruto.

Puede ocurrir, igualmente, que el modelo SLX deba ampliarse todavía más al objeto de incluir un retardo espacial en la variable dependiente o endógena (WY), dando lugar al SDM, o un retardo

CUADRO N.º 1

MODELOS ECONOMÉTRICOS ESPACIALES CON DIFERENTES COMBINACIONES DE RETARDOS ESPACIALES Y SU FLEXIBILIDAD EN CUANTO A LOS DESBORDAMIENTOS ESPACIALES *(SPILLOVERS)*

TIPO DE MODELO	*RETARDO(S) ESPACIAL(ES)*	*FLEXIBILIDAD DE* SPILLOVERS
SAR, *Spatial autoregressive model**	*WY*	Ratios constantes
SEM, *Spatial error model*	*Wu*	Cero por diseño
SLX, *Spatial lag of X model*	*WX*	Totalmente flexibles
SAC, *Spatial autoregressive combined model***	*WY, Wu*	Ratios constantes
SDM, *Spatial Durbin model*	*WY, WX*	Totalmente flexibles
SDEM, *Spatial Durbin error model*	*WX, Wu*	Totalmente flexibles
GNS, *General nesting spatial model*	*WY, WX, Wu*	Totalmente flexibles

Notas: * También conocido como el modelo con retardo espacial. ** También conocido como el modelo SARAR o de Cliff-Ord.

espacial en el término de error (*Wu*), obteniéndose el SDEM (véase el cuadro n.º 1). En tal caso, una cuestión a dilucidar es si la matriz de ponderaciones espaciales de ese retardo es la misma o debería ser diferente de la inicial, *W*, y si puede ser a su vez parametrizada. Por último, otros posibles errores de especificación radican en la omisión de variables explicativas, relevantes del modelo, la presencia de heteroscedasticidad, o la existencia de endogeneidad en algunos de los elementos que sí se han considerado. El objetivo de este artículo es tratar formalmente estas extensiones, discutiendo los argumentos que se encuentran detrás de cada una de ellas e ilustrarlas con una aplicación; estamos interesados, especialmente, en investigar el impacto de todas las decisiones, referentes al modelo, sobre la magnitud de los efectos de desbordamiento espacial. En atención a estos objetivos, el artículo se inscribe dentro de la literatura econométrica teórica tradicional que investiga las consecuencias en el sesgo, la consistencia y la eficiencia de las estimaciones de los parámetros de la omisión de variables explicativas relevantes, la introducción de variables explicativas irrelevantes o la adopción de una matriz *W* mal especificada; conectado con todo ello, también prestamos atención a los efectos directos y a los efectos de desbordamiento espacial o *spillovers*. Muchos estudios aplicados solo consideran unas pocas especificaciones de *W* y aseguran que los resultados son robustos a su especificación. Demostraremos que dicha afirmación no se encuentra lo suficientemente justificada ya que los *spillovers* espaciales parecen ser sensibles a la especificación de *W*. Además, discutimos brevemente la utilidad o no de los procedimientos de contraste propuestos en la literatura para abordar estos problemas de especificación.

Los resultados derivados de este estudio son de aplicación a modelos que utilizan tanto datos de corte transversal como paneles espaciales, siempre y cuando la especificación del modelo sea homogénea en sus parámetros. Existe una incipiente literatura de modelos econométricos espaciales basados en la heterogeneidad que implica parámetros diferentes en cada una de las unidades de la muestra (Aquaro *et al*., 2015). De forma general, los parámetros de los modelos heterogéneos solo pueden estimarse consistentemente para paneles espaciales con series temporales largas (*T*). La cuestión de si los resultados derivados en el presente artículo también son aplicables a ese tipo de modelos supera nuestros objetivos, aunque cabe señalar que la mayoría de los estudios espaciales con datos de panel se caracterizan por un gran número de observaciones en el dominio del corte transversal (*N*) con respecto a *T*. En relación con la última cuestión, existe una creciente literatura en la que estos modelos econométricos espaciales incluyen también factores comunes (Bailey *et al*., 2016). Los resultados obtenidos en nuestro estudio son aplicables a ese tipo de modelos, ya que los factores comunes pueden ser tratados como variables de control adicionales (Halleck Vega y Elhorst, 2016).

La estructura del artículo es como sigue: la segunda sección se dedica a describir el modelo SLX y presentar las diferentes especificaciones paramétricas de *W*. Aun cuando el modelo SLX ya cubre *K* de los $K+2$ retardos espaciales potenciales, la sección tercera aborda la cuestión de si el modelo SLX debería ser ampliado con un retardo espacial adicional, ya sea en *WY* o en *Wu*. Consideramos los procedimientos de contraste habituales desarrollados en la literatura econométrica; esto es, los test del multiplicador de Lagrange, LM, (robustos), el enfoque «de lo general a lo particular», el test J y el enfoque bayesiano. Además, la sección tercera se ocupa de si la matriz *W* que interviene en el retardo adicional incorporado al SLX puede ser la misma o debería ser diferente. La sección cuarta utiliza el modelo de demanda de cigarrillos de Baltagi y Li (2004), para datos de 46 estados de EE.UU. a lo largo del período 1963-1992, con el objetivo de medir el impacto de usar diferentes matrices de ponderaciones, y diferentes extensiones del modelo SLX, sobre el signo, la magnitud y los niveles de significación de los efectos de desbordamiento espacial. Por último, en la quinta sección, se exponen las conclusiones y se proponen posibles líneas para futuras investigaciones.

II. EL MODELO SLX Y LA PARAMETRIZACIÓN DE *W*

Un aspecto a menudo criticado en la forma de hacer econometría espacial es que la matriz de contactos se especifica de antemano, en lugar de estimarse junto con los otros parámetros del modelo (Corrado y Fingleton, 2012). Numerosos estudios han intentado analizar la robustez de los resultados a distintas especificaciones de *W* y determinar cuál de ellas proporciona un mejor ajuste a los datos mediante diferentes criterios como los basados en la función de verosimilitud, en las probabilidades *a posteriori* bayesianas o en los test J. La parametrización de la matriz supondría ir un paso más allá. Halleck Vega y Elhorst (2015) demuestran que el

modelo SLX brinda esa posibilidad. Este modelo puede expresarse como

$$Y = \alpha\iota_N + X\beta + WX\theta + \varepsilon, \qquad [1]$$

donde Y representa un vector $N \times 1$ formado por las observaciones de la variable dependiente para cada unidad de la muestra ($i = 1,\ldots, N$), ι_N es un vector $N \times 1$ con todos sus elementos iguales a uno, asociado al término constante α, X denota una matriz $N \times K$ de variables explicativas asociada al vector $K \times 1$ de parámetros β, y $\varepsilon=(\varepsilon_1,\ldots, \varepsilon_N)^T$ es un vector de perturbaciones que se distribuyen de forma idéntica e independiente, con media cero y varianza σ^2. Dado que W es de orden $N \times N$ y X es de orden $N \times K$, la matriz WX de retardos espaciales exógenos es de orden $N \times K$. En consecuencia, el vector de parámetros de respuesta θ es, al igual que β, de orden $K \times 1$. Los efectos de desbordamiento de este modelo combinan las estimaciones de θ con las variables de WX, mientras que los efectos directos resultan de la estimación de β y de las variables X.

Una gran parte de los estudios dedicados a la interacción espacial entre unidades geográficas adoptan una matriz de contigüidades de tipo binario, donde el elemento $w_{ij} = 1$ si la unidad i comparte una frontera común con j y cero en caso contrario (véase cuadro n.º 2). Los argumentos a favor de una matriz de contigüidades binaria se enuncian en Stakhovych y Bijmolt (2009). En concreto, este tipo de matrices se comportan mejor a la hora de detectar el verdadero modelo que otras matrices de ponderaciones espaciales. Sin embargo, debe subrayarse que en ese estudio solo se comparan las especificaciones SAR y SEM. Además, la práctica común de adoptar una determinada matriz de ponderaciones espaciales es arbitraria, y parece preferible comparar diferentes especificaciones entre sí o estimar el gradiente de caída con la distancia (*distance decay*).

Inspirado por la primera ley de Tobler que dice que la relación entre los elementos próximos será más fuerte que la existente entre las más distantes, los términos de W pueden definirse en base a la inversa de la distancia con un factor de caída con el alejamiento

$$w_{ij} = \frac{1}{d_{ij}^{\gamma}}, \qquad [2]$$

donde d_{ij} denota la distancia existente entre las observaciones i y j, y γ es un parámetro denominado de *distance decay*. La estimación del parámetro γ puede resolverse por técnicas no lineales simples, lo que nos aportará información útil sobre la naturaleza de las interdependencias en la muestra. Por ejemplo, si la estimación de γ es pequeña, eso sería indicativo de que la especificación binaria, basada en la contigüidad, no constituye una buena representación del caso analizado, ya que el criterio de estricta contigüidad limita la interacción solo a aquellas unidades que comparten frontera.

Una especificación alternativa para modelizar la caída con la distancia es utilizar la función exponencial negativa

$$w_{ij} = \exp(-\delta d_{ij}). \qquad [3]$$

Cuanto mayor sea el valor que tome la estimación del parámetro δ, menor es la influencia entre los individuos a medida que la distancia entre ellos aumenta; en otras palabras, el umbral de interacción, o punto de corte, se reduce.

Otra opción consiste en modelizar los elementos de la matriz de ponderaciones mediante una ecuación de gravedad, que se entronca en la ley de gravitación universal de Newton, cuya popularidad se debe a los buenos resultados producidos a la hora de explicar datos de flujos. Una razón adicional es que los términos de una matriz de ponderaciones espaciales deben reflejar el grado de interacción espacial entre las unidades de la muestra, lo que es sinónimo de la intensidad de los flujos. Como ejemplos ilustrativos caben citar, entre otros, los estudios de Bavaud (1998) y Corrado y Fingleton (2012, sección tercera). Otra ventaja del modelo de gravedad estriba en que está bien integrado en la literatura sobre teoría económica (véase Behrens *et al*., 2012, entre otros), que es, precisamente, una de las críticas habituales hacia los modelos econométricos espaciales (Corrado y Fingleton, 2012). Una ecuación de gravedad puede especificarse como

$$w_{ij} = \frac{P_i^{\gamma 1} P_j^{\gamma 2}}{d_{ij}^{\gamma 3}}, \qquad [4]$$

donde P mide el tamaño de las unidades i y j en términos de población y/o de producto bruto.

Muchos estudios, tanto en experimentos de simulación como de tipo aplicado, asumen inicialmente que la matriz de ponderaciones es diferente

para retardos espaciales distintos, pero terminan por imponer la restricción de que las matrices W son iguales, lo que constituye otra debilidad de toda esta literatura (McMillen, 2012). Es decir, en lugar de [2], los elementos de la matriz de ponderaciones espaciales de cada retardo espacial W_kX_k pueden modelizarse como

$$w_{ijk} = \frac{1}{d_{ij}^{\gamma_k}}, \qquad [5]$$

Debe insistirse en que la teoría tiene que ser el elemento fundamental para determinar la especificación de la forma funcional de W, tal y como se discute extensamente en Corrado y Fingleton (2012). No obstante, a falta de un marco teórico sustantivo, una opción alternativa puede consistir en comparar los resultados obtenidos al utilizar distintas formas funcionales en la matriz W. Se puede alegar que existen numerosas formas funcionales utilizables; en cualquier caso, el aspecto primordial es que mediante la parametrización de W se contraste, en lugar de asumir, el mantenimiento de la hipótesis de que la interacción disminuye a medida que la distancia entre las unidades en la muestra se incrementa.

III. EXTENSIONES DEL MODELO SLX: CASOS SDM Y SDEM

1. Las especificaciones SDM y SDEM

Para contrastar si el modelo SLX describe suficientemente bien la estructura espacial de los datos, puede compararse el SDM y el SDEM. Como se muestra en el cuadro n.º 1, la primera opción extiende el modelo SLX incorporando un retardo espacial endógeno entre las variables dependientes (WY) mientras que, en el segundo caso, se plantea un retardo espacial en el término de error (Wu). Tomando la ecuación [1] como punto de partida, la primera extensión puede expresarse como

$$Y = \rho WY + \alpha\iota_N X\beta + WX\theta + \varepsilon, \qquad [6]$$

cuyos efectos de desbordamiento espacial se corresponden con los elementos de fuera de la diagonal de la siguiente matriz $N \times N$

$$(I - \rho W)^{-1}(I_N\beta + W\theta), \qquad [7]$$

y los efectos directos coinciden con los elementos de la diagonal de esa matriz. La segunda extensión adopta la forma

$$Y = \alpha\iota_N + X\beta + WX\theta + u \text{ y; } u = \lambda Wu + \varepsilon, \qquad [8]$$

en la que los efectos de desbordamiento espacial y los efectos directos se identifican, al igual que en el modelo SLX, con θ y β. Otra diferencia es que mientras en el SDM los desbordamientos espaciales son globales, en el SDEM son de naturaleza local (véase Halleck Vega y Elhorst, 2015). Los desbordamientos globales tienen lugar cuando un cambio en el valor de X, en una unidad espacial cualquiera, se transmite a todas las demás unidades, incluso si no guardan relación alguna entre sí de acuerdo con W. Este resultado es consecuencia de combinar el vector de parámetros de respuesta, β, con la matriz de multiplicadores espaciales $(I - \rho W)^{-1}$, siempre y cuando el coeficiente espacial autorregresivo de WY sea distinto de cero ($\rho \neq 0$). Por contraste, los desbordamientos locales son aquellos que solo afectan a otras unidades cuando, de acuerdo con W, están conectadas. Esto requiere que, en [6], el coeficiente de WY sea cero ($\rho = 0$) y que los coeficientes de WX sean distintos de cero ($\theta \neq 0$). Debe tenerse presente que la elección entre *spillovers* globales y locales está relacionada con la especificación de W. Un modelo de *spillovers* globales ofrece más verosimilitud con una matriz W dispersa que con una matriz densa, esto es, una matriz en la que solo un reducido número de sus elementos son distintos de cero, como por ejemplo una matriz de contigüidades binaria. A la inversa, un modelo de *spillovers* locales resulta más verosímil con una matriz W densa, en preferencia a una dispersa, en la que todos los elementos de fuera de la diagonal son distintos de cero, como por ejemplo una matriz construida con las inversas de las distancias o utilizando caídas exponenciales.

2. Contrastando las extensiones SDM y SDEM

No hay ninguna razón que impida utilizar los contrastes LM clásicos y robustos, propuestos por Anselin (1988) y Anselin *et al*. (1996) para comparar la extensión del modelo básico con WY o con Wu; sin embargo, no está claro que estos contrastes sean muy potentes, pues su comportamiento solo se ha investigado sobre la base de los residuos del modelo de mínimos cuadrados ordinarios (MCO), es decir, del modelo sin ninguna variable WX, y no sobre la base de los residuos del modelo SLX. En general, los valores del logaritmo de la función de verosimilitud de los modelos SDM ($WY+WX$) y SDEM ($WX+Wu$) guardan mayor semejanza entre sí de la que mantienen los modelos SAR (WY) y SEM (Wu); el resultado es una mayor dificultad para rechazar

un modelo frente a otros. A la inversa, la estimación del modelo GNS ($WY+WX+Wu$) tampoco es de mucha ayuda debido al sobreajuste (*overfitting*). Aunque es posible estimar los parámetros del último modelo, tienden a producirse estimaciones extremas que se compensarán unas con otras, con lo cual su comportamiento no es mejor que el de los casos SDM y SDEM y no ayuda a la hora de elegir entre modelos más simples, con menos retardos espaciales, enfoque conocido como «de lo general a lo particular» (véase Burridge *et al.*, 2016, donde obtienen un resultado similar).

LeSage (2014) demuestra que un enfoque bayesiano simplifica considerablemente la tarea de seleccionar la especificación apropiada, tanto en lo que respecta al modelo como a la matriz de ponderaciones. Este enfoque determina simultáneamente las probabilidades *a posteriori* de los modelos SDM y SDEM para una W dada, y también la probabilidad *a posteriori* de diferentes matrices W para una especificación dada del modelo. Dichas probabilidades se basan en el logaritmo de la función de verosimilitud marginal asociada a las diferentes opciones consideradas, y se obtienen o bien marginando los parámetros del modelo marginalizando o bien los parámetros del modelo a la matriz W. Si el logaritmo de la verosimilitud marginal de un modelo, o de una W, es superior al de otro modelo, u otra matriz W, también lo será la probabilidad *a posteriori.* Algunos estadísticos populares como la ratio de verosimilitud o los estadísticos de Wald y/o de LM comparan un modelo con otro basándose en ciertas estimaciones de los parámetros. La fortaleza del enfoque bayesiano reside en que las probabilidades *a posteriori* se calculan para todo el espacio paramétrico, por la sencilla razón de que estos parámetros son objeto de marginalización. La inferencia obtenida del valor del logaritmo de la función de verosimilitud marginal se refuerza por el hecho de que los modelos SDM y SDEM comparten el mismo conjunto de variables explicativas (X,WX) y se basan en los mismos *a prioris*, uniformes, para ρ o λ, relativos a WY o a Wu. Esta condición adopta la forma de $p(\rho) = p(\lambda) = 1/D$, donde $D=1/\omega_{max} - 1/\omega_{min}$ donde ω_{max} y ω_{min} representan, respectivamente, el mayor y menor (negativo) valor propio de W. La condición no introduce ningún tipo de información subjetiva por parte del investigador, pues se basa en todo el espacio de parámetros ($1/\omega_{min}$, $1/\omega_{max}$) sobre el que se han definido ρ y λ ($\omega_{max}=1$ si W se ha estandarizado por filas o por su mayor valor propio). Véase LeSage (2014, 2015) para una exposición más detallada sobre la elección del modelo, y LeSage y Pace (2009, capítulos 5 y 6) sobre la elección de W.

Como alternativa al enfoque bayesiano encontramos el método basado en los contrastes J. En el editorial del primer número del volumen 11 de *Spatial Economic Analysis*, Elhorst *et al*. (2016) realizan un breve repaso de esta literatura, relativamente modesta en cuanto a tamaño pero creciente en importancia, formada por un total de diez estudios. Llegan a la conclusión de que la principal barrera para los investigadores es que hasta ahora nadie ha abierto los códigos para permitir su libre acceso. Por esta razón, hemos decidido excluir el test J de nuestro estudio.

Otro problema relativo a la especificación es que no está claro si la matriz debería ser la misma que la empleada para modelizar los retardos espaciales exógenos (WX). Si la matriz de ponderaciones espaciales para las últimas variables se especifica de tipo binario, basada en la hipótesis de contigüidad, es práctica habitual utilizar la misma matriz a la hora de extender el modelo, con un retardo espacial en la endógena (WY) o con un retardo espacial en el término de error (Wu). No obstante, si la matriz W se parametriza, por ejemplo, utilizando un parámetro de decaimiento con la distancia (*distance decay*), que luego se estima, parece más razonable considerar también otro parámetro de distancia para WY diferente del de WX, o para Wu igualmente diferente del de WX. En caso de seguirse este enfoque, los test citados resultan de escasa utilidad ya que se basan en la hipótesis de que la matriz W de WY o de Wu es exógena y no se ha parametrizado. Yu y Lee (2015) consideran un modelo espacial en el que los elementos de la matriz W son función de un conjunto de variables explicativas que podrían ser endógenas; además esta extensión no implica la estimación de parámetros desconocidos, tal como ocurre habitualmente cuando se parametriza W.

En resumen, si se determina que el modelo SLX debe ser extendido, existen dos variantes a considerar: o bien el modelo debe extenderse con un retardo espacial afectando al término de error, lo que se conoce como «autocorrelación espacial», o bien con un retardo espacial en la variable endógena. A continuación se discuten estas dos posibilidades.

3. SDEM: SLX y autocorrelación espacial en los errores

Si el modelo SLX debe ser extendido, en respuesta a la existencia de autocorrelación espacial en los errores, existen argumentos metodológicos de peso

para adoptar una configuración diferente de la matriz de ponderaciones espaciales. Por ejemplo, no se puede descartar que la matriz W utilizada para modelizar las variables WX sea diferente de la verdadera, llamémosla W^*. Si esto es cierto, el error de especificación $(W\text{-}W^*)X$ se transmite al término de error, y el resultado es que los errores pierden su propiedad de esfericidad (ya no se mantendrá que $Var(\varepsilon)=\sigma^2 I$). En su lugar, la especificación del término de error seguirá un proceso espacial autorregresivo con una matriz de ponderaciones espaciales V distinta de W y $Var(u)=\sigma^2[(I-\lambda V)^T(I-\lambda V)]^{-1}$. Debe recordarse, además, que ignorar la presencia de autocorrelación espacial, cuando es relevante, tan solo afecta a la eficiencia, no a la consistencia, y que la matriz W utilizada para modelizar la autocorrelación espacial no tiene ningún efecto en los desbordamientos espaciales derivados de la forma reducida del modelo (véase ecuación [8]). Consecuentemente, la decisión sobre qué matriz de ponderaciones espaciales se debe utilizar para modelizar la autocorrelación espacial es una cuestión menos trascendente. Por esta razón, podemos seguir a Stakhovych y Bijmolt (2009) y adoptar inicialmente una matriz de contigüidad de primer orden.

El test de Hausman puede utilizarse cuando existan dos estimadores consistentes, uno de los cuales es ineficiente y el otro es eficiente. Pace y LeSage (2008) adaptan este test, al caso espacial, para las estimaciones MCO y SEM, la misma técnica puede utilizarse para comparar las estimaciones SLX y SDEM. Según LeSage y Pace (2009: 62), el rechazo de la hipótesis nula de igualdad en las estimaciones de los coeficientes bajo SLX y SDEM puede ayudar a diagnosticar la existencia de variables omitidas, correlacionadas con otras sí incluidas en el modelo. El estadístico de contraste sigue una distribución Chi-cuadrado con grados de libertad igual al número de parámetros en la regresión. Pueden darse tres resultados diferentes. Primero, las estimaciones de los coeficientes de los modelos SLX y SDEM no difieren entre sí sustancialmente, y el coeficiente de autocorrelación espacial no es significativo. Cuando esto ocurre, no es necesario plantear la hipótesis de autocorrelación espacial para mejorar la especificación del modelo SLX. Segundo, las estimaciones de los coeficientes SLX y SDEM no difieren entre sí de manera sustancial, pero el coeficiente de autocorrelación espacial es significativo. En este caso, el modelo producirá una log-verosimilitud significativamente más alta que el SLX, con lo que no cabe más que inferir que el término de error espacial está capturando el efecto de las variables omitidas. No obstante, al no ser posible rechazar la hipótesis nula, también puede concluirse que estas variables omitidas no están correlacionadas con las variables incluidas y que, por tanto, la extensión SDEM del modelo SLX conduce, a lo sumo, a una ganancia de eficiencia. Tercero, las estimaciones de los coeficientes SLX y SDEM difieren entre sí de manera sustancial y el coeficiente de autocorrelación espacial es significativo (la probabilidad de que el coeficiente de autocorrelación espacial no sea significativo es en este caso despreciable). Este resultado apunta a serios problemas de mala especificación, debido a la omisión de variables explicativas relevantes.

La subespecificación, en el último caso, puede deberse a que W, la matriz de contigüidades binaria utilizada como candidata potencial, sea demasiado simple. Para testar este punto, pueden considerarse otras especificaciones de W. Alternativamente, también se podría parametrizar esta matriz W. Halleck Vega y Elhorst (2015) señalan que la parametrización de W, utilizando modelos distintos del SLX, se complica por el problema de *solución perfecta*. En concreto, los autores demuestran que la solución $\rho=-1$, $\gamma=0$, $\alpha=Y_1+\ldots+Y_N$, y $\beta=0$ proporciona un ajuste perfecto de la variable dependiente en el modelo SAR; también en los modelos SEM y SDM si, además, se añade la condición $\theta=0$ (1). Puesto que el logaritmo de la verosimilitud de la *solución perfecta* no existe, esa solución debe excluirse del análisis. Para demostrar la consistencia del estimador máximo-verosímil (ML) del modelo SAR, Lee (2004) indica que debe cumplirse una de las siguientes dos condiciones: a) las sumas de las filas y columnas de las matrices W, $(I\text{-}\rho W)^{-1}$ y $(I\text{-}\lambda W)^{-1}$, antes de que W sea estandarizada, deben estar uniformemente acotadas, en valor absoluto, conforme N tiende a infinito; o b) las sumas de las filas y columnas de W, antes de la estandarización, no pueden tender a infinito a igual o mayor velocidad que el tamaño de la muestra N. La condición a) proviene de Kelejian y Prucha (1998, 1999).

Si los elementos de W adoptan la forma expuesta en [2], entonces $w_{ij}=1$ si $\gamma=0$. En tal caso, todos los elementos de fuera de la diagonal de W valen uno, como resultado de lo cual las sumas de las filas y columnas valen N-1, divergiendo hacia infinito con N. Además, se cumple que $(N-1)/N\rightarrow 1$ conforme N crece. Esto implica que la matriz de ponderaciones espaciales que se obtiene para el caso de la *solución perfecta* debería excluirse formalmente por razones de consistencia, al no cumplirse ni la condición a) ni la condición b). Ahora bien, la resolución de este problema cuando se trabaja con datos reales y

tamaños muestrales finitos, donde numéricamente el óptimo no converge hacia la *solución perfecta*, plantea un reto. La cuestión es si existe un óptimo local próximo a este óptimo global no válido, y si es posible programar los modelos SAR, SEM y SDM para poder alcanzar ese óptimo local. Benjanuvatra y Burridge (2015) han investigado este aspecto detectando el mismo problema. Aunque el primer teorema de su trabajo demuestra la identificabilidad de los parámetros (incluido el de *distance decay*) cuando se encuentran próximos a sus valores verdaderos, supuesto un *N* que tiende a infinito, los autores encuentran problemas numéricos para obtener esos valores computacionalmente. De hecho, en sus estudios de simulación de Monte Carlo obtienen una serie de estimaciones extremas, imprecisas o absurdas debido a la existencia de máximos locales. Por consiguiente, en la siguiente sección investigamos más a fondo este punto para el modelo SAR.

4. SDM: SLX más un retardo espacial en la endógena con W parametrizada

Consideremos una especificación de la matriz *W* basada en el enfoque *distance decay* de la ecuación [2]; vamos a denotar al parámetro *distance decay* de los retardos espaciales endógenos como γ_{WY}, y al mismo parámetro de los retardos espaciales exógenos como γ_{WX}. La primera cuestión a la que debemos dar respuesta es en qué intervalo o rango de valores queda definido γ_{WY}. La discusión que sigue ayuda a definir este intervalo basándonos en las dos condiciones a) y b) mencionadas anteriormente, de las que debe cumplirse al menos una para obtener un estimador máximo-verosímil consistente de los parámetros del modelo.

Consideremos un número infinito de unidades espaciales ordenadas en línea, es decir, la distancia de cada unidad a su vecina más próxima a la derecha y a la izquierda es *d*; la distancia a su segunda vecina más próxima a la derecha y a la izquierda es 2*d*, y así sucesivamente. Dado que los elementos de fuera de la diagonal de *W* tienen la forma $1/d_{ij}^{\gamma_{WY}}$, la suma de cada fila es $2\times[1/d^{\gamma_{WY}}+1/(2d)^{\gamma_{WY}}+1/(3d)^{\gamma_{WY}}+\ldots]$, resultando una serie que será finita si $\gamma_{WY}>1$ (véase Salas y Hille, 1990, p. 602) (2). Esto implica que la condición a) se cumple para valores del parámetro *distance decay* superiores a la unidad y que, en estas circunstancias, el estimador máximo-verosímil producirá estimaciones consistentes del parámetro. La condición b) se cumple si la ratio entre la suma de las filas y *N* es menor a la unidad, en caso de que *N* tienda a infinito. Esta ratio puede representarse como $2\times[1/d^{\gamma_{WY}+1}+1/(2d)^{\gamma_{WY}+1}+1/(3d)^{\gamma_{WY}+1}+\ldots]$, que es finita para $\gamma_{WY}>0$ (3).

IV. COMPARACIÓN DE MODELOS ECONOMÉTRICOS ESPACIALES: ILUSTRACIÓN EMPÍRICA

1. Un modelo para la demanda de cigarrillos

Con fines ilustrativos, utilizamos el caso bien conocido de la demanda de cigarrillos de Baltagi y Li (2004). Estos datos se han utilizado en otros estudios econométricos espaciales. Fueron empleados por primera vez por Baltagi y Levin (1986, 1992), respectivamente, sobre los períodos 1963-1980 y 1963-1988. El cuadro n.º 2 proporciona una visión general de los diferentes estudios sobre esta base de datos, extraída de Elhorst (2016). El cuadro se completa con un estudio reciente de He y Lin (2015). En la actualidad, la mayoría de estudios controlan por efectos fijos tanto espaciales como temporales. Elhorst (2014) contrasta explícitamente tales controles y concluye que esa especificación es superior respecto a las que no incluye efectos fijos, individuales o temporales, y también es preferible al modelo de efectos aleatorios. Muchos estudios también incluyen la variable dependiente retardada en el tiempo para controlar por la persistencia del hábito de fumar. En ese caso, se pueden distinguir no solo efectos directos a corto y a largo plazo, sino también efectos de desbordamiento espacial; Elhorst (2013) y Debarsy *et al*. (2014) desarrollan la formulación matemática de esos efectos. La mayoría de los estudios comparten la idea de que deberían incluirse retardos espaciales de las exógenas, aunque no está claro cuál de las dos especificaciones, SDM o SDEM, es la que mejor describe los datos. Halleck Vega y Elhorst (2015) argumentan que la inclusión de un retardo espacial en la endógena es difícil de justificar, pues ello significaría que una variación en el precio o la renta de un estado particular afectaría potencialmente al consumo en todos los estados, incluso en aquellos desconectados según la matriz *W* (p. ej., California e Illinois). Por último, casi todos los estudios adoptan una matriz de contigüidades binaria estandarizada por filas. Una excepción es Debarsy *et al*. (2014) quienes se basan en los kilómetros de frontera que comparten dos estados vecinos, también estandarizada por filas. Los trabajos recientes de Kelejian y Piras (2014) y Halleck Vega y Elhorst (2015) han sido pioneros en tratar de avanzar con respecto al uso de una simple matriz de ponderaciones espaciales exógenas con ponderaciones fijas.

CUADRO N.º 2

ESTUDIOS ESPACIALES CON DATOS DE PANEL SOBRE LA DEMANDA DE CIGARRILLOS

ESTUDIO	*PANEL*	*DINÁMICO*	*ESPACIAL*	*W*
Baltagi y Levin (1986)	ETF o ETA	+	SLX, precio	-
Baltagi y Levin (1992)	EEF o EEA + EEF	+	SLX, precio	-
Baltagi y Li (2004)	EEF o EEA	-	SEM	CB
Elhorst (2005)	EEF + ETF	+	*SDEM*	*CB*
Elhorst (2013)	EEF + EFT	+	SDM	CB
Debarsy *et al.* (2014)	EEA	+	SDM	CB, km. frontera
Kelejian y Piras (2014)	EEF + EFT	-	SAR	Endógeno
Elhorst (2014)	EEF + ETF	-	SDM	CB
Halleck Vega y Elhorst (2015)	EEF + ETF	-	Todos	CB
SLX	CB	-	SLX	ID parametrizada
He y Lin (2015)	EEA	-	SAC	CB

Notas: EEF: efectos espaciales fijos; EEA: efectos espaciales aleatorios; ETF: efectos temporales fijos; ETA: efectos temporales aleatorios; Dinámico: + = Y_{t-1} incluido; Espacial: véase cuadro n.º 1 para abreviaturas; Todos: SAR, SEM, SLX, SAC, SDM, SDEM, GNS; *W*: CB: matriz de contigüidades binaria; ID: matriz inversa de distancias.
Fuente: Elhorst (2016).

En el modelo sobre la demanda de cigarrillos, se pretende explicar las ventas reales per cápita de cigarrillos (C_{it}, donde *i* denota cada uno de los 48 estados de EE.UU. y t =1963,…,1992) mediante una ecuación en función del precio medio de venta del paquete de cigarrillos (P_{it}) y de la renta real disponible per cápita (I_{it}). Además, se toman logaritmos en las variables. Esta ecuación básica puede resolverse maximizando la función de utilidad cuyos argumentos son el consumo de cigarrillos y otros bienes de consumo, sujeto a una limitación presupuestaria de gasto (Chintagunta y Nair, 2011). El modelo se agrega por individuos, ya que el objetivo perseguido es explicar las ventas en los diferentes estados. Si el objetivo fuera modelizar el comportamiento a nivel de los individuos (p. ej., la reducción del número de fumadores, o el hábito de fumar en la adolescencia), podría aproximarse mejor utilizando microdatos. Blundell y Stoker (2007) revisan la situación y ofrecen soluciones para salvar la brecha entre el análisis micro y macro, señalando que ambos enfoques tienen un papel relevante que jugar. Nosotros utilizamos datos a nivel de estado y para facilitar la exposición controlamos por los efectos fijos espaciales y temporales, de acuerdo a los resultados de Elhorst (2014). La razón para considerar este caso es la propensión conocida de los consumidores a comprar cigarrillos en estados próximos, tanto de forma legal como ilegal, cuando existe una diferencia de precio que lo justifique, lo que se conoce como efecto contrabando (*bootlegging effect*).

2. Resultados de la estimación del modelo SLX

El cuadro n.º 3, primera columna, muestra los resultados utilizando el modelo SLX como punto de partida, con una matriz de contigüidades binaria estandarizada por filas; en la segunda columna se utiliza la inversa de la distancia con un valor del parámetro *distance decay* γ igual a uno; en la tercera, el parámetro *distance decay* se estima, y en la cuarta la función *distance decay* se especifica a través de una función exponencial negativa, y el parámetro correspondiente se estima.

La estandarización de una matriz de ponderaciones por filas, tomando como base las inversas de distancias o la distancia exponencial, afecta a la interpretación económica del modelo de *distance decay* (Kelejian y Prucha, 2010). Por ejemplo, el impacto de la unidad *i* sobre la unidad *j* no es el mismo que el de la unidad *j* sobre la unidad *i*, y la información sobre las proporciones que guardan entre sí los elementos de las diferentes filas de la matriz *W* se difumina. Por tanto, estandarizamos los elementos de la matriz *W*, construida con la distancia, utilizando el valor propio mayor de la matriz. Puesto que el modelo SLX no contiene retardos espaciales de *Y*, los efectos directos coinciden con las estimaciones de los coeficientes de las variables no espaciales (β_k) y los desbordamientos son los efectos asociados a las variables explicativas con retardo espacial (θ_k).

CUADRO N.º 3

RESULTADOS ESTIMADOS CON EL MODELO SLX, PARA EXPLICAR LA DEMANDA DE CIGARRILLOS CON MATRIZ *W* PARAMETRIZADA

	CB (1)	*ID* (γ=1) (2)	*ID* (3)	*ED* (4)	*ID HETEROS-CEDASTICIDAD** (5)	*2SLS* (6)	*ID* $\gamma_{t\text{-}s}$ (7)	*ID GRAVEDAD* (8)
Precio	-1,017	-1,013	-0,908	-1,046	-0,884	-1,246	-0,903	-0,841
	(-24,77)	(-25,28)	(-24,43)	(-29,58)	(-24,93)	(-16,32)	(-24,49)	(-23,03)
Renta	0,608	0,658	0,654	0,560	0,76	0,591	0,667	0,641
	(10,38)	(13,73)	(15,39)	(15,44)	(17,03)	(13,34)	(15,76)	(15,16)
W×precio	-0,220	-0,021	0,254	0,108	0,182	0,192	0,385	0,041
	(-2,95)	(-0,34)	(3,08)	(2,08)	(3,02)	(3,00)	(1,81)	(0,87)
W×renta	-0,219	-0,314	-0,815	0,129	-0,728	-0,750	-0,838	-0,372
	(-2,80)	(-6,63)	(-4,76)	(1,80)	(-13,21)	(-14,14)	(-5,21)	(-4,97)
$\gamma_{\text{distancia}}$			2,938	4,67	2,966	3,141		2,986
			(16,48)	(9,99)	(24,39)	(11,11)		(11,50)
$\gamma_{\text{distancia precio}}$ en columna 7 y $\gamma_{\text{propia población}}$ en columna 8							5,986	-0,018
							(8,86)	(-0,41)
$\gamma_{\text{distancia renta}}$ en columna 7 y $\gamma_{\text{población vecinos}}$ en columna 8							2,938	0,340
							(17,70)	(2,63)
R^2	0,897	0,899	0,916	0,896	0,906	0,484	0,917	0,923
LogL	1.668,4	1.689,8	1.812,9	1.666,9	1.841,3		1.818,4	1.868,0
Test LM WY, W§	-	0,27	27,56	0,47				
Test LM Wu, W§	-	12,39	4,16	0,22				
Test LM WY, W=CB	0,30	0,40	5,13	0,72				
Test LM Wu, W=CB	0,01	12,67	0,14	11,59				
Prob. SDM	0,5502	0,0000	0,0000	0,3536				
Prob. SDEM	0,4498	1,0000	1,0000	0,6464				

Notas: Se controla por efectos fijos entre estados y a lo largo del tiempo en todas las especificaciones; estadísticos t entre paréntesis; las estimas de los coeficientes de las variables *WX* en el modelo SLX representan los efectos de desbordamiento.
* Especificamos $\sigma_{it} = \alpha_1 + \alpha_2\ (1/Población_{it})$ obteniendo que α_1=0,003 (valor t: 14,14) y α_2=1.971 (valor t: 7,11).
§ Matriz *W* similar a la utilizada para modelizar los retardos espaciales exógenos *WX*.

Mientras que los efectos directos del precio y la renta en las cuatro especificaciones mantienen un patrón estable, los de desbordamiento muestran bastante variabilidad. El efecto directo del precio de los cigarrillos fluctúa en un rango estrecho alrededor de -1, y el de la renta lo hace en torno a 0,6. En contraste, el efecto de desbordamiento del precio es negativo y altamente significativo cuando se adopta la matriz de contigüidades binaria (-0,220, valor t: -2,80), pero pierde toda significatividad al utilizar la matriz inversa de distancias (-0,021, valor t: -0,34); cuando se estima el parámetro *distance decay* se produce un cambio de signo, es significativo y consistente con la hipótesis del efecto *bootlegging* (0,254, valor t: 3,08). La estimación del parámetro *distance decay* es de 2,938 y también es significativa (valor t: 16,48). Todo lo anterior tiene sentido, ya que únicamente quienes viven cerca de la frontera del estado pueden beneficiarse, de forma diaria o semanal, de los precios más bajos del estado vecino, mientras que los individuos que residen lejos de la frontera solo se benefician de los menores precios si visitan otros estados con fines diferentes o si el contrabando se produce en camiones cubriendo largas distancias. Los resultados también explican por qué la matriz inversa de las distancias, parametrizada, genera un ajuste mucho mejor que la matriz de contigüidades binaria: la interacción espacial en distancias cortas cae más rápidamente, mientras que esta caída es gradual en distancias largas, de acuerdo al principio de contigüidad binaria. El coeficiente de determinación, o R^2, corrobora esta interpretación al aumentar respectivamente de 0,897 a 0,899 y a 0,916; lo mismo ocurre con el logaritmo de la función de verosimilitud, que aumenta de 1668,2 a 1689,8 y a 1812,9. Si se adopta una función *distance decay* de tipo exponencial, en lugar de la inversa de las distancias, la interpretación vuelve a cambiar. El efecto de desbordamiento del precio y el parámetro *distance decay* siguen siendo significativos, pero la magnitud del desbordamiento

espacial del precio se reduce en más de la mitad (0,129, valor t 1,80).

Al igual que en el caso del precio, el efecto de desbordamiento de la renta muestra un patrón irregular. Este efecto aumenta de magnitud cuando se pasa de la matriz de contigüidades binaria (-0,219, valor t: -2,80) a la matriz inversa de las distancias (-0,314, valor t: -6,63), y subsecuentemente a la matriz inversa de las distancias parametrizada (-0,815, valor t: -4,76), para cambiar de signo y volverse escasamente significativo (solo al 10%) cuando se adopta la matriz *distance decay* exponencial (0,129, valor t: 1,80). No obstante, dado que el R^2 y el logaritmo de la función de verosimilitud de la matriz *distance decay* exponencial son sustancialmente más bajos, esta última especificación debería ser rechazada. Obsérvese que un desbordamiento espacial de la renta con signo negativo implica que un aumento de la renta per cápita en el propio estado disminuye las ventas de cigarrillos en los estados vecinos. Una explicación podría consistir en que niveles de renta más altos reducen la necesidad o el incentivo para salir fuera del estado a comprar cigarrillos a precios más bajos.

Teniendo en cuenta los patrones cambiantes que se perciben en los efectos de desbordamiento, es interesante considerar el impacto de otros errores de especificación; el foco de atención recae en el efecto de desbordamiento del precio. Si se controla por heteroscedasticidad, como en la columna quinta, por endogeneidad, como en la columna sexta, o si se considera un γ separado por cada variable explicativa, como en la columna séptima, el signo y los niveles de significación de los desbordamientos del precio y de la renta son similares a los resultantes de la matriz inversa de distancias parametrizada de la tercera columna, pero las magnitudes estimadas siguen oscilando. A continuación, tratamos de profundizar en esta discusión.

Anselin (1988), hace más de veinticinco años, defendió la incorporación de perturbaciones heteroscedásticas en los modelos econométricos espaciales. Dado que el consumo transfronterizo podría verse afectado por diferencias en el tamaño de la población entre los estados, controlamos por heterocedasticidad utilizando una forma funcional predefinida (4). Siguiendo a Anselin (1988, pp. 34-35), especificamos $\sigma_{it} = \alpha_1 + \alpha_2$ (1/población$_{it}$) y estimamos el modelo correspondiente con un procedimiento en dos etapas en el que las αs y el γ por un lado y las βs por el otro son estimados alternativamente hasta lograr la convergencia. Estos resultados se reportan en la quinta columna del cuadro n.º 3. Puede valorarse el patrón de heterocedasticidad contrastando la hipótesis $\alpha_2 = 0$. El estadístico ratio de verosimilitud, con un grado de libertad, es igual a $2 \times (1841{,}3 - 1812{,}9) = 56{,}8$ que es altamente significativo para una χ^2_1. Este resultado debería alertar a los usuarios en cuestiones de econometría espacial de la necesidad de prestar más atención a la existencia de heteroscedasticidad. De hecho, al hacerlo, el efecto de desbordamiento del precio disminuye de 0,254 a 0,182.

Otro aspecto tiene que ver con la cuestión de si los precios de los cigarrillos son o no endógenos. A tal efecto, recurrimos al test de Hausman para detectar la posible endogeneidad complementado con el correspondiente test para examinar la validez de los instrumentos; en concreto, para evaluar si estos cumplen los criterios de relevancia y de exogeneidad. Como variables instrumentales se utilizan el impuesto sobre los cigarrillos, la compensación estatal por empleado en estados vecinos, la renta en el propio estado y la renta en estados vecinos (estas dos últimas ya forman parte del modelo SLX). Una exposición más detallada aparece en Halleck Vega y Elhorst (2015), quienes concluyen que el precio de los cigarrillos observado en los estados vecinos es susceptible de utilizarse como determinante exógeno de la demanda de cigarrillos en el conjunto de EE.UU., a diferencia del precio de los cigarrillos observado en el propio estado, que no parece serlo. Aparentemente, el consumo tiene efectos de retroalimentación sobre el precio dentro del propio estado; sin embargo, si los consumidores deciden comprar menos cigarrillos en estados vecinos debido a un aumento en el precio de su propio estado, habrá un impacto significativo en los precios de esos estados. Una vez tenida en cuenta la endogeneidad, el efecto de desbordamiento del precio disminuye de 0,254 a 0,192.

Finalmente, si en lugar de un parámetro de *distance decay* común para todas las variables explicativas, se estima un parámetro específico para cada variable explicativa, el efecto de desbordamiento del precio aumenta de 0,254 a 0,385.

A diferencia de las tres extensiones comentadas, la sensibilidad de los desbordamientos espaciales del precio y de la renta vuelve a aumentar cuando los elementos de la matriz de ponderaciones espaciales se parametrizan utilizando un modelo de gravedad (véase la columna número 8). El efecto de desbordamiento espacial del precio de los cigarrillos sigue siendo positivo, pero ya no es significativo, en tanto

que el efecto de desbordamiento espacial de la renta disminuye en más de la mitad comparado con las extensiones de las columnas tres, cinco y seis, aunque sigue siendo negativo y significativo.

3. Contrastes de SLX frente a SDM o SDEM

En el cuadro n.º 3 también se detallan los resultados usando el método bayesiano, de LeSage (2014), y los test LM robustos (Anselin *et al*., 1996); el objetivo de ambos es contrastar si la hipótesis de *spillovers* locales es más verosímil que la de *spillovers* globales. En un caso enfrentamos el modelo SLX con la versión ampliada incluyendo un retardo espacial de la endógena, *WY*, y en el segundo incluimos en el modelo SLX un retardo espacial en el término de error, *Wu*. Además, consideramos dos versiones de los test LM robustos (5); en la primera se utiliza la misma matriz *W* en los dos retardos espaciales de la ecuación mientras que en la segunda el retardo espacial añadido proviene de una matriz de contigüidades de tipo binario. Los test LM robustos se basan en los residuos del modelo SLX y siguen una distribución Chi-cuadrado con un grado de libertad; el valor crítico al nivel de significación del 5% es de 3,84.

De acuerdo al enfoque bayesiano, la especificación con *spillovers* globales (SDM) es más verosímil que la local cuando se adopta una especificación de la matriz *W* de contigüidades binaria; las respectivas probabilidades *a posteriori,* condicionadas a esa matriz se encuentran entre 0,55 y 0,45. Sin embargo, cuando se adopta la matriz inversa de la distancia, restringida con valor 1 o no restringida de ninguna forma, las matrices se hacen más densas y la proporción pasa a ser 0 y 1. Por último, cuando se adopta la matriz de tipo exponencial con la distancia, la relación se reduce hasta un rango entre 0,35 y 0,65. Por consiguiente, el SDEM parece ser la extensión más adecuada del modelo SLX.

La lectura difiere cuando se emplean los test LM robustos. Si se adopta la matriz de contigüidades binaria, los test LM no son concluyentes ya que no son significativos. Cuando se adopta la matriz inversa o exponencial con la distancia, los test LM apuntan a la especificación SDEM, es decir, el mismo resultado que en el método bayesiano. Sin embargo, al tomar como punto de partida la matriz inversa de la distancia, con parámetros no restringidos, se obtiene resultados diferentes. El método bayesiano se decanta a favor del SDEM, mientras que los test de LM lo hacen a favor del SDM. Por este motivo, a continuación consideramos ambas extensiones del modelo SLX con más detalle.

4. Resultados de la estimación SDEM

En la primera columna del cuadro n.º 4 se detallan los resultados del modelo SLX ampliado al incluir el retardo espacial del error. Por los motivos señalados en la segunda sección, utilizamos la matriz de contigüidades binaria en lugar de la matriz inversa de la distancia, no restringida, que se utiliza para modelizar los retardos de las variables exógenas. El test de Hausman, de acuerdo a Pace y LeSage (2008, sección 3.3.1), es igual a 0,9267 y sigue una distribución Chi-cuadrado con cuatro grados de libertad (igual al número de parámetros de la ecuación). El ρ valor correspondiente es igual a 0,9207. Dado que con el test de Hausman no puede rechazarse que las estimaciones de los modelos SLX y SDEM sean iguales, y que el coeficiente de autocorrelación de los residuos es significativo (0,164 con valor t: 4,58), se debe concluir que la extensión SDEM conduce (a lo sumo) a una ganancia de eficiencia.

5. Resultados de la estimación de SDM

En la segunda columna del cuadro n.º 4 aparecen los resultados del modelo SLX ampliado con un retardo espacial en la variable dependiente, donde *W,* al igual que en el caso anterior, se corresponde con la matriz de contigüidad binaria. El valor del logaritmo de la función de verosimilitud de este modelo, (1821,7), es mayor que el de su homóloga bajo la especificación SDEM, (1819,2), lo cual está en línea con los resultados de los test LM reportados en la tercera columna del cuadro n.º 3.

En esa misma columna del cuadro n.º 4 aparecen los resultados del modelo SLX ampliado con un retardo espacial en la variable dependiente. La diferencia es que en lugar de imponer *a priori* una matriz de contigüidades binaria para la matriz *W*, utilizamos las inversas de las distancias con un parámetro de *distance decay*, no restringido. La parametrización de la matriz *W*, en modelos con retardo espacial en la endógena, se ve dificultado por el problema de la *solución perfecta*, como ya se discutió en la tercera sección. El gráfico 1 muestra el logaritmo de la función de log-verosimilitud para el parámetro de *distance decay* de la matriz *W* asociado al retardo espacial en la endógena, donde γ_{WY} toma valores en el intervalo (0,10] con incrementos de 0,1. El problema de la *solución*

CUADRO N.º 4

MÁS ALLÁ DEL MODELO SLX CON *W* PARAMETRIZADA: SDEM Y SDM

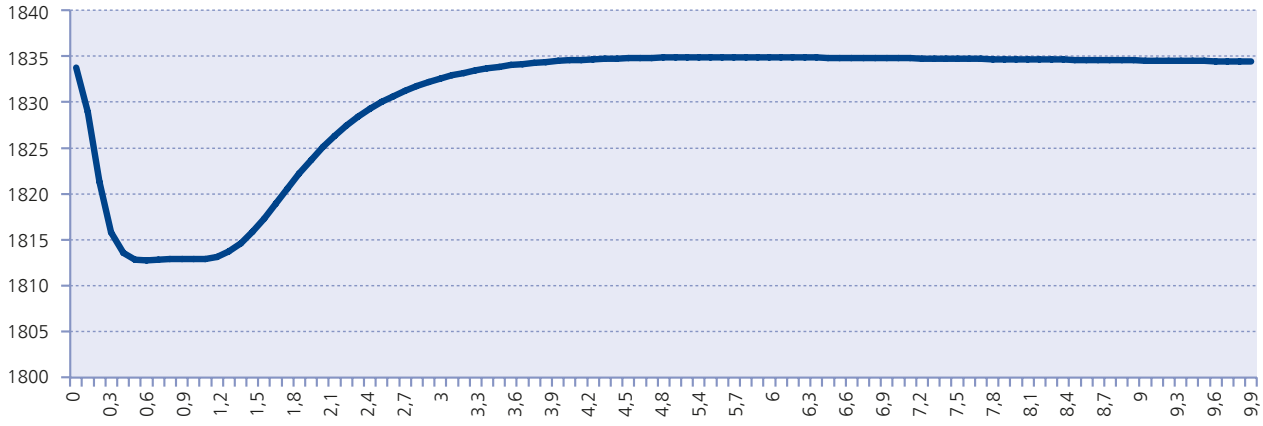
	SDEM $ID+\lambda W_{BC}u$ (*)	*SDM(a)* $ID+\rho W_{BC}Y$ (**)	*SDM(B)* $ID+\rho W_{ID}(\gamma_{WY})Y$ (***)	
Estimaciones centrales				
Precio	-0,841 (-23,03)	-0,881 (-23,13)		-0,894 (-24,60)
Renta	0,641 (15,16)	0,588 (13,35)		0,665 (16,27)
W×precio	0,041 (0,87)	0,288 (4,68)		0,076 (1,30)
W×renta	-0,372 (-4,97)	-0,804 (-16,04)		-0,932 (-17,54)
W×u	0,164 (4,58)	-		-
W×Y	-	0,143 (5,19)		-0,208 (-3,78)
γ_{WX}	2,904 (21,36)	3,134 (12,61)		3,035 (15,43)
γ_{WY}	-	-		5,540 (0,971)
Efectos directos			(b1)	(b2)
Precio	-0,841 (-23,03)	-0,885 (-23,60)	-0,903 (-23,87)	-0,896 (-22,77)
Renta	0,641 (15,16)	0,592 (13,66)	0,671 (16,18)	0,668 (15,36)
Efectos desbordamiento				
Precio	0,041 (0,87)	-0,102 (4,43)	0,162 (4,32)	0,028 (0,24)
Renta	-0,372 (-4,97)	-0,019 (-4,37)	-0,125 (-4,40)	-0,025 (-0,29)
R^2	0,916	0,918	0,918	
LogL	1819,2	1821,7	1868,0	

Notas: Se controla por efectos fijos entre estados y a lo largo del tiempo en todas las especificaciones; los estadísticos t se muestran entre paréntesis. La *W* de las variables *WX* está parametrizada como dividiendo $w_{ij}=1/d_{ij}^{\gamma}$ y estimándose el valor γ. * SDEM=SLX ampliado con *Wu* donde *W* es una matriz de contigüidades binaria. ** SDM=SLX ampliado con *WY* donde *W* es una matriz de contigüidades binaria. *** SDM=SLX ampliado con *WY* donde *W* es una matriz inversa de distancias parametrizada, $w_{ij}=1/d_{ij}^{\gamma}$, y se utilizan diferentes parámetros γ para *WY* y para *WX* (véase sección cuarta para más detalles).

perfecta se aprecia cuando el parámetro *distance decay* se acerca a $\gamma_{WY}=0$. Otra observación importante que se deduce del gráfico 1 es que la función no es cóncava, ni siquiera cuando se consideran valores de $\gamma_{WY}>1$. Aunque existe un máximo, en las proximidades de 5,54, existen otros valores de γ_{WY} que producen valores similares al máximo. En breve, volveremos sobre este resultado.

Comparando el SDEM y el SDM(a), se advierten fuertes diferencias en relación a los efectos de desbordamiento. De hecho, aunque los efectos de desbordamiento son muy significativos bajo ambas especificaciones, ¡muestran signos opuestos! Mientras que el efecto de desbordamiento del precio en el modelo SLX es positivo, corroborando el efecto contrabando, y el de la renta es negativo, estos efectos cambian de signo en el modelo SDM(a) si la matriz *W* se especifica de tipo binario. Dicho de otro modo, aunque la bondad del ajuste es superior, en términos del R^2 o de logverosimilitud, esto no constituye una mejora desde un punto de vista teórico más general. El modelo SDM(b) asegura un mejor ajuste desde ambas perspectivas. Los efectos de desbordamiento, que aparecen en (b1) en la tercera columna del cuadro n.º 4, tienen el mismo signo que en el caso del modelo SDEM y los niveles de significación son comparables. Una diferencia reseñable es que la magnitud del efecto de desbordamiento de la renta en el modelo SDM(b)

GRÁFICO 1
FUNCIÓN LOGARITMO DE LA VEROSIMILITUD PARA EL PARÁMETRO γ_{WY} TOMANDO COMO BASE EL CONJUNTO DE DATOS REFERIDOS A LA DEMANDA DE CIGARRILLOS



Nota: Los valores de γ_{WY} se encuentran comprendidos en el intervalo (0, 10] utilizando incrementos de 0,1.

es mucho más bajo (en valor absoluto) que en el modelo SDEM, -0,125 frente a -0,372, e inferior asimismo al valor obtenido en el modelo SLX, de -0,815. Por último, la estimación puntual de ρ en el modelo SDM(b) es negativa y muy significativa, lo que proporciona evidencia adicional en favor de la existencia de un efecto competencia, junto a los efectos de desbordamiento derivados del precio y de la renta. En conjunto, estos resultados confirman que la discusión del modelo econométrico espacial más idóneo, y de la mejor forma funcional en *W* es muy relevante porque las decisiones que se tomen aquí afectan considerablemente a la magnitud y a la significación de los efectos de desbordamiento.

Debe enfatizarse el hecho de que los efectos de desbordamiento resultantes del modelo SDM(b) están condicionados a la exogeneidad de *W*, es decir, las estimaciones de esos efectos están calculadas suponiendo un valor fijo para el parámetro de *distance decay* γ_{WY}, con un valor de 5,54 en nuestra aplicación. Este valor es muy superior al de γ_{WX}, mientras que el estadístico t, 0,971, no es significativo. Pese a ello, como se observa en el gráfico 1, existe una gran incertidumbre respecto a cómo debería especificarse la matriz *W* de *WY*. Esta incertidumbre puede ser uno de los motivos por los que muchos estudios aplicados aseveran que sus resultados son robustos a la especificación de *W*, como en el gráfico 1, donde el logaritmo de la función de verosimilitud apenas cambia de valor para $\gamma_{WY} > 4$. Este resultado, que suele apuntarse como un punto fuerte de la especificación, podría ser, sin embargo, una debilidad. De hecho, al sostener que los resultados –generalmente las estimaciones de los parámetros de respuesta– son robustos a la especificación de *W*, el investigador está diciendo que no tiene seguridad sobre la verdadera especificación de *W*; el problema aumenta porque, como hemos visto, el impacto de las especificaciones diferentes de *W* sobre los efectos de desbordamiento es muy relevante.

Para corroborar la importancia de la incertidumbre asociada a la especificación de la matriz *W*, simulamos las estimaciones de los efectos del modelo SDM(b), incorporando la variabilidad de γ_{WY} en lugar de tratarlo como fijo. Las estimaciones de estos efectos aparecen en (b2), en la tercera columna del cuadro n.º 4. Dado que las estimaciones de los parámetros son las mismas que en el caso del SDM(b), omitimos más comentarios. De nuevo, los efectos directos se mantienen estables. La diferencia fundamental aparece en el impacto de los efectos de desbordamiento (tanto relativos a la variable precio como a la variable renta), que son pequeños y poco significativos cuando el parámetro de *distance decay* no se restringe. En consecuencia, lo que se observa en esta aplicación es que hay efectos de desbordamiento significativos condicionados a la especificación de *W*. Solo podemos afirmar que existe evidencia de *spillovers* (p. ej., de *contrabando*) si estamos dispuestos a aceptar que la matriz

W es exógena. El hecho de que el logaritmo de la función de verosimilitud para γ_{WY} (gráfico 1) no sea estrictamente cóncavo, e incluso bastante plana, sugiere problemas de identificación al no existir un único máximo global. Por tanto, parece que los modelos econométricos espaciales que contienen un retardo espacial de la endógena (es decir, con *spillovers* globales) pueden presentar más problemas de identificación.

Por último, el gráfico 1 indica que limitar el intervalo del parámetro de *distance decay* a regiones concretas como, por ejemplo, [1, 2] o [1, 4] puede ser bastante restrictivo. El verdadero parámetro de *distance decay* puede estar fuera del intervalo definido por el investigador, como sucede con los resultados para la demanda de cigarrillos donde la estimación es bastante elevada comparada con los valores que se han manejado normalmente en la investigación aplicada.

V. CONCLUSIONES

Recientemente, Halleck Vega y Elhorst (2015) recomendaron emplear el modelo SLX como punto de partida cuando un estudio se dirige a analizar los efectos de desbordamiento espacial, y no se cuenta con una teoría subyacente que justifique la utilización de un modelo concreto. Esta recomendación se basa en que el SLX constituye el modelo econométrico espacial más simple que genera *spillovers* flexibles, y además, a diferencia de otros modelos, la matriz de ponderaciones espaciales *W* es fácilmente parametrizable.

Hace más de una década, Leenders (2002) demostró que la especificación de la matriz *W* tiene una importancia vital a la hora de estimar los modelos SAR o SEM, ya que tanto el valor como la significatividad del parámetro asociado al retardo espacial respectivo dependen de la especificación de *W*. El presente estudio corrobora las conclusiones de Leenders. En concreto, en lugar de centrarnos en modelos con un solo retardo espacial, como el SAR o SEM, adoptamos modelos con múltiples retardos espaciales, como es el caso del modelo SLX. Además, no nos limitamos a obtener las estimaciones de los parámetros correspondientes ya que consideramos todos los efectos de desbordamiento espacial existentes en las ecuaciones. El modelo SLX tiene la propiedad de que las estimaciones de los parámetros asociados a los retardos espaciales de las exógenas (*WX*) coinciden con los efectos de desbordamiento espacial; esta propiedad es muy interesante como punto de partida en estudios empíricos.

En nuestro artículo, comprobamos que el signo, la magnitud y la significatividad de los efectos de desbordamientos son sensibles tanto a la especificación de *W* como a la especificación del modelo; para ilustrarlo hemos utilizado el modelo de demanda de cigarrillos de Baltagi y Li (2004) basado en un panel de datos para 46 estados de EE.UU. durante el período 1963-1992. Lo primero que hemos contrastado es la propia especificación SLX introduciendo seis alternativas diferentes de la matriz *W*, que van desde una matriz de contigüidades binaria hasta la basada en un modelo de gravedad, con el ánimo de reflejar la intensidad de los flujos entre las unidades espaciales de la muestra. En segundo lugar, hemos controlado por la heterocedasticidad y la endogeneidad, y hemos extendido el modelo para incluir un retardo espacial en el término de error o en la variable dependiente. Los efectos de desbordamiento estimados en los precios oscilan entre un valor negativo y significativo de -0,102, y otro positivo y también significativo de 0,417. De modo similar, los efectos de desbordamiento de la renta oscilan entre un valor negativo, y significativo, de -0,901 y otro positivo, pero poco significativo (solo al 10%) de 0,129. La afirmación común en muchos estudios aplicados de que los resultados son robustos a la especificación de la matriz *W* no parece suficientemente justificada, lo cual podría deberse a que, en esos estudios, la atención se centra principalmente en los efectos directos. En nuestro caso, hemos constatado que, sea cual sea la especificación de la matriz de ponderaciones espaciales y el modelo econométrico que se adopte, los efectos directos del precio y la renta fluctúan, respectivamente, en torno a -1 y a 0,6. También podría ser que el valor del logaritmo de la función de verosimilitud apenas experimente variaciones para un rango específico del parámetro *distance decay* cuando la matriz *W* no está restringida, como se muestra en la última parte de la cuarta sección. La conclusión necesariamente ha de ser que los estudios en los que se enfatiza la robustez de los resultados a la especificación de la matriz de ponderaciones espaciales deberían prestar mayor atención a los efectos de desbordamiento, además de considerar también otras matrices de ponderaciones con propiedades diferentes. Las matrices de ponderaciones espaciales que poseen una naturaleza similar, tales como la matriz inversa de distancias, para diferentes valores del parámetro de *distance decay*, o las matrices de los *k* vecinos más próximos para diferentes valores de *k*, resultan menos útiles.

Los estadísticos de contraste para dilucidar si se requiere ampliar el modelo SLX a una configuración

SDM o SDEM todavía se encuentran en fase embrionaria porque el modelo SLX ha recibido poca atención tanto en la literatura teórica como en los estudios aplicados. El comportamiento de los populares test LM (robustos) solo se ha investigado para el modelo MCO, pero no a partir del modelo SLX. Ello podría explicar por qué, en nuestra aplicación, los test LM robustos, a diferencia del enfoque bayesiano, apuntan al modelo SDM en lugar de al modelo SDEM, cuando se toma como punto de partida el modelo SLX con la matriz inversa de distancias no restringida. No obstante, al estimar posteriormente el modelo SDM, no se obtiene ninguna mejora desde el punto de vista de la interpretación económica del modelo, únicamente desde una perspectiva estadística. Una explicación de por qué el enfoque bayesiano se decanta por el modelo SDEM, estriba en que compara la eficacia de dos modelos en todo el espacio paramétrico; sin embargo, los test LM (robustos) solo comparan la eficacia de un modelo frente a otro en base a estimaciones de los parámetros, específicas para la muestra y los intervalos predefinidos. A pesar de esta ventaja, hay margen para la mejora; el enfoque bayesiano asume que la matriz de ponderaciones espaciales es la misma para cada retardo espacial, mientras que la evidencia empírica apoya el supuesto de que estas matrices podrían ser diferentes. En resumen, estos hallazgos abren líneas de estudio interesantes para futuras investigaciones.

Pese a todas estas incertidumbres, podemos concluir que hemos encontrado evidencia empírica a favor del efecto contrabando o *bootlegging*. Un incremento del precio de un 1 por 100 en un estado provoca un desplazamiento del consumo desde dicho estado hacia otros estados vecinos de alrededor de 0,1-0,3 por 100. Además, podemos sostener que un aumento de la renta disponible de un 1 por 100 en un estado disminuye el consumo en los estados vecinos entre un 0,2 y un 0,9 por 100. Estos intervalos son más reducidos que los rangos obtenidos con anterioridad en la literatura; de hecho, los resultados fuera de dichos rangos deberían ser rechazados desde un punto de vista estadístico y, en parte, también en base a argumentos económicos.

NOTAS

(*) Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, Universidad de Groningen, PO Box 800, 9700 AV Groningen, Holanda, e-mail: j.p.elhorst@rug.nl, s.m.halleck.vega@rug.nl

(**) Paris School of Economics, Centre d'Economie de la Sorbonne, Universidad de París 1 Panthéon-Sorbonne, 106/112 Blvd. de l'Hôpital, 75647 Paris Cedex 13, e-mail: solmaria.halleck@univ-paris1.fr

Los autores agradecen a Jan Jacobs, Fei Jin y Alain Pirotte sus comentarios a una versión anterior de este trabajo.

(1) El modelo SAR es un caso especial del SDM, de la ecuación [6], que se obtiene al hacer $\theta=0$. El modelo SEM puede reescribirse como un modelo SDM sujeto a la restricción ($\theta=-\rho\beta$), lo cual explica por qué la *solución perfecta* del SDM también resulta aplicable para el SEM.

(2) En un espacio continuo, la suma de la fila puede representarse por el área comprendida bajo la gráfica $f(d)=1/d^{\gamma}$ para $1 \leq d<N$, donde N tiende a infinito. Calculando la integral de la función $f(d)$ para la totalidad de este intervalo, obtenemos $1/(\gamma-1)\ (1-1/(N^{\gamma-1}))$, que es finito para $\gamma>1$ conforme N tiende a infinito.

(3) La división de la suma de la fila por N da un resultado equivalente a dividir $f(d)=1/d^{\gamma}$ entre d, lo que puede representarse por $g(x)=1/d^{(\gamma+1)}$. El área comprendida bajo esta función es $1/\gamma\ (1-1/N^{\gamma})$, que es finito para $\gamma>0$ conforme N tiende a infinito.

(4) Kelejian y Prucha (2010) consideran un enfoque no paramétrico para tener en cuenta la heteroscedasticidad.

(5) Además de la versión robusta, también calculamos los estadísticos LM clásicos. Estos últimos no son informativos porque apuntan en favor de ambos tipos de extensiones (en el error y en la endógena). Por este motivo, no se han incluido en el texto. Debe recordarse que los contrastes que aparecen en el cuadro n.º 3 se denominan robustos porque contrastan la posible existencia de un tipo de dependencia espacial en presencia de la otra.

BIBLIOGRAFÍA

Anselin, L. (1988), *Spatial econometrics: methods and models*, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht.

Anselin, L.; Bera, A. K.; Florax, R., y M. J. Yoon (1996), «Simple diagnostic tests for spatial dependence», *Regional Science and Urban Economics*, 27: 77-104.

Aquaro, M.; Bailey, N., y M. H. Pesaran (2015), *Quasi maximum likelihood estimation of spatial models with heterogeneous coefficients*, USC-INET Research Paper No. 15-17. Disponible en SSRN: http://ssrn.com/abstract=2623192, http://dx.doi.org/10.2139/ ssrn.2623192.

Bailey, N.; Holly, S., y M. H. Pesaran (2016), «A two-stage approach to spatio-temporal analysis with strong and weak cross-sectional dependence», *Journal of Applied Econometrics*, 31: 249-280.

Baltagi, B. H., y D. Levin (1986), «Estimating dynamic demand for cigarettes using panel data: the effects of bootlegging, taxation and advertising reconsidered», *The Review of Economics and Statistics*, 68: 148-155.

— (1992), «Cigarette taxation: raising revenues and reducing consumption», *Structural Change and Economic Dynamics*, 3: 321-335.

Baltagi, B. H., y D. Li (2004), «Prediction in the panel data model with spatial autocorrelation», en Anselin, L.; Florax, R., y Rey, S. J. (eds.): *Advances in spatial econometrics: methodology, tools, and applications*, Springer, Berlin, pp. 283-295.

Bavaud, F. (1998), «Models for spatial weights: a systematic look», *Geographical Analysis*, 30: 153-171.

Behrens, K.; Ertur, C., y W. Koch (2012), «'Dual' gravity: using spatial econometrics to control for multilateral resistance», *Journal of Applied Econometrics*, 27: 773-794.

Benjanuvatra, S., y P. Burridge (2015), *QML estimation of the spatial weight matrix in the MR-SAR model*, DERS University of York working paper, York.

Blundell, R., y T. M. Stoker (2007), «Models of aggregate economic relationships that account for heterogeneity», en Heckman, J.J., y Leamer, E. (eds.): *Handbook of econometrics*, Vol. 6A, Elsevier, Amsterdam: 4609-4663.

Burridge, P.; Elhorst, J. P., y K. Zigova (2016), «Group interaction in research and the use of general nesting spatial models», en Pace, K.; LeSage, J. P., y Baltagi, B. (eds.): *Advances in econometrics, volume 37, Spatial and Spatiotemporal Econometrics*, Elsevier, Forthcoming, Amsterdam.

Chintagunta, P. K., y H. S. Nair (2011), «Discrete-choice models of consumer demand in marketing», *Marketing Science,* 30: 977-996.

Corrado, L., y B. Fingleton (2012), «Where is the economics in spatial econometrics?», *Journal of Regional Science*, 52: 210-239.

Debarsy, N.; Ertur, C., y J. P. LeSage (2012), «Interpreting dynamic space-time panel data models», *Statistical Methodology*, 9: 158-171.

Elhorst, J. P. (2005), «Unconditional maximum likelihood estimation of linear and log-linear dynamic models for spatial panels», *Geographical Analysis,* 37*:* 85-106.

— (2013), «Spatial panel models», en Fischer, M. M., y Nijkamp, P. (eds.): *Handbook of regional science*, Springer, Berlin: 1637-1652.

— (2014), «Matlab software for spatial panels», *International Regional Science Review*, 37: 389-405.

— (2016), «Spatial Panels», en Shekhar, S., y Xiong, H. (eds.): *Encyclopedia of GIS*, 2ª ed., Springer. Forthcoming, Berlin.

Elhorst, J. P.; Abreu, M.; Amaral, P.; Bhattacharjee, A.; Corrado, L.; Fingleton, B.; Fuerst, F.; Garretsen, H.; Igliori, D.; Le Gallo, J.; McCann, P.; Monastiriotis, V.; Pryce, G., y J. Yu (2016), «Editorial: raising the bar (1)», *Spatial Economics Analysis*, 11: 1-6.

Halleck Vega, S., y J. P. Elhorst (2015), «The SLX model», *Journal of Regional Science*, 55: 339-363.

— (2016), «A regional unemployment model simultaneously accounting for serial dynamics, spatial dependence and common factors», *Regional Science and Urban Economics*, forthcoming.

He, M., y K.-P. Lin (2015), «Testing random effects panel data models with spatially autocorrelated error components and spatially lagged dependent variables», *Econometrics* 3: 761-796.

Kelejian, H. H., y G. Piras (2014), «Estimation of spatial models with endogenous weighting matrices, and an application to a demand model for cigarettes», *Regional Science and Urban Economics*, 46: 140-149.

Kelejian, H. H., y I. R. Prucha (1998), «A generalized spatial two stage least squares procedure for estimating a spatial autoregressive model with autoregressive disturbances», *Journal of Real Estate Finance and Economics*, 17: 99-121.

— (1999), «A generalized moments estimator for the autoregressive parameter in a spatial model», *International Economic Review*, 40: 509-533.

— (2010), «Specification and estimation of spatial autoregressive models with autoregressive and heteroskedastic disturbances», *Journal of Econometrics*, 157: 53-67.

Lee, L.-f. (2004), «Asymptotic distribution of quasi-maximum likelihood estimators for spatial autoregressive models», *Econometrica*, 72: 1899-1925.

Leenders, R. T. A. J. (2002), «Modeling social influence through network autocorrelation: Constructing the weight matrix», *Social Networks*, 24: 21-47.

LeSage, J. P. (2014), «Spatial econometric panel data model specification: a Bayesian approach», *Spatial Statistics*, 9: 122-145.

— (2015), «Software for Bayesian cross section and panel spatial model comparison», *Journal of Geographical Systems*, 17: 297-310.

LeSage, J. P., y R. K. Pace (2009), *Introduction to spatial econometrics*, Taylor and Francis, Boca Raton, FL.

McMillen, D. P. (2012), «Perspectives on spatial econometrics: linear smoothing with structured models», *Journal of Regional Science*, 52: 192–209.

Pace, R. K., y J. P. LeSage (2008), «A spatial Hausman test», *Economics Letters*, 101: 282-284.

Salas, S. L., y E. Hille (1990), *Calculus*, 6th edition, Wiley, Nueva York.

Stakhovych, S., y T. H. A. Bijmolt (2009), «Specification of spatial models: a simulation study on weights matrices», *Papers in Regional Science*, 88: 389-408.

Yu, J., y L. F. Lee (2015), «Estimating a spatial autoregressive model with an endogenous spatial weight matrix», *Journal of Econometrics*, 184, 209-232.

COLABORACIONES

II.
APLICACIONES AL MERCADO DE TRABAJO

LAS MIGRACIONES INTERIORES EN ESPAÑA, 2000-2014: EVIDENCIA A PARTIR DE UN ANÁLISIS DE ECONOMETRÍA ESPACIAL

José VILLAVERDE
Adolfo MAZA
Universidad de Cantabria

Resumen

Este trabajo analiza las migraciones interprovinciales en España entre los años 2000 y 2014. Tras una breve revisión de la literatura sobre los determinantes de los flujos migratorios internos, en el estudio se presentan sus principales rasgos para el caso español. A continuación se especifica el modelo migratorio y se estima mediante el empleo de técnicas de econometría espacial (en concreto, un *Spatial Panel Durbin Model*). La conclusión general que se obtiene es que las migraciones interprovinciales netas están influenciadas principalmente por variables como el salario, el desempleo, la densidad de población y las condiciones climáticas. Los resultados también revelan fuertes efectos de desbordamiento provincial, sobre todo relacionados con la tasa de crecimiento de los salarios, la densidad de población y las condiciones climáticas de las provincias vecinas.

Palabras clave: migraciones, provincias españolas, salario, desempleo, econometría espacial.

Abstract

This paper analyses interprovincial migration in Spain between 2000 and 2014. After a brief revision of the literature about the determinants of internal migration flows, the paper reveals the main features of these flows in Spain. Then, it specifies an analytical model that is estimated by applying spatial econometric techniques (specifically, a *Spatial Panel Durbin Model*). The general conclusion that we come to is that interprovincial migrations are influenced mainly by provincial income, unemployment rates, population density and climatic conditions. The results also reveal the existence of remarkable provincial spillovers, mainly related to the rate of growth of wages, population density and climate conditions in the neighbouring provinces.

Key words: migrations, Spanish provinces, salary, unemployment, spatial econometrics.

JEL classification: C31, J61, R11, R23.

I. INTRODUCCIÓN

De acuerdo con el análisis teórico, los principales mecanismos de ajuste del mercado de trabajo son la flexibilidad salarial y la movilidad geográfica de la mano de obra. Cuando el primero de estos mecanismos falla, o no actúa con la intensidad debida, son los flujos de trabajadores de un lugar a otro –los movimientos migratorios– los que, en esencia, cargan con el peso del ajuste. Si este mecanismo también falla, o no opera con suficiente potencia, entonces los desequilibrios en el mercado de trabajo tienden a enquistarse y pueden llegar a convertirse en estructurales. En consecuencia, el conocimiento de cuál es el grado de flexibilidad salarial y movilidad geográfica del factor trabajo es primordial a la hora de adoptar políticas encaminadas a potenciar el buen funcionamiento del mercado laboral.

España es un país que, al menos en el último medio siglo, ha padecido fuertes desequilibrios en su mercado de trabajo. Pese a mejoras coyunturales registradas en momentos concretos (por ejemplo, en el período inmediatamente anterior a la Gran Recesión), esta situación sigue estando presente en nuestros días, tal y como evidencian las elevadas tasas de paro que padecemos. Esto quiere decir, claro está, que, en líneas generales, los dos mecanismos arriba mencionados no han operado de forma correcta en el pasado y que, lamentablemente, siguen sin hacerlo en la actualidad.

Sin necesidad de remontarse demasiado atrás en el tiempo, es evidente que la crisis económica provocó un auténtico cataclismo en nuestro mercado laboral (la tasa de paro llegó a sobrepasar el 26 por 100 y la de los jóvenes –menores de 25 años– superó el 55 por 100), y ello pese a la caída de los salarios y al aumento de las flujos migratorios hacia el exterior. No todas las comunidades autónomas ni provincias, sin embargo, se han visto afectadas por este cataclismo en igual medida; y, aunque es probable que sean múltiples los factores que se encuentran detrás de este comportamiento diferencial, no parece descabellado pensar que los movimientos migratorios internos hayan podido jugar algún papel en este sentido.

El objetivo de este artículo es, precisamente, el estudio de los flujos migratorios internos entre las provincias españolas durante el período que va desde 2000 hasta 2014 (1), para lo cual adoptamos una novedosa perspectiva basada en el uso de técnicas de econometría espacial. Tras esta introducción, el resto del artículo se organiza conforme se detalla a continuación. En la sección segunda se efectúa una breve revisión de la literatura sobre los determinantes de las migraciones, centrada en el modelo neoclásico y sus ampliaciones. Por su parte, en la sección tercera se lleva a cabo un análisis descriptivo de las principales características de las migraciones internas en España para el conjunto del período mencionado; no obstante, y con la finalidad de identificar posibles comportamientos dispares a lo largo del tiempo, prestamos atención también a lo sucedido en dos subperíodos: el de precrisis (2000-2007) y el de crisis (2008-2014). A continuación, en la sección cuarta se especifica y estima el modelo propuesto, al tiempo que se comentan sus resultados más relevantes. En la sección quinta se acomete un análisis de robustez de estos resultados y, en la sección sexta y última, se presentan, como es habitual, las principales conclusiones.

II. LOS DETERMINANTES DE LAS MIGRACIONES

Que las personas se mueven de unos lugares a otros es un hecho incontrovertible desde el principio de los tiempos. Siendo esto evidente, la pregunta que surge es por qué esto es así, por qué las personas emigran. La respuesta a esta pregunta es extremadamente compleja, como lo es, en sí mismo, el fenómeno de la emigración. Por simplificar, la respuesta más convencional a la pregunta anterior es la que sostiene que las migraciones son el resultado de un conglomerado muy amplio de factores (pueden tener, por lo tanto, múltiples motivaciones), de los que algunos de los más importantes son de naturaleza económica, social, geográfica, y/o política.

Desde una perspectiva estrictamente económica, que es la adoptada en este estudio, los individuos emigran con la pretensión de mejorar su nivel de vida. En este sentido, el enfoque dominante (el neoclásico) considera que la decisión de emigrar es puramente racional (2) y representa, en el fondo, una manera de acumular capital humano: los individuos tratan de maximizar su función de utilidad esperada, la cual depende de los costes y beneficios, monetarios y no monetarios (Sjaastad, 1962), asociados a la emigración. Expresada de otra forma, la decisión de emigrar de una localización *i* a otra cualquiera *j* requiere que el valor actual neto de la emigración sea positivo; de ser así, la emigración se realizará, como es lógico, a la localización donde su valor sea mayor (Borjas, 1990; Cebula, 2005). Formalmente, para emigrar de *i* a *j* se requiere que:

$$VAN_{ij} > 0;\ VAN_{ij} = Máximo \quad \forall j = 1,\ldots,n \qquad [1]$$

siendo VAN_{ij} el valor actual neto de emigrar de *i* a *j*, y *n* el número de localizaciones posibles alternativas a *i*. Lógicamente, si $VAN_{ij} < 0$, entonces el individuo decide permanecer en *i*.

De forma más precisa, el modelo neoclásico de Todaro (1969) y Harris y Todaro (1970) pone el acento en que las migraciones internas están impulsadas por las diferencias en los salarios actuales (expresadas como ω_i/ω_j ó ω_i-ω_j) en dos localizaciones distintas (3), mientras que sus extensiones (Pissarides y McMaster, 1990; Bauer y Zimmermann, 1999), prestando también atención a las disparidades en las tasas de paro (u_i/u_j ó u_i-u_j), se centran más en las diferencias en los salarios esperados ($[(1-u_i)\omega_i/(1-u_j)\omega_j]$ ó $[(1-u_i)\omega_i-(1-u_j)\omega_j]$) que en los actuales. En este sentido, el VAN_{ij} viene dado por la expresión:

$$VAN_{ij}(0) = \int_0^t [(1-u_i)\omega_i/(1-u_j)\omega_j]e^{rt}dt - c(0) \qquad [2]$$

o

$$VAN_{ij}(0) = \int_0^t [(1-u_i)\omega_i-(1-u_j)\omega_j]e^{rt}dt - c(0) \qquad [3]$$

donde *t* es el período temporal considerado, *r* es el tipo de descuento y recoge los costes iniciales (monetarios, no monetarios y psicológicos) asociados a la emigración.

No obstante lo dicho, tanto desde el punto de vista teórico (Arango, 2000) como desde una perspectiva empírica (Massey *et al.*, 1998), el modelo de Harris y Todaro (1970) y sus extensiones se han mostrado limitados a la hora de explicar la realidad. En consecuencia, se han producido nuevos intentos de ampliarlo, dando lugar a lo que se conoce como *New Economics of Migration*. Hablamos de modelos que incluyen algunas características socio-demográficas de los individuos (en línea con Sjaastad, 1962), que consideran que la toma de decisión no es individual, sino familiar (Mincer, 1978; Stark y Bloom, 1985; Stark, 1991) (4), o que adoptan un enfoque dinámico de modelos de redes (Bauer y Zimmermann, 1997; Massey *et al.*, 1998) (5). En este sentido, la literatura moderna

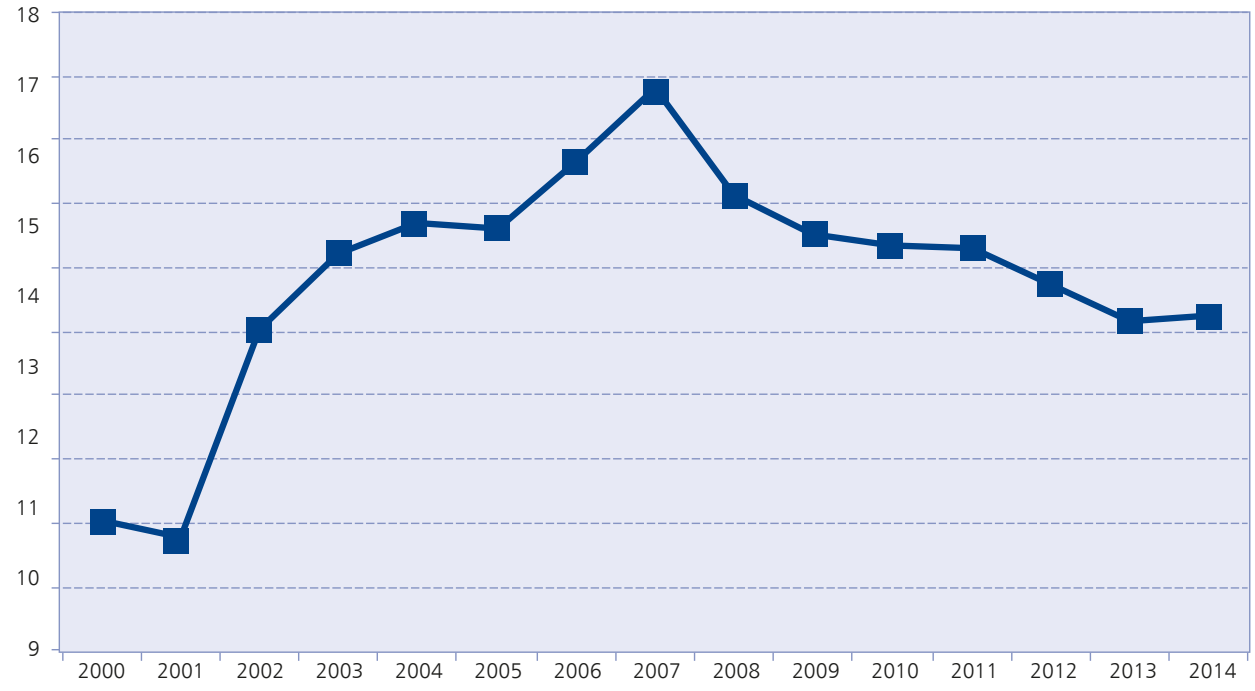
sobre movimientos migratorios internos sostiene que, siendo muy diversos los motivos que existen para emigrar y, consecuentemente, presentando la emigración múltiples facetas, los modelos que tratan de explicar la misma no son en absoluto excluyentes, sino complementarios.

En todo caso, y como síntesis, valga decir que los planteamientos más actuales sobre los determinantes de los flujos migratorios entre dos localizaciones *i* y *j* cualesquiera consideran que estos pueden clasificarse en cuatro grandes grupos de variables, algunas de las cuales están íntimamente relacionadas entre sí: de «gravedad» (en particular el tamaño de la población y la distancia), económicas (nivel y/o tasa de crecimiento de la renta per cápita o salario), laborales (tasa de paro), y medioambientales (calidad de vida).

III. LAS MIGRACIONES INTERIORES EN ESPAÑA: 2000-2014

Uno de los efectos colaterales del proceso de estabilización y apertura de la economía española iniciado a finales de los años cincuenta del siglo pasado fue la intensificación de los movimientos migratorios interiores (y exteriores) que, previamente, habían sido muy reducidos. En la década de los sesenta y primera mitad de los setenta, y como consecuencia de la aparición de nuevas oportunidades de trabajo en las provincias más industrializadas del país y en las aglomeraciones urbanas, se produjo un fuerte incremento de los flujos migratorios internos, en general desde las provincias pobres (agrarias) hacia las ricas (industriales), y del campo a la ciudad. La primera crisis del petróleo, con la consiguiente reestructuración industrial, la ralentización del proceso de crecimiento económico y el aumento generalizado de las tasas de paro, provocó un frenazo importante en la cuantía de los referidos flujos. Posteriormente, y al hilo de una nueva fase de expansión económica, los mismos volvieron a tomar fuerza hasta alcanzar, en términos de tasas brutas, niveles muy superiores a los de principios de los sesenta, bien que con algunas características propias como, por ejemplo, la aparición del fenómeno de la migración inversa. Este proceso se mantuvo, en esencia, hasta finales de la centuria pasada y principios de la actual, espoleado, en cierta medida al menos, por la llegada de extranjeros (Maza y Villaverde, 2004; Hierro, 2009; Minondo *et al.,* 2013).

GRÁFICO 1
TASA MIGRATORIA INTERPROVINCIAL

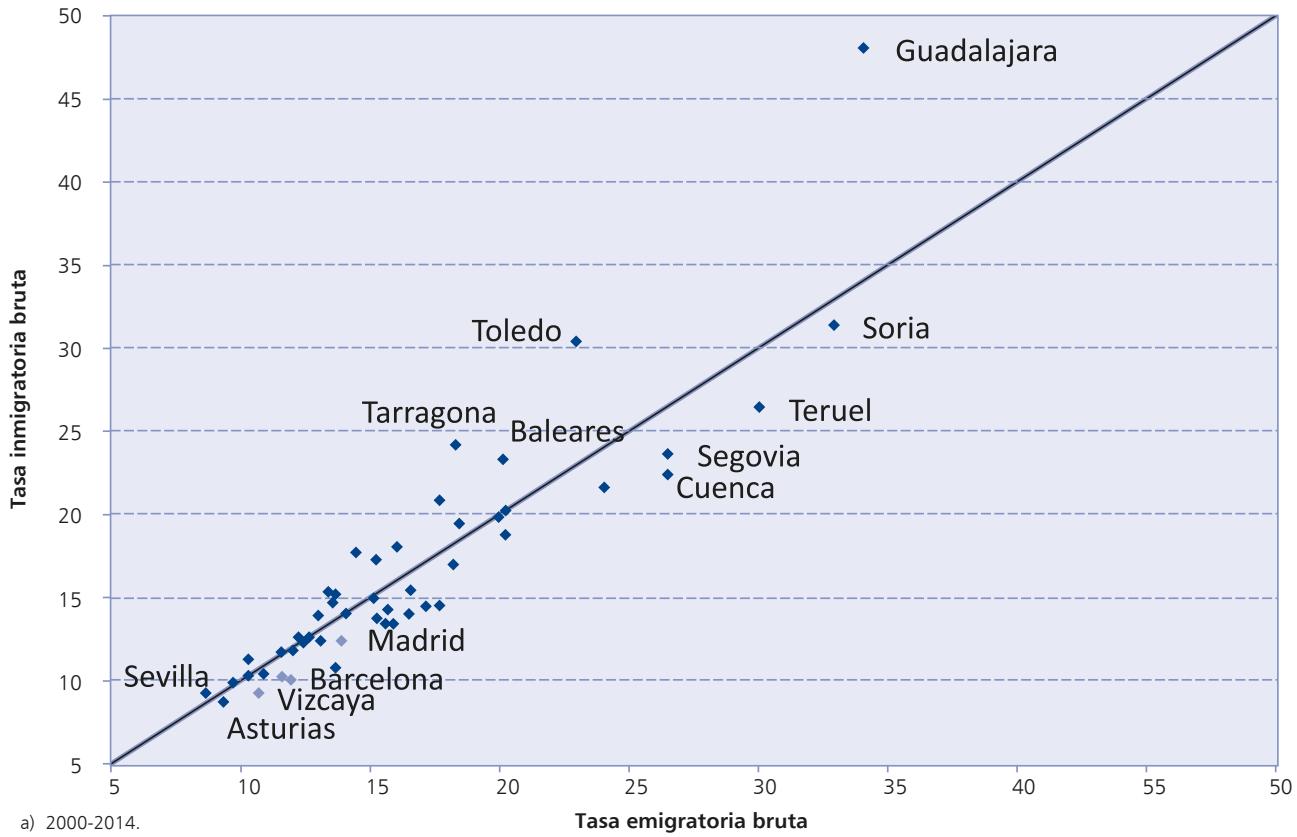


Fuente: *Estadística de Variaciones Residenciales* (INE).

En referencia al período 2000-2014 aquí analizado dos son, en esencia, los rasgos que hay que destacar. El primero de ellos es que la tasa migratoria bruta interprovincial (TMB), computada a partir de los datos ofrecidos por la *Estadística de Variaciones Residenciales* y el *Padrón Municipal* del Instituto Nacional de Estadística (INE), experimentó un crecimiento muy fuerte en la primera parte del período y hasta el año 2007 para, a continuación, y como resultado de la crisis económica iniciada en 2008, anotar al principio un retroceso bastante intenso y, posteriormente, algo más moderado. En efecto, tal y como se aprecia en el gráfico 1, la tasa bruta pasó del 10 por 1.000 de 2000 a más del 16,8 por 1.000 en 2007, momento a partir del cual empezó a caer, también de forma tendencial, hasta llegar a situarse en torno al 13,3 por 1.000 en 2014; aun así, siguió siendo bastante mayor que la de principios de la década.

El segundo de los rasgos que es preciso destacar es que, pese a la fuerte intensidad de los flujos brutos (404.857 personas en 2000, 739.672 en 2007 y 620.201 en 2014), los saldos migratorios en relación con la población total –o tasas migratorias netas provinciales (TMN_i)– han sido, tanto en el conjunto del período como en los dos subperíodos considerados, bastante exiguos; el gráfico 2 muestra este resultado de forma nítida ya que, como puede verse, la mayoría de las provincias se encuentran situadas próximas a la diagonal, ilustrativa de una tasa neta igual a cero (véase también el cuadro n.º 1). Este gráfico, además, permite mostrar que las tasas brutas de emigración (TEB_i) e inmigración (TIB_i) varían considerablemente por provincias (se han identificado los casos más extremos en el gráfico); la mayoría, en efecto, registra niveles por debajo del 25 por 1.000, y solo unas pocas provincias anotan valores superiores, destacando entre ellas los casos de Guadalajara y Soria, la primera con una tasa migratoria neta muy positiva (6) y la segunda con una tasa neta ligeramente negativa. A subrayar, asimismo, que en contra de lo que se pudiera pensar, provincias como Madrid, Barcelona y Vizcaya (identificadas con puntos grises en los gráficos) regis-

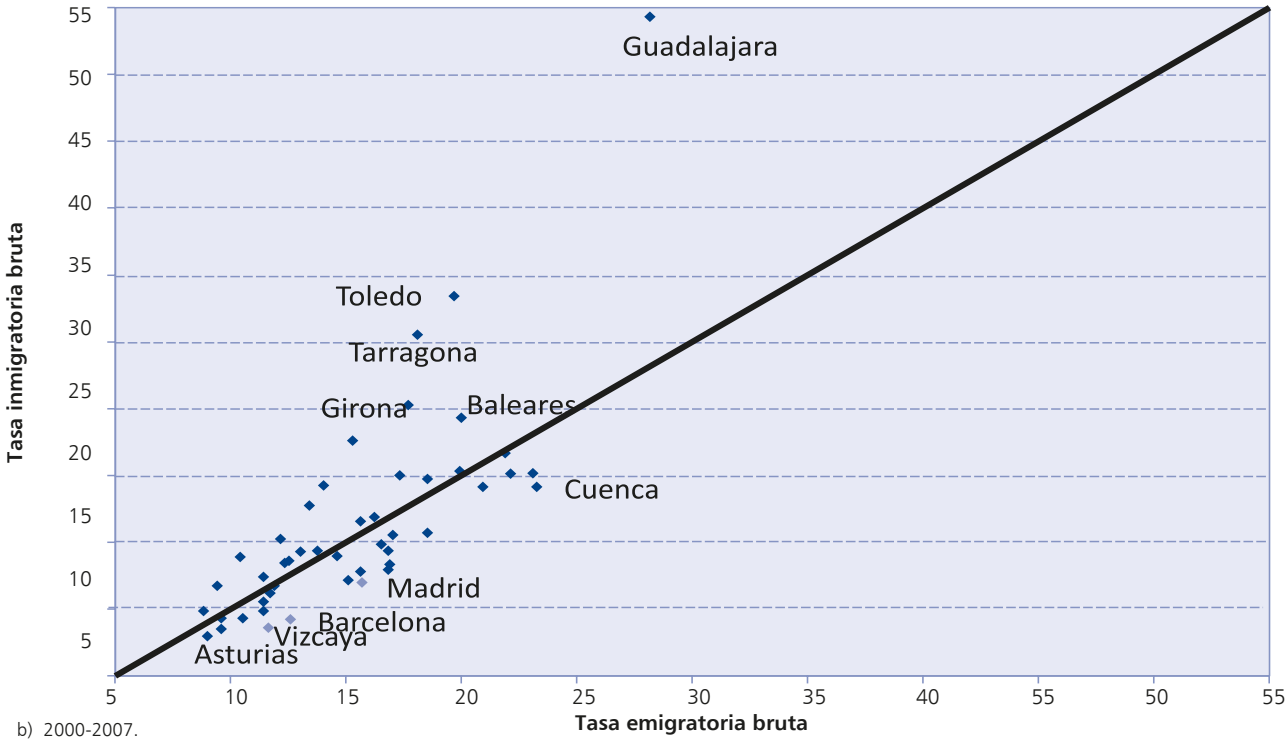
GRÁFICO 2
TASAS MIGRATORIAS BRUTAS



a) 2000-2014.

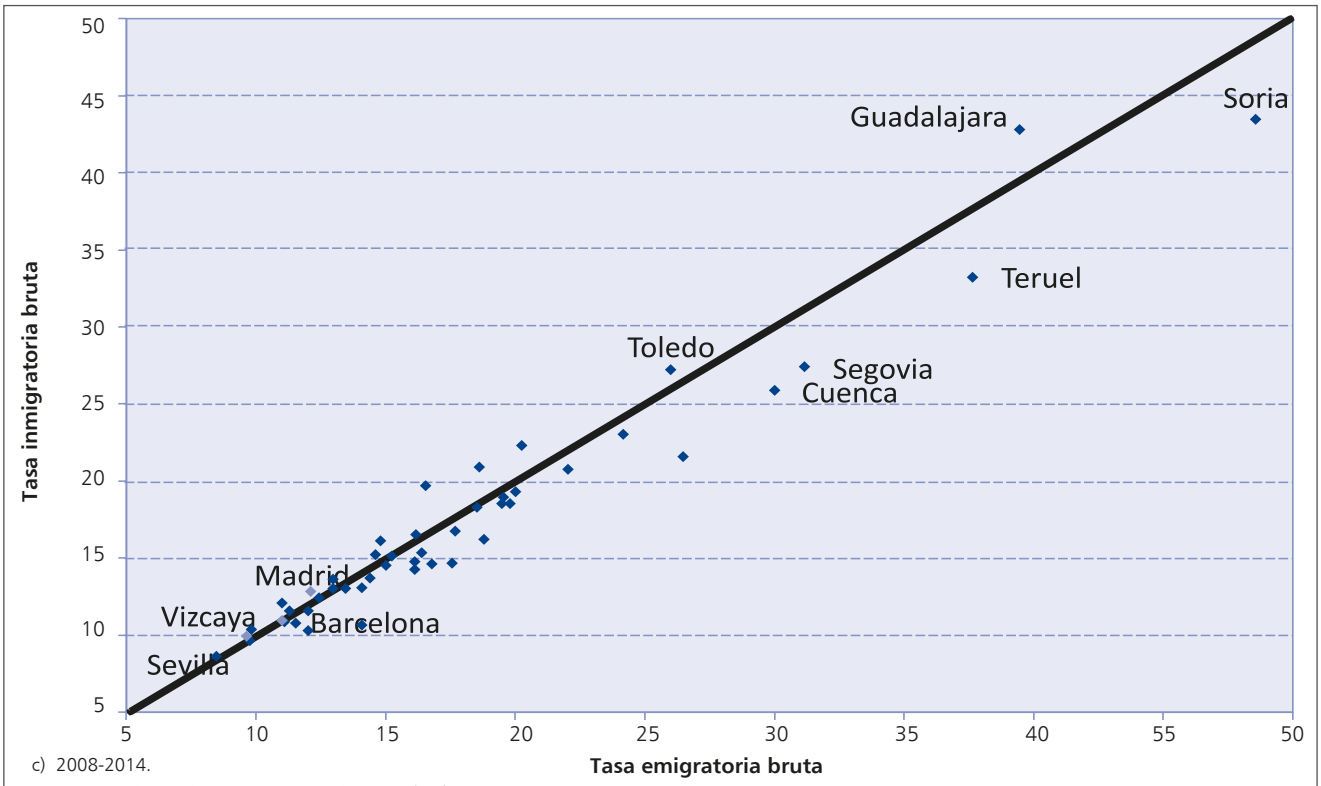
Fuente: *Estadística de Variaciones Residenciales* (INE).

GRÁFICO 2 *(Continuación)*
TASAS MIGRATORIAS BRUTAS



b) 2000-2007.

Fuente: *Estadística de Variaciones Residenciales* (INE).



c) 2008-2014.

Fuente: *Estadística de Variaciones Residenciales* (INE).

CUADRO N.º 1

TASAS MIGRATORIAS BRUTAS Y NETAS POR PROVINCIAS

PROVINCIAS	TEB_i			TIB_i			TMN_i			TMN_i^*			
	2000-2014	2000-2007	2008-2014	2000-2014	2000-2007	2008-2014	2000-2014	2000-2007	2008-2014	2000-2014	2000-2007	2008-2014	Dif*
Álava	16,0	15,6	16,5	18,1	16,5	19,7	2,0	1,0	3,2	6,0	3,0	8,8	5,8
Albacete	20,2	16,5	24,1	18,8	14,8	23,0	-1,4	-1,7	-1,1	-3,7	-5,5	-2,4	3,1
Alicante	13,4	13,4	13,5	15,3	17,8	13,1	1,9	4,3	-0,4	6,6	14,0	-1,5	15,5
Almería	16,5	18,5	14,6	15,4	15,7	15,2	-1,1	-2,9	0,6	-3,4	-8,4	1,9	10,3
Asturias	9,3	9,0	9,8	8,7	7,9	9,6	-0,6	-1,0	-0,1	-3,3	-6,1	-0,6	5,5
Ávila	24,1	21,9	26,5	21,6	21,6	21,6	-2,4	-0,2	-4,9	-5,3	-0,5	-10,1	9,6
Badajoz	12,1	11,7	12,4	11,8	11,3	12,4	-0,2	-0,4	0,0	-1,0	-1,9	0,0	1,9
Baleares	20,1	20,0	20,3	23,3	24,4	22,3	3,2	4,4	2,0	7,3	9,9	4,8	5,1
Barcelona	11,8	12,6	11,0	10,1	9,2	11,0	-1,7	-3,3	0,0	-7,9	-15,3	-0,2	15,1
Burgos	18,2	17,0	19,5	17,0	15,6	18,5	-1,2	-1,5	-1,0	-3,5	-4,5	-2,5	1,9
Cáceres	16,5	16,9	16,1	14,0	13,3	14,8	-2,5	-3,6	-1,3	-8,2	-11,8	-4,3	7,5
Cádiz	11,6	11,6	11,5	11,7	12,6	10,8	0,2	1,0	-0,8	0,7	4,2	-3,4	7,6
Cantabria	13,7	12,2	15,3	15,2	15,2	15,2	1,5	3,1	-0,1	5,3	11,2	-0,4	11,6
Castellón	15,2	14,0	16,4	17,3	19,3	15,4	2,1	5,2	-1,0	6,3	15,7	-3,2	19,0
Ciudad Real	15,7	14,6	16,8	14,3	14,0	14,6	-1,4	-0,7	-2,2	-4,6	-2,3	-6,9	4,6
Córdoba	11,7	11,4	12,0	10,2	10,0	10,4	-1,5	-1,4	-1,6	-7,0	-6,8	-7,2	0,4
Coruña, A	9,7	9,6	9,8	9,9	9,4	10,4	0,2	-0,2	0,6	0,8	-1,1	2,9	4,0
Cuenca	26,5	23,3	30,0	22,4	19,2	25,9	-4,1	-4,1	-4,1	-8,3	-9,6	-7,3	2,3
Girona	17,7	17,7	17,7	20,9	25,2	16,7	3,2	7,5	-0,9	8,2	17,6	-2,7	20,2
Granada	14,1	13,7	14,4	14,1	14,4	13,7	0,0	0,7	-0,7	0,0	2,4	-2,6	5,0
Guadalajara	34,1	28,2	39,2	48,1	54,3	42,8	13,9	26,1	3,6	17,0	31,6	4,4	27,2
Guipúzcoa	10,3	9,6	11,1	10,2	8,5	12,1	-0,1	-1,1	1,0	-0,4	-6,1	4,5	10,6
Huelva	12,4	11,8	13,0	12,3	11,6	13,0	-0,1	-0,2	0,1	-0,4	-1,0	0,2	1,2
Huesca	20,2	18,5	22,0	20,3	19,8	20,8	0,0	1,3	-1,3	0,1	3,3	-3,0	6,3
Jaén	13,7	13,3	14,1	10,8	10,8	10,7	-2,9	-2,5	-3,4	-12,0	-10,2	-13,8	3,6
León	15,6	15,1	16,2	13,4	12,2	14,8	-2,2	-2,9	-1,4	-7,5	-10,5	-4,4	6,1
Lleida	20,0	20,0	20,0	19,8	20,3	19,4	-0,2	0,4	-0,7	-0,4	0,9	-1,7	2,6
Lugo	13,1	11,4	15,0	12,4	10,5	14,6	-0,7	-0,9	-0,4	-2,7	-4,2	-1,5	2,7
Madrid	13,9	15,7	12,1	12,4	12,0	12,8	-1,5	-3,7	0,7	-5,7	-13,4	2,9	16,3
Málaga	14,5	10,2	18,6	17,7	14,5	20,9	3,3	4,2	2,3	10,1	17,2	5,8	11,3
Murcia	13,0	13,0	13,0	13,9	14,2	13,6	0,9	1,2	0,7	3,5	4,4	2,5	1,9
Navarra	13,6	12,3	14,8	14,8	13,4	16,1	1,2	1,1	1,3	4,2	4,2	4,3	0,1
Ourense	15,3	14,5	16,2	13,8	11,4	16,6	-1,5	-3,1	0,4	-5,1	-11,9	1,2	13,1
Palencia	17,7	16,8	18,8	14,5	13,1	16,2	-3,2	-3,7	-2,6	-9,9	-12,5	-7,3	5,2
Palmas, Las	15,2	16,2	14,1	15,0	16,9	13,1	-0,2	0,6	-1,0	-0,6	1,9	-3,7	5,7
Pontevedra	10,9	10,5	11,3	10,4	9,3	11,6	-0,5	-1,2	0,3	-2,2	-5,9	1,3	7,2
Rioja, La	18,4	17,3	19,5	19,5	20,0	19,0	1,0	2,7	-0,6	2,8	7,1	-1,5	8,7
Salamanca	15,9	15,6	16,1	13,5	12,8	14,3	-2,4	-2,8	-1,9	-8,1	-10,0	-6,2	3,8
S. C. de Tenerife	12,3	12,5	12,0	12,6	13,6	11,6	0,4	1,1	-0,4	1,5	4,2	-1,6	5,8
Segovia	26,5	22,1	31,2	23,7	20,2	27,4	-2,8	-1,9	-3,7	-5,6	-4,6	-6,3	1,7
Sevilla	8,6	8,8	8,5	9,2	9,8	8,6	0,6	1,0	0,2	3,3	5,3	1,0	4,2
Soria	32,9	20,9	46,2	31,4	19,1	45,0	-1,5	-1,8	-1,2	-2,4	-4,4	-1,3	3,1
Tarragona	18,3	18,1	18,5	24,2	30,5	18,3	5,9	12,5	-0,2	13,8	25,6	-0,6	26,3
Teruel	30,0	23,1	37,6	26,4	20,1	33,4	-3,6	-3,0	-4,3	-6,4	-6,9	-6,1	0,8
Toledo	23,0	19,7	26,0	30,4	33,4	27,6	7,5	13,7	1,7	14,0	25,7	3,1	22,7
Valencia	10,3	9,5	11,1	11,3	11,7	10,9	1,0	2,2	-0,3	4,6	10,6	-1,3	11,9
Valladolid	16,6	13,7	19,8	15,5	12,7	18,6	-1,1	-1,0	-1,2	-3,4	-3,8	-3,1	0,6
Vizcaya	10,7	11,6	9,6	9,3	8,6	10,0	-1,4	-3,0	0,3	-7,2	-14,9	1,7	16,6
Zamora	17,2	16,8	17,6	14,5	14,4	14,7	-2,7	-2,5	-2,9	-8,4	-7,9	-9,0	1,1
Zaragoza	12,6	12,1	13,1	12,6	12,0	13,3	0,0	-0,1	0,2	0,1	-0,5	0,6	1,1

Notas: TEB = Tasa emigratoria bruta; TIB = Tasa inmigratoria bruta; TMN = Tasa migratoria neta; TMN* = Tasa migratoria neta alternativa; (*) Cambio entre los dos subperíodos.
Fuente: *Estadística de Variaciones Residenciales* (INE).

tran, para el conjunto del período y el primer subperíodo (gráficos 2a y b), tasas netas negativas y, además, sus correspondientes tasas brutas no se encuentran, ni de lejos (cuadro n.º 1), entre las más elevadas del país; en el segundo subperíodo, sin embargo, la situación de estas provincias ha cambiado sensiblemente (gráfico 2c). De hecho, es preciso apuntar que la crisis ha traído consigo un cambio, de cierta intensidad, en el patrón migratorio, en el sentido de que algunas de las provincias que cuentan con aglomeraciones urbanas potentes han pasado de ser emisores a receptores netos (Madrid y Vizcaya destacan, como hemos dicho, en este sentido) (7), mientras que Valencia, por ejemplo, ha seguido la dinámica opuesta.

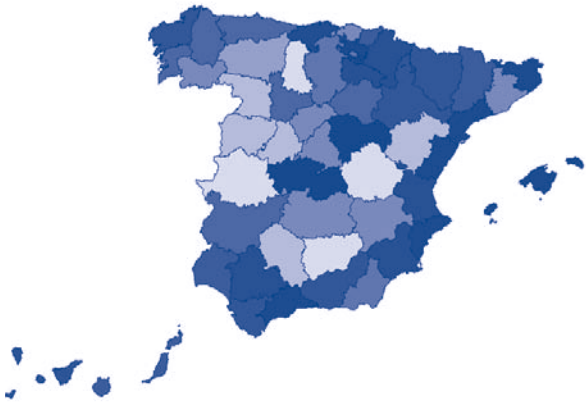
Aun cuando las tasas migratorias brutas y netas definidas de la forma convencional ofrecen una información interesante acerca de la magnitud de los flujos migratorios interprovinciales, creemos que la misma puede ser enriquecida mediante el uso de una definición alternativa de la tasa neta (que vamos a denotar por TMN*), la cual, según Plane (1984), constituye un «indicador de eficiencia demográfica de las migraciones». Esta definición alternativa refleja únicamente el porcentaje de los flujos emigratorios e inmigratorios en una localización *i* que dan lugar a un cambio poblacional en la misma. Por ello, se expresa como porcentaje de la ratio entre la migración neta de esa localización (N_i) y los flujos migratorios totales (T_i). En consecuencia,

$$TMN_i^* = (N_i/T_i)\ 100 \qquad [4]$$

donde $N_i = I_i - E_i =$ y $T_i = I_i + E_i$, siendo I_i y E_i los correspondientes flujos de entrada (inmigración) y salida (emigración). En valores absolutos, el rango de TMN_i^* varía entre 0 (cuando los flujos de entrada y salida son idénticos) y 100 (cuando todos los flujos son de entrada o salida). Si las cifras de inmigración superan a las de emigración TMN_i^* es positiva; en caso contrario, naturalmente, es negativa.

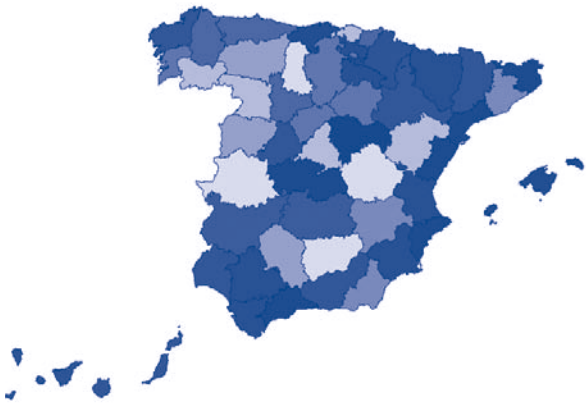
Las cuatro últimas columnas del cuadro n.º 1 ofrecen un panorama respecto a TMN_i^* que resulta similar al de las tasas migratorias netas convencionales (8), bien que con matices interesantes, sobre todo porque estas últimas ocultan cambios de población que en algunos casos son notables. En concreto, y para la totalidad del período, se aprecia que hay provincias donde la población ha variado más de un 10 por 100 como consecuencia de las migraciones hacia y desde otras provincias; hablamos de Guadalajara, Toledo, Tarragona, Jaén y Málaga, todas ellas, excepto Jaén, con incrementos de población. Por otro lado, entre las provincias

MAPA 1
TASA MIGRATORIA NETA ALTERNATIVA (TMN_i^*)



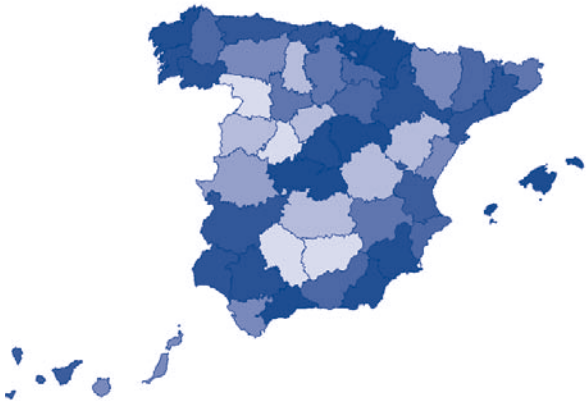
a) 2000-2014.

Fuente: *Estadística de Variaciones Residenciales* (INE).



b) 2000-2007.

Fuente: *Estadística de Variaciones Residenciales* (INE).



c) 2008-2014.

Fuente: *Estadística de Variaciones Residenciales* (INE).

cuya población se ha visto menos afectada por los movimientos migratorios de uno u otro signo, destacan Granada, Zaragoza, Huesca, Huelva y Guipúzcoa. Si, siguiendo la sugerencia de Plane (1984), calificamos la variación de la TMN_i^* de un período a otro de «sustancial» cuando la misma supera los diez puntos, entonces la última columna del cuadro n.º 1 muestra que este resultado se produjo nada menos que en 15 de las 50 provincias (9 a peor y 6 a mejor), lo que, a todos los efectos, puede catalogarse como de un cambio de patrón en los procesos migratorios interprovinciales.

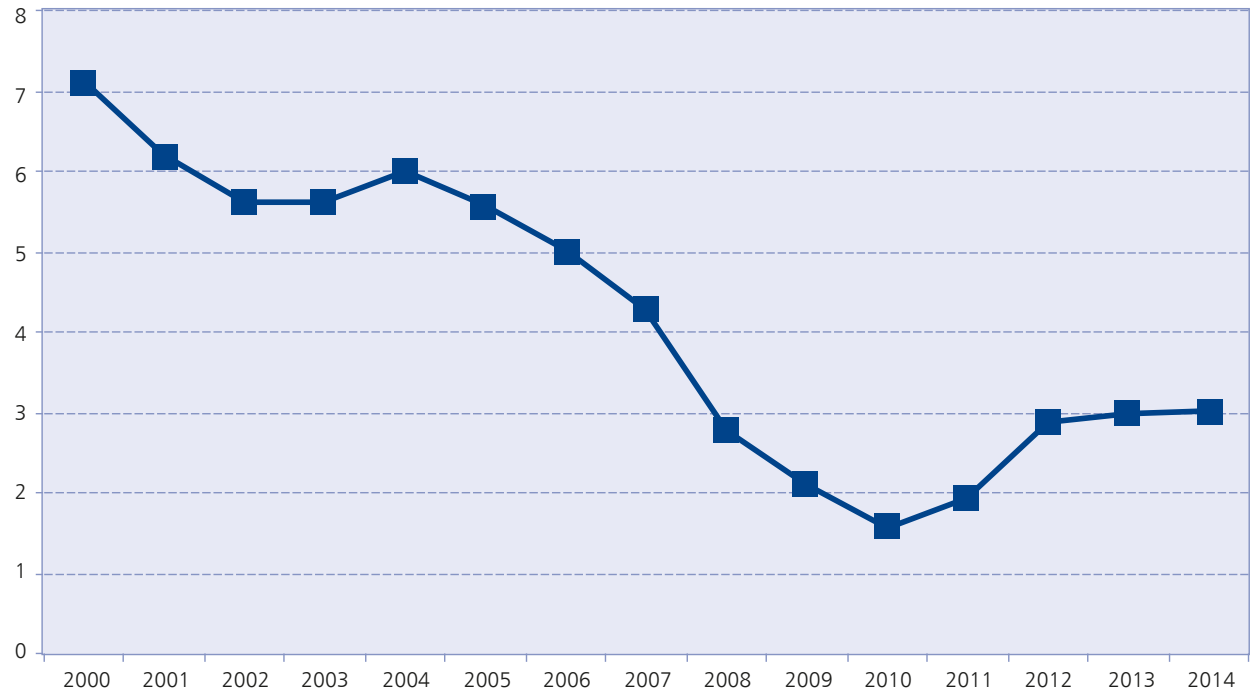
Adicionalmente, el mapa 1, que muestra la distribución geográfica del nuevo indicador de tasa migratoria neta (cuanto más oscuro el color, mayor es TMN_i^*) (9), nos permite corroborar, para el conjunto del período (mapa 1a), lo dicho previamente en relación con Madrid, Barcelona y Vizcaya, al tiempo que, como información adicional, muestra que estas provincias están rodeadas de otras con niveles migratorios netos significativamente mayores. Estas tres provincias son, no obstante, algunas de las que más han cambiado su TMN_i^* (mapas 1b y c), por lo que podemos decir que el resultado arriba indicado es, en línea con lo comentado previamente, consecuencia específica de lo que sucedió antes del estallido de la crisis económica.

De forma complementaria, y partiendo de los indicadores TMN_i^*, es posible computar un indicador global (o de todo el sistema) que refleja la contribución total de los flujos migratorios netos a la dinámica poblacional. Este indicador, TMN^*, viene dado por la expresión

$$TMN^* = \left(\sum_i |N_i| \,/\, \sum_i T_i\right)100 \qquad [5]$$

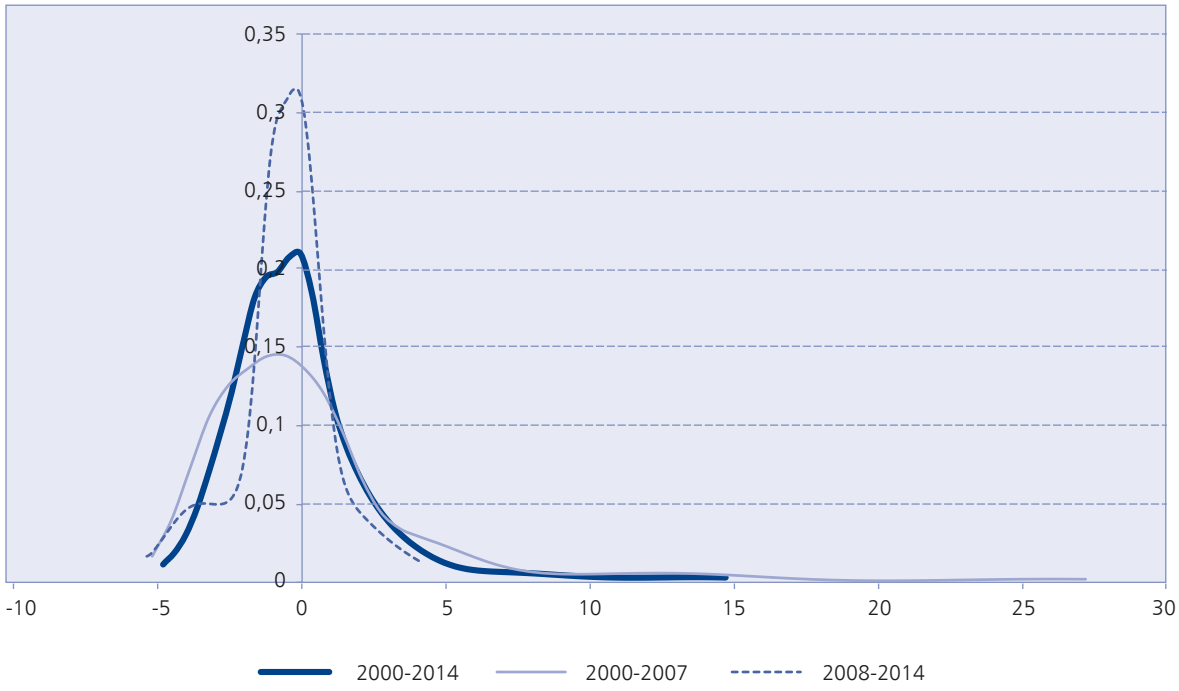
y su valor oscila también entre 0 y 100. Pues bien, de acuerdo con el gráfico 3 se aprecia que, a pesar de algunos comportamientos provinciales como los ya mencionados, la contribución de los flujos migratorios internos en España al cambio demográfico ha decaído con el paso del tiempo: empezó en 2000 con un nivel del 7 por 100, representativo de que solo ese porcentaje de los flujos migratorios totales produjo ganancias o pérdidas de población en las provincias españolas, y alcanzó su mínimo en

GRÁFICO 3
CONTRIBUCIÓN DE LOS FLUJOS MIGRATORIOS AL CAMBIO POBLACIONAL (%)

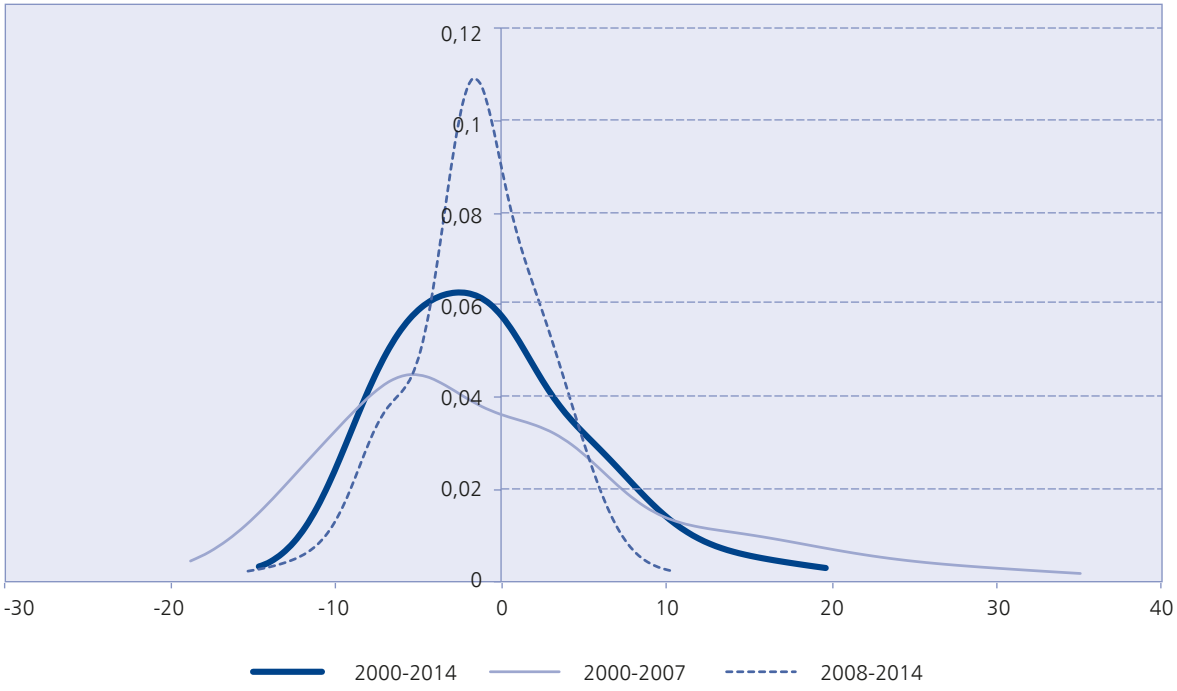


Fuente: *Estadística de Variaciones Residenciales* (INE).

GRÁFICO 4
FUNCIONES DE DENSIDAD



a) Tasa migratoria neta convencional (TMN_i).
Fuente: *Estadística de Variaciones Residenciales* (INE).



b) Tasa migratoria neta alternativa (TMN_i^*).
Fuente: *Estadística de Variaciones Residenciales* (INE).

2010, donde la cifra se situó en torno al 1,6 por 100; a partir de entonces ha experimentado un pequeño repunte, hasta llegar a situarse en los últimos años en las proximidades del 3 por 100. Dicho con otras palabras, los flujos migratorios interprovinciales no han contribuido mucho, y menos aún en los años de crisis, a modificar la dinámica poblacional de las provincias españolas ni, por tanto, a facilitar el ajuste en el mercado de trabajo.

Para finalizar, y al objeto de ofrecer una panorámica complementaria de los flujos migratorios interprovinciales, el gráfico 4 muestra las funciones de densidad, tanto para las tasas migratorias netas convencionales como para las alternativas, y no solo en relación con todo el período muestral, sino, también, para sus dos subperíodos. Estas funciones, que se han representado a partir de la estimación de un *kernel* Gaussiano con ancho de banda flexible, muestran, en primer lugar, que ambas tasas siguen una distribución fuertemente concentrada en torno a la moda principal, que en todo momento resulta ser ligeramente negativa. El gráfico muestra, asimismo, un cambio en la forma externa de la distribución, que se manifiesta, sobre todo, en dos sentidos: la desaparición de la larga cola a la derecha existente en el primer sub-período, y una masa de probabilidad que, cada vez en mayor medida, se concentra en torno a la media de la distribución.

IV. EL MODELO MIGRATORIO: ESPECIFICACIÓN Y ESTIMACIÓN

De acuerdo con la sucinta revisión de la literatura acerca de los determinantes de las migraciones internas realizada en la sección segunda de este trabajo, un modelo general de migraciones podría resumirse en la siguiente ecuación:

$$\textit{Tasa migratoria} = f\,(\omega, u, c, a) \qquad [6]$$

donde, una vez más, ω denota el nivel de salarios, u se refiere a la tasa de desempleo, c es una variable genérica que recoge los costes (monetarios, no monetarios, …) asociados a la migración, y a es otra variable genérica que refleja, en este caso, diversas características (las llamadas *amenities*) de las localizaciones consideradas.

Resulta obvio señalar que este modelo general admite diferentes especificaciones. Por ello, y para entender la versión del mismo que va a ser empleada en este trabajo, es preciso realizar una serie de precisiones. En primer lugar que como variable dependiente utilizamos, dado su mayor contenido informativo, la definición alternativa de tasa migratoria neta (TMN^*_i) explicada con anterioridad. En segundo lugar que, debido sobre todo a la volatilidad de los movimientos migratorios, optamos por tomar medias móviles (de tres años) tanto para la variable dependiente como para todas y cada una de las variables independientes. En tercer lugar, que las variables clave a la hora de explicar las migraciones, a saber el salario (computado a partir de los datos proporcionados por la Agencia Estatal de Administración Tributaria (AEAT), debidamente deflactados por el IPC, INE) (10) y la tasa de desempleo (*Encuesta de Población Activa,* INE), se han incluido, en línea con numerosos trabajos sobre el tema (la referencia clásica de todos ellos sería, probablemente, el artículo de Pissarides y McMaster, 1990), tanto en niveles como en tasas de crecimiento; con ello, tratamos de capturar la idea de que a la hora de tomar la decisión de emigrar entran en juego no solamente el salario y el desempleo existentes en un momento determinado, sino también su evolución reciente. En cuarto lugar que, dentro de las variables que tradicionalmente se incluyen para aproximar el coste monetario de las migraciones, se ha optado por el precio de la vivienda (a partir de datos del Ministerio de Fomento). En quinto y último lugar que, como *proxy* de las *amenities*, se han considerado, simultáneamente, la densidad de población (INE) y un indicador de bondad climática calculado como la ratio entre la temperatura media y el volumen de precipitaciones de cada provincia (INE) (11).

En consecuencia, nuestro modelo migratorio adoptaría, en principio, la siguiente especificación:

$$\begin{aligned} TMN^*_{it} = \alpha_i + \beta_1\omega_{it} + \beta_2 u_{it} + \beta_3\Delta\omega_{it} + \beta_4\Delta u_{it} + \\ + \beta_5 d_{it} + \beta_6 cl_{it} + \beta_7 pv_{it} + \varepsilon_{it} \end{aligned} \qquad [7]$$

donde los subíndices i y t se refieren a provincia y tiempo, respectivamente, TMN^*, ω y u tienen los significados ya conocidos, d es la densidad poblacional, cl representa el clima y pv el precio de la vivienda.

No obstante, y en cierta medida a raíz de la estimación de la ecuación [7], (12) hay otro aspecto que es necesario tomar en consideración para entender la especificación final de nuestro modelo (representado en la ecuación [8] que mostraremos a continuación). A diferencia de la gran mayoría de los estudios sobre esta materia, hemos incluido un rasgo distintivo muy importante en nuestro modelo migratorio: el tratamiento de los problemas de dependencia espacial (13). En efecto, estimaciones previas sobre el

comportamiento de los movimientos migratorios en España no prestan atención al hecho de que los correspondientes a una provincia pueden estar afectados por lo sucedido en el resto de provincias, ya sea en sus propias migraciones o en las variables explicativas de las mismas. Hay multitud de motivos, sin embargo, para pensar que esto puede ser así, entre los que sobresalen la presencia de efectos *spillover* espaciales, la existencia de áreas metropolitanas pertenecientes a diferentes provincias, similitudes desde un punto de vista demográfico, características latentes y, por tanto, no observables que son comunes entre provincias vecinas, la presencia de efectos de congestión, etc. Teniendo en cuenta, además, que la literatura ha mostrado de forma concluyente que la omisión de los efectos espaciales puede provocar resultados inconsistentes (véase, por ejemplo LeSage y Pace, 2009), abordamos esta cuestión en el presente trabajo.

Al objeto de incluir las consideraciones espaciales arriba mencionadas es preciso empezar por definir la llamada «matriz de distancias», que denotamos por ***W***. El propósito que tiene incluir esta matriz en las estimaciones es muy simple: se trata de dar, cuando se considera la situación geográfica, una mayor relevancia (un mayor peso) a lo que ocurre en las localizaciones (provincias en nuestro caso) más cercanas con respecto a las más lejanas. Dado que existen distintas definiciones de la matriz de distancias, nosotros hemos optado inicialmente por aquella que recoge un mejor ajuste a nuestros datos; siguiendo las directrices marcadas por Elhorst *et al.* (2013), hemos elegido la que presenta un valor más alto de la función de log-verosimilitud por observación. De acuerdo a este criterio, la matriz de distancias utilizada en nuestro modelo de referencia es la que recoge la inversa de las distancias al cuadrado.

Con todas estas precisiones en mente, el modelo finalmente estimado es el dado por la siguiente ecuación:

$$\begin{aligned} TMN^*_{it} = {} & \alpha_i + \beta_1 \omega_{it} + \beta_2 u_{it} + \beta_3 \Delta\omega_{it} + \beta_4 \Delta u_{it} + \\ & + \beta_5 d_{it} + \beta_6 cl_{it} + \beta_7 pv_{it} \\ & + \rho \sum_j W_{ij} TMN^*_{jt} + \theta_1 \sum_j W_{ij} \omega_{jt} + \theta_2 \sum_j W_{ij} u_{jt} \\ & + \theta_3 \sum_j W_{ij} \Delta\omega_{jt} + \theta_4 \sum_j W_{ij} \Delta u_{jt} + \theta_5 \sum_j W_{ij} d_{jt} + \theta_6 \sum_j W_{ij} cl_{jt} \\ & + \theta_7 \sum_j W_{ij} pv_{jt} + \varepsilon_{it} \end{aligned} \qquad [8]$$

donde W_{ij} se refiere a los elementos de la matriz de distancias(estandarizada por filas), (14) ρ denota el parámetro espacial autorregresivo, θ es un vector de parámetros asociados a los retardos espaciales de las variables explicativas, y ε_{it} es un parámetro de error independiente desde el punto de vista espacial. Como puede verse, y con el objeto principal de minimizar el problema de variables omitidas, se han incluido efectos fijos provinciales en la especificación final de nuestro modelo, (15) inclusión que está avalada por los resultados obtenidos en el test de Hausman.

Como puede observarse, la ecuación [8] es una versión del denominado *Spatial Durbin Model* (SDM), que incluye, por tanto, retardos espaciales tanto de la variable dependiente como de las variables independientes. Conviene indicar que, siguiendo las recomendaciones de LeSage y Pace (2009) y Elhorst (2014), se ha testado la posibilidad de reducir este modelo a uno de retardo espacial (SAR), a uno de error espacial (SEM), o a uno de panel espacial de X (SLX); en todos los casos, sin embargo, los resultados obtenidos ponen de manifiesto que la especificación de un SDM es la más adecuada para evaluar los determinantes de las migraciones en España.

CUADRO N.º 2

RESULTADOS DEL MODELO MIGRATORIO

VARIABLES	*COEF.*	*P-VALUES*
ω_{it}	0,004*	0,000
u_{it}	-0,689*	0,000
$\Delta\omega_{it}$	0,118	0,723
Δu_{it}	-0,074*	0,025
d_{it}	0,027	0,273
cl_{it}	0,726*	0,016
pv_{it}	-0,002	0,359
$\sum_j W_{ij} TMN^*_{jt}$	-0,151**	0,078
$\sum_j W_{ij} \omega_{jt}$	-0,001	0,581
$\sum_j W_{ij} u_{jt}$	0,186	0,521
$\sum_j W_{ij} \Delta\omega_{jt}$	-0,694**	0,080
$\sum_j W_{ij} \Delta u_{jt}$	0,033	0,488
$\sum_j W_{ij} d_{jt}$	-0,939*	0,000
$\sum_j W_{ij} cl_{jt}$	-0,676*	0,000
$\sum_j W_{ij} pv_{jt}$	-0,001	0,820
R cuadrado	0,38	-

Notas: * denota coeficientes significativos al 95 por 100; ** denota coeficientes significativos al 90 por 100.
Fuente: Ministerio de Fomento, AEAT e INE.

Los resultados obtenidos en la estimación, realizada por máxima verosimilitud, se recogen en el cuadro n.º 2, (16) en el que no se incluyen, por cuestión de espacio, los efectos fijos provinciales. Comenzando por las variables no retardadas espacialmente, los resultados parecen confirmar que una provincia recibe tantos más inmigrantes cuanto mayor es su salario medio y menor su tasa de desempleo; los resultados de estas variables en tasas de crecimiento parecen indicar que únicamente las caídas del desempleo atraen población hacia una provincia. Del resto de variables únicamente el clima presenta un coeficiente estadísticamente significativo, y dado su signo nos traslada el mensaje de que las bondades climáticas también son un factor de atractivo provincial.

En relación con los retardos espaciales se observa, en primer lugar, que el coeficiente asociado al retardo de la variable dependiente resulta negativo y estadísticamente significativo; se cumple, por lo tanto y en pura lógica, que las provincias «compiten» por las migraciones, es decir, que un flujo importante de una provincia a otra provincia vecina tiene, obviamente, efectos opuestos es sus respectivos saldos migratorios. Del resto de variables, las que muestran resultados estadísticamente significativos son, por un lado, el retardo espacial del incremento del salario, que tiene un parámetro negativo indicativo de que un alza del salario en las provincias vecinas actúa como factor de retención de su propia población y/o de atracción de la población de la provincia considerada. Por otro lado, la densidad y las condiciones climáticas también tienen asociado un coeficiente negativo, ilustrativo de que un valor elevado de ambas variables reduce las migraciones hacia las provincias vecinas.

No obstante lo dicho, los resultados obtenidos directamente en la estimación del modelo espacial (ecuación [8]) no reflejan de forma precisa, como la literatura ha demostrado fehacientemente, los efectos de cada una de las variables independientes en la dependiente (aquí la tasa migratoria neta). Estos resultados deben ser tomados solamente como punto de partida a la hora de cuantificar los denominados efectos globales directos, indirectos y totales de cada una de esas variables. En nuestro caso, y de forma simple, los efectos directos reflejan la influencia del cambio de una variable en la tasa migratoria neta de su misma provincia, mientras que los indirectos recogen la influencia conjunta de un cambio en el valor de una variable en el resto de provincias sobre la tasa migratoria neta de cada provincia *i*. El efecto total, como su nombre indica, es la suma de los dos anteriores.

El cuadro n.º 3 recoge los resultados obtenidos. Como puede verse, la diferencia entre los coeficientes asociados a las variables no retardadas espacialmente en el cuadro n.º 2 y los efectos directos del cuadro n.º 3 es muy pequeña; este es un resultado común en la literatura, dado que los efectos directos únicamente incluyen los efectos de retroalimentación (*feedback*) que surgen como resultado de los impactos que el cambio en *i* tiene en las provincias vecinas y vuelven a la provincia donde se produjeron (LeSage y Pace, 2009). Por ello, aquí nos remitimos a lo comentado anteriormente. En el caso de los efectos indirectos, sin embargo, las dife-

CUADRO N.º 3

EFECTOS DIRECTOS, INDIRECTOS Y TOTALES

VARIABLES	*EFECTO DIRECTO*		*EFECTO INDIRECTO*		*EFECTO TOTAL*	
	COEF.	*P-VALOR*	*COEF.*	*P-VALOR*	*COEF.*	*P-VALOR*
ω	0,004*	0,000	-0,001	0,299	0,003*	0,001
u	-0,682*	0,000	0,199	0,477	-0,482*	0,025
$\Delta\omega$	0,145	0,679	-0,684**	0,092	-0,539**	0,072
Δu	-0,075*	0,020	0,041	0,388	-0,034	0,285
d	0,042**	0,078	-0,837*	0,000	-0,795*	0,000
cl	0,784*	0,009	-0,490*	0,000	0,294	0,255
pv	-0,002	0,377	-0,001	0,740	-0,003	0,305

Notas: * denota coeficientes significativos al 95 por 100; ** denota coeficientes significativos al 90 por 100.
Fuente: Ministerio de Fomento, AEAT e INE.

rencias pueden (y suelen) ser mucho mayores, ya que el cambio se produce, originalmente, en las provincias vecinas. No obstante, tampoco son demasiado pronunciados en nuestro caso, lo que indica que los efectos *feedback*, aunque significativos, no parecen tener excesiva importancia (en el caso del desempleo, por ejemplo, únicamente alcanzan el 7 por 100, si bien es cierto que los relativos a la densidad poblacional y el clima son mucho mayores). Centramos nuestros comentarios, por tanto y para evitar ser repetitivos, en los efectos totales. Como puede observarse, el efecto total de los salarios y tasa de desempleo en niveles continúa siendo el esperado: la gente se mueve de una provincia a otra en busca de mejores salarios y más oportunidades de empleo (donde hay menores tasas de paro). Por lo que se refiere a la tasa de crecimiento de estas variables, resulta que finalmente es el salario y no la tasa de paro la variable que resulta estadísticamente significativa; el efecto total del incremento salarial es negativo gracias a su componente indirecto, mientras que el efecto total del cambio en el desempleo no resulta significativo a pesar de que ejerce un efecto directo negativo sobre la provincia en el que se produce. Para finalizar, es preciso indicar que la densidad de población registra un efecto total negativo (provocado en su totalidad por su efecto indirecto), mientras que el clima tiene un efecto total nulo dado que se produce una compensación entre un efecto directo positivo y un efecto indirecto negativo; parece claro, por tanto, que ese efecto compensación «camufla» el efecto que tiene el clima sobre las migraciones, ya que atrae inmigrantes a la provincia con bondades climáticas y expulsa emigrantes de las provincias con malas condiciones climáticas.

V. EL MODELO MIGRATORIO: ANÁLISIS DE ROBUSTEZ

Habiendo estimado nuestro modelo de referencia, en esta sección vamos a testar la robustez de los resultados obtenidos desde dos perspectivas distintas: por un lado, en relación con el uso de matrices de distancias alternativas; por otro, a través de la inclusión de algunas variables de control en la ecuación [8]. Por cuestiones de espacio, vamos a mostrar solo los efectos directo, indirecto y total, dejando de lado en todos los casos los resultados obtenidos para los coeficientes del modelo de partida.

1. *Matrices de distancias alternativas*

Dado que la elección de la matriz de distancias es un factor clave en todo análisis espacial (Durbin, 1988), y a pesar de que anteriormente elegimos la que, en principio, mejor se ajusta a nuestros datos, hemos procedido a repetir el análisis considerando cuatro matrices de distancias alternativas. En primer lugar, utilizamos una matriz de distancias definida en términos de la inversa de la distancia entre provincias, de modo que «penalizamos» menos la distancia. En segundo lugar, hemos establecido, en la matriz de distancias inicial, un *cut-off* de modo tal que, a partir de esa distancia, consideramos que la influencia entre provincias es despreciable; en este caso, y de nuevo con el criterio de la función de log-verosimilitud, seleccionamos una distancia límite de 250 km. En tercer lugar, hacemos uso de la tradicional función de distancias «de vecinos» (cinco en este caso); y otra vez en base a un criterio estadístico, son cinco las provincias vecinas consideradas. Por último, también empleamos una función de distancias definida como exp (–*distancia*).

Como puede verse en el cuadro n.º 4, el grueso de los resultados obtenidos en nuestro modelo de referencia se mantiene al cambiar la definición de la matriz de pesos. Hay, no obstante, algunas diferencias que añaden contenido informativo y en las que nos queremos centrar:

– Parece que puede existir un efecto indirecto significativo (y positivo) en el precio de la vivienda, lo que estaría indicando que si este es muy alto en las provincias vecinas a la considerada las migraciones hacia ella son más intensas. Este resultado podría explicar, en parte al menos, los flujos de población que se producen desde las grandes capitales de provincia (principalmente Madrid y Barcelona) hacia provincias cercanas (como, por ejemplo, Guadalajara y Tarragona).

– Los efectos del incremento de la tasa de desempleo, especialmente su efecto directo (un incremento del desempleo frena las inmigraciones y provoca emigración), no parecen ser tan fuertes en los casos en los que se considera una matriz de distancias que considera nula la influencia de determinadas provincias (a saber, matriz con *cut-off* y matriz de vecinos). La conclusión tentativa que se puede extraer de este resultado es que la variación del desempleo en la potencial provincia de destino resulta más relevante a la hora de explicar las migraciones de larga distancia.

– El efecto indirecto y negativo del incremento de los salarios (un incremento en las provincias vecinas desanima las migraciones hacia mi provin-

CUADRO N.º 4

ROBUSTEZ DE LOS RESULTADOS: MATRICES DE DISTANCIAS ALTERNATIVAS

VARIABLES	*EFECTO DIRECTO*		*EFECTO INDIRECTO*		*EFECTO TOTAL*	
	COEF.	*P-VALOR*	*COEF.*	*P-VALOR*	*COEF.*	*P-VALOR*
Inversa de la distancia						
ω	0,004*	0,000	-0,003*	0,036	0,002	0,131
u	-0,615*	0,000	0,525	0,252	-0,089	0,819
$\Delta\omega$	0,049	0,888	-0,799**	0,069	-0,749*	0,038
Δu	-0,079*	0,011	0,098*	0,043	0,018	0,577
d	0,019	0,446	-1,720*	0,000	-1,701*	0,000
cl	4,023*	0,000	-2,725*	0,000	1,299*	0,003
pv	-0,003	0,241	0,014*	0,043	0,011**	0,085
Cut-off (250 km)						
ω	0,004*	0,000	0,002*	0,031	0,006*	0,000
u	-0,625*	0,000	0,117	0,608	-0,508*	0,002
$\Delta\omega$	0,210	0,569	-0,483	0,221	-0,273	0,280
Δu	-0,052	0,117	-0,056	0,190	-0,108*	0,000
d	0,051*	0,039	-0,549*	0,000	-0,497*	0,000
cl	1,320*	0,000	0,113	0,237	1,432*	0,000
pv	-0,002	0,349	0,011*	0,001	0,009*	0,000
Vecinos (5)						
ω	0,004*	0,000	0,001	0,516	0,004*	0,000
u	-0,753*	0,000	0,257	0,205	-0,496*	0,001
$\Delta\omega$	0,235	0,510	-0,548	0,143	-0,314	0,199
Δu	-0,050	0,123	-0,021	0,623	-0,071*	0,006
d	0,028	0,247	-0,473*	0,000	-0,446*	0,000
cl	0,313	0,146	0,870*	0,000	1,182*	0,000
pv	-0,003	0,262	0,008*	0,024	0,006*	0,000
Exp(-distancia)						
ω	0,004*	0,000	0,000	0,765	0,005*	0,000
u	-0,662*	0,000	0,362	0,158	-0,300	0,128
$\Delta\omega$	0,057	0,875	-0,271	0,504	-0,215	0,436
Δu	-0,059**	0,072	-0,022	0,620	-0,081*	0,004
d	0,055*	0,025	-0,773*	0,000	-0,718*	0,000
cl	8,455*	0,000	-7,235*	0,000	1,220*	0,000
pv	-0,002	0,369	-0,004	0,308	-0,006**	0,061

Notas: * denota coeficientes significativos al 95 por 100; ** denota coeficientes significativos al 90 por 100.
Fuente: Ministerio de Fomento, AEAT e INE.

cia) tampoco se mantiene en todos los casos, lo que arroja algunas dudas sobre el papel que juegan los aumentos salariales.

– En cuando a los salarios en niveles, sin embargo, los resultados obtenidos refuerzan su influencia. De hecho, no solamente confirman su papel como factor que atrae migraciones hacia la provincia en la que estos son elevados (efecto directo), sino que, en algunos casos, añaden un efecto indirecto negativo y significativo, lo que indica que, *ceteris paribus*, una provincia recibe más inmigrantes cuando menor es el salario de sus provincias vecinas.

2. *Variables de control*

Otra forma de testar la robustez de los resultados inicialmente obtenidos es la que conlleva la inclusión de variables de control en la ecuación de migraciones. En este sentido, se probaron tres alternativas. Por un lado, y en línea con lo mostrado en la parte descriptiva de este trabajo, testamos por la presencia de asimetrías entre el período de precrisis y crisis, para lo cual incluimos en la ecuación [8] una *dummy* que recoge la crisis iniciada en 2008 (17). Por otro lado, y en línea con algunos trabajos previos, también incluimos la tasa de desempleo nacional en el análisis. Por último, y para contrastar la posible influencia de las diferencias en la estructura productiva de las provincias en los flujos migratorios, optamos por incluir como regresores el peso, en términos de empleo, de los sectores de construcción y servicios (Encuesta de Población Activa, INE).

El cuadro n.º 5 muestra los resultados obtenidos. Estos son, de nuevo e incluso en mayor medida que en el caso anterior, muy similares a los de nuestro modelo base. En todo caso, creemos que merece la pena resaltar lo siguiente:

– Que el incremento salarial pierde su influencia cuando se incluye la *dummy* representativa del período de crisis o el desempleo nacional. Parece, por tanto, que su influencia a la hora de explicar los movimientos migratorios en España ha variado a lo largo del tiempo.

– Que algo similar ocurre con el indicador de bondad climática, ya que, al controlar por la tasa de paro nacional, el mismo pierde su significatividad.

– Que, en lo que se refiere a las variables de control, vemos que ni la crisis ni la tasa de paro nacional resultan estadísticamente significativas. Este resultado, que puede parecer contraintuitivo, tiene, sin embargo, una explicación lógica. Los efectos de estas variables están ya descontados en otras dos variables: el salario y, sobre todo, la tasa de desempleo provincial (18).

- Que, en lo que se refiere al *industry mix*, parece que las provincias con mayor empleo en el sector de la construcción atraen población de otras provincias, mientras que en el caso de los servicios sucede lo contrario (19).

VI. CONCLUSIONES

En este trabajo se examinan los flujos migratorios interprovinciales en España durante el período 2000-2014, con el objetivo de identificar sus principales determinantes. Tras poner de relieve, de forma sucinta, algunos de los modelos teóricos que se han propuesto con este fin, el artículo revisa los aspectos más destacados de las migraciones interprovinciales durante el período objeto de estudio, y pone de relieve que, en términos netos, estas no han sido muy sustanciales y que, en bastantes casos, han cambiado de signo a lo largo del tiempo.

Posteriormente, y como contribución del trabajo a la literatura existente, se especifica un modelo espacial de migraciones que se estima por medio de técnicas de econometría espacial. Los resultados, por el lado de los llamados efectos directos, muestran que las provincias cuya población se ve más aumentada como consecuencia de los movimientos migratorios son aquéllas que tienen un salario alto y una menor tasa de desempleo, sobre todo si ésta mantiene una trayectoria decreciente; por otro lado, también ponen de manifiesto la influencia positiva del clima.

En lo que respecta a los efectos indirectos, parece que una provincia recibe emigrantes cuando en las provincias vecinas se están reduciendo los salarios, se dan malas condiciones climáticas y hay una baja densidad poblacional. La suma de todos estos efectos nos refleja un panorama en el que, como era de esperar, salarios (tanto en niveles como en tasas de crecimiento –dado el efecto indirecto que acabamos de mencionar–) y desempleo (solamente en niveles, ya que el efecto directo de su tasa de crecimiento desaparece debido al efecto indirecto) destacan como variables determinantes de flujos migratorios. La densidad de población, asimismo, juega un papel significativo, y parece explicar movi-

CUADRO N.º 5

ROBUSTEZ DE LOS RESULTADOS: VARIABLES DE CONTROL

VARIABLES	*EFECTO DIRECTO*		*EFECTO INDIRECTO*		*EFECTO TOTAL*	
	COEF.	*P-VALOR*	*COEF.*	*P-VALOR*	*COEF.*	*P-VALOR*
			Dummy crisis			
ω	0,004*	0,000	-0,002	0,214	0,003*	0,012
u	-0,673*	0,000	0,191	0,512	-0,483*	0,014
$\Delta\omega$	0,145	0,681	-0,570	0,165	-0,425	0,138
Δu	-0,076*	0,018	0,044	0,349	-0,032	0,327
d	0,043**	0,072	-0,826*	0,000	-0,782*	0,000
cl	1,123*	0,000	-0,256	0,543	0,867*	0,025
pv	-0,002	0,377	0,000	0,975	-0,002	0,530
$dummy_{crisis}$	0,888	0,542	-0,138	0,544	0,750	0,559
			Tasa de paro nacional			
ω	0,004*	0,000	-0,001	0,341	0,003*	0,003
u	-0,683*	0,000	0,241	0,439	-0,441*	0,037
$\Delta\omega$	0,147	0,676	-0,706	0,130	-0,559	0,118
Δu	-0,075*	0,019	0,043	0,385	-0,032	0,376
d	0,043**	0,072	-0,826*	0,000	-0,783*	0,000
cl	-0,399	0,494	0,721	0,650	0,322	0,234
pv	-0,002	0,380	-0,002	0,791	-0,004	0,517
$u_{Nacional}$	-0,092	0,847	0,007	0,918	-0,085	0,841
			Industry mix			
ω	0,004*	0,000	0,000	0,960	0,004*	0,003
u	-0,566*	0,000	0,504*	0,030	-0,062	0,037
$\Delta\omega$	0,218	0,532	-0,679**	0,088	-0,461**	0,118
Δu	-0,097*	0,003	0,041	0,350	-0,056**	0,376
d	0,046*	0,045	-0,907*	0,000	-0,860*	0,000
cl	0,310	0,346	-1,283*	0,000	-0,973*	0,234
pv	-0,003	0,255	-0,002	0,618	-0,005	0,517
Construcción	0,469*	0,031	-0,056	0,321	0,414*	0,841
Servicios	-0,403*	0,004	0,045	0,241	-0,358*	0,008

Notas: * denota coeficientes significativos al 95 por 100; ** denota coeficientes significativos al 90 por 100.
Fuente: Ministerio de Fomento, AEAT e INE.

mientos migratorios hacia las zonas más pobladas. El clima, y pese a que muestra un efecto total no significativo, estimamos que se puede incluir entre los factores que determinan las migraciones ya que el resultado total se debe a la existencia de un efecto compensación entre efectos directos e indirectos; la gente se mueve, *ceteris paribus*, hacia provincias con buenas condiciones climáticas.

La última parte del trabajo demuestra que los resultados obtenidos son bastante robustos a diferentes especificaciones de la matriz de distancias y a la inclusión de variables de control. Lo más destacado de este análisis de robustez es que permite atisbar la posible influencia de los precios de la vivienda en las migraciones, lo que, en nuestra opinión, podría ayudar a entender un tipo específico de movimientos migratorios, el que se produce entre grandes zonas urbanas (Madrid y Barcelona, sobre todo) y sus provincias vecinas.

NOTAS

(1) El análisis se realiza a nivel provincial puesto que, como es obvio, cuando mayor es el nivel de desagregación mayor fiabilidad tienen los resultados. No obstante lo dicho, hemos de reconocer que existen desplazamientos diarios de personas entre provincias (conocido como *commuting*), que no se consideran en el trabajo por problemas de disponibilidad de datos.

(2) El modelo neoclásico de las migraciones hunde sus raíces en el trabajo pionero de Ravenstein (1885; 1889) y en los modelos *push-pull* (Lee, 1966).

(3) Harris y Todaro (1970) se refieren a la emigración del campo (*rural sectors*) a la ciudad (*urban sectors*), pero su modelo se puede extender, sin dificultad, al caso de dos localizaciones *i* y *j* cualesquiera.

(4) En la «Nueva Economía de la Emigración» no solo se subraya el hecho de que la decisión de emigrar se toma más a nivel familiar que individual sino, también, que el objetivo de la emigración estriba tanto en la maximización de la renta esperada como (aunque esto es menos relevante en el contexto de la mayoría de las migraciones internas) en su diversificación.

(5) El enfoque de redes se aplica, fundamentalmente, a las decisiones de emigrar de un país a otro y, dentro de un país, a las migraciones internas de los extranjeros.

(6) Este no es, pese a todo, un caso sorprendente, pues, como muestra la evidencia empírica, a menudo sucede que cuanto más pequeña es una localización, más extremos tienden a ser sus flujos migratorios netos. Adicionalmente, por ejemplo, la proximidad de Guadalajara a Madrid (corredor del Henares), o de Tarragona a Barcelona, es otro factor que ayuda a entender lo elevado de la tasa migratoria neta.

(7) Barcelona ha pasado, asimismo, de expulsar población a, en términos netos, mantener una situación de equilibrio.

(8) El coeficiente de correlación entre la definición tradicional de las tasas migratorias netas (TMN_i) y la definición alternativa (TMN_i^*) es de 0,92, 0,91 y 0,93 para el conjunto del período, el primer y segundo subperíodos, respectivamente.

(9) Los valores de la TMN_i^* difieren substancialmente entre períodos. Los valores extremos son -7,2 y 10,1, -7,0 y 20,4, y -8,3 y 5,8 para el período completo, el primer y el segundo subperíodos, respectivamente.

(10) Tomando como base los salarios medios nacionales, los datos de Navarra, Álava, Guipúzcoa y Vizcaya se han aproximado a partir de la información ofrecida por la *Encuesta Anual de Coste Laboral* (INE).

(11) Dado que no se dispone de datos para todo el período, se ha completado la serie disponible tratando de evitar saltos en la misma. No creemos que esta circunstancia sea transcendental en los resultados obtenidos, ya que si las personas buscan un mejor clima en la provincia de destino lo hacen en función de la bondad climática «histórica», y no de lo sucedido, por ejemplo, el año anterior. De hecho, Rodríguez-Pose y Ketterer (2012), en un trabajo dedicado al estudio de la influencia de las *amenities* (especialmente del clima) en los movimientos migratorios, utilizan valores medios de temperatura y precipitaciones, incluyéndolos en el modelo como regresores constantes en el tiempo.

(12) Ya que su estimación puso de relieve la existencia de problemas de dependencia espacial.

(13) Que sepamos, solo existe, para el caso de España, un trabajo que aborda (a través de un modelo de error espacial) los problemas de dependencia espacial en un modelo migratorio (Mulhern y Watson, 2009).

(14) Cada elemento *ij* viene dado, por lo tanto, por $W_{ij} = 1/d_{ij}^2 \; \forall i \neq j$, donde *d* es la distancia (en km) entre las provincias *i* y *j*. Conviene indicar que, aunque algunos autores abogan por la estandarización de la matriz de distancias por columnas (Sardadvar y Rocha-Akis, 2016), en este caso los resultados son muy similares, por lo que hemos mantenido la estandarización por filas tradicional.

(15) Para ver una reciente e interesante reflexión sobre la importancia que tiene la inclusión de efectos fijos en un modelo de migraciones, véase Ramos (2016).

(16) Conviene señalar que hemos replicado el análisis con la tasa migratoria neta convencional como variable dependiente y los resultados se mantienen; esto, naturalmente, está en línea con el hecho de que el coeficiente de correlación entre los dos conceptos de tasa migratorias neta es muy elevado (véase nota al pie n.º 7). Asimismo, hemos probado definiendo las variables salario y desempleo en términos de ratios y diferencias en lugar de hacerlo en niveles y, de nuevo, los resultados obtenidos son muy similares. Por último, y en línea con Clemente *et al.* (2016), hemos estimado el modelo con salarios esperados y, una vez más, los resultados no varían de forma apreciable.

(17) Aunque no se muestra en el trabajo, también se probó a incluir efectos fijos temporales para todos los años. Estos resultaron ser no significativos de forma individual en la mayor parte de los casos, pero sí lo fueron de forma conjunta, por lo que su no inclusión podría conllevar problemas de sobreestimación en los coeficientes asociados al retardo espacial de nuestro modelo de referencia. No obstante lo dicho, descartamos esta posibilidad por dos motivos: 1) Porque los resultados con efectos temporales fueron muy similares a los obtenidos con la *dummy* crisis, lo que es indicativo de que la inclusión de esta es efectiva para controlar por los efectos temporales que afectan a todas las provincias españolas; 2. Porque las diferencias con el modelo base son, en todo caso, menores.

(18) De hecho, se hicieron pruebas para testar esta hipótesis, siendo los resultados concluyentes.

(19) Siguiendo las sugerencias de un evaluador, también se incluyeron variables de interacción crisis/*industry-mix*. Los resultados muestran un cambio en el papel jugado por los distintos sectores antes y después del estallido de la crisis: si antes de la crisis el sector de la construcción atraía trabajadores, posteriormente ha sido el sector servicios el foco de atracción. Parece, por tanto, que en promedio, predomina el papel de cada sector antes de la crisis.

BIBLIOGRAFÍA

Arango, J. (2000), «Explaining migration: A critical review», *International Social Science Journal*, 52: 283-296.

Bauer, T. y K. L. Zimmermann (1997), «Network migration of ethnic Germans», *International Migration Review,* 31: 143-149.

— (1999), «Assessment of possible migration pressure and its labor market impact following EU enlargement to Central and Easter Europe», *IZA Research Report* No. 3.

Borjas, G. (1990), *Friends or strangers: The impact of immigrants on the U.S. economy,* Basic Books, New York.

Cebula, R. (2005), «Internal migration determinants: Recent evidence», *International Advances in Economic Research*, 11: 267-274.

Clemente, J.; Larramona, G., y L. Olmos (2016), «Interregional migration and thresholds: Evidence from Spain», *Spatial Economic Analysis* (in press) DOI: 10.1080/17421772.2016.1153706.

Durbin, R. A. (1988), «Estimation of regression coefficients in the presence of spatially autocorrelated error terms», *The Review of Economics and Statistics*, 70: 466-474.

Elhorst, P. (2014), «Matlab software for spatial panels», *International Regional Science Review*, 37: 389–405.

Elhorst, P.; Zandberg, E., y J. de Haan (2013), «The impact of interaction effects among neighbouring countries on financial liberalization and reform: A dynamic spatial panel data approach», *Spatial Economic Analysis*, 8: 293-313.

Harris, J. R., y M. P. Todaro (1970), «Migration, unemployment and development: A two sector analysis», *The American Economic Review*, 60: 126-142.

Hierro, M. (2009), «Modelling the dynamics of internal migration flows in Spain», *Papers in Regional Science*, 88: 683-692.

Lee, E. S. (1966), «A theory of migration», *Demography*, 3: 47-57.

LeSage, J. P., y K. Pace (2009), *Introduction to Spatial Econometrics*, CRC Press, Taylor & Francis Group.

Massey, D.; Arango, J.; Hugo, G.; Kouaouci, A.; Pellegrino, A., y J. E. Taylor (1998), *Worlds in motion. Understanding international migration at the end of the millennium*. Oxford, Clarendon Press.

Maza, A., y J. Villaverde (2004), «Interregional migration in Spain: A semiparametric analysis», *The Review of Regional Studies*, 34: 156-171.

Mincer, J. (1978), «Family migration decisions», *Journal of Political Economy*, 86: 749-773.

Minondo, A.; Requena, F., y G. Serrano (2013), «Movimientos migratorios en España antes y después de 2008», *Papeles de Economía Española*, 13: 80-97.

Mulhern, A., y J. Watson (2009), «Spanish internal migration: is there anything new to say?», *Spatial Economic Analysis*, 4: 103-120.

Pissarides, C. A., y I. McMaster (1990), «Regional migration, wages and unemployment: Empirical evidence and implications for policy», *Oxford Economic Papers*, 42: 812-831.

Plane, D. A. (1984), «Demographic efficiency analysis of U.S. interstate population exchange, 1935-1980», *Economic Geography*, 60(4), 294-312.

Ramos, R. (2016), «Gravity models: a tool for migration analysis», *IZA World of Labour*, 239.

Ravenstein, E. G. (1885), «The laws of migration-II», *Journal of the Statistical Society*, 52: 214-301.

Rodríguez-Pose, A., y T. D. Ketterer (2012), «Do local amenities affect the appeal of regions in Europe for migrants?», *Journal of Regional Science*, 52: 535-5.

Sardadvar, S., y S. Rocha-Akis (2016), «International migration within the European Union in the aftermath of the Eastern enlargements: A spatial approach», *Review of Regional Research*, 36: 51-79.

Sjaastad, L. (1962), «The costs and returns of human migration», *Journal of Political Economy*, 70: 80-93.

Stark, O. (1991), *The migration of labor*, Cambridge, Mass., Basil Blackwell.

Stark, O., y D. E. Bloom (1985), «The new economics of labor migration», *The American Economic Review*, 75: 173-178.

Todaro, M. P. (1969), «A model of labor migration and urban unemployment in less developed countries», *The American Economic Review*, 59: 138-148.

DIFERENCIAS EN LAS CARACTERÍSTICAS DE LOS TRABAJADORES Y LA GEOGRAFÍA DEL DESEMPLEO EN ESPAÑA

Enrique LÓPEZ-BAZO

Universitat de Barcelona

Elisabet MOTELLÓN

Universitat Oberta de Catalunya

Resumen

El mercado de trabajo español se caracteriza por marcadas diferencias territoriales en desempleo. Trabajos previos han analizado los rasgos distintivos de la distribución regional de las tasas de paro mediante factores macroeconómicos, utilizando datos agregados regionales. Este estudio analiza en qué medida los resultados en esos trabajos conducen a interpretaciones incorrectas al no tener en cuenta que las regiones difieren en cuanto a la distribución de las características de los trabajadores, que determinan su propensión a estar desempleados y, por agregación, influyen sobre la tasa de paro de cada región. Se propone un método para calcular las tasas de paro de las provincias españolas neto del efecto composición, que se comparan con las tasas realmente observadas.

Palabras clave: tasa de paro, efecto composición, dependencia espacial, reponderación y *matching.*

Abstract

The Spanish labor market is characterized by marked territorial differences in unemployment. Previous work has analyzed the distinctive features of the regional distribution of unemployment rates through macroeconomic factors, using regional aggregate data. This study analyzes the extent to which the results in these studies lead to incorrect interpretations by not taking into account that the regions differ in the distribution of the characteristics of the workers, which determine their propensity to be unemployed and, by aggregation, influence the unemployment rate of each region. We propose a method to calculate the unemployment rates of the Spanish provinces net of the composition effect, which are compared with the rates actually observed.

Key words: unemployment rate, compostion effect, spatial dependence, reweighting and matching.

JEL classification: C21, J64, R12.

I. INTRODUCCIÓN

DEBIDO a sus evidentes implicaciones sociales y económicas, el desempleo es uno de los problemas habituales en la agenda de académicos y gestores políticos, especialmente en períodos de recesión y en economías como la española, caracterizada por un elevado número de personas desempleadas entre la población activa. Entre los diversos hechos distintivos del desempleo se encuentra el que hace referencia a su desigual incidencia en el territorio. Se observan sustanciales diferencias no solo entre países, sino también entre regiones dentro de un mismo país. Además, las disparidades regionales en las tasas de paro tienden a persistir en el tiempo, lo que supone que haya regiones que presentan tasas muy superiores a otras durante décadas sin que se observe ninguna tendencia a converger a tasas de desempleo similares ni, por supuesto, a que sea habitual el intercambio de posiciones en el *ranking* regional de esa magnitud del mercado laboral.

España es un país con elevados niveles de desempleo desde principios de la década de los ochenta presentando, a su vez, amplias y persistentes diferencias regionales. Así, se habla habitualmente de la existencia de una división geográfica entre territorios del suroeste, con tasas muy por encima de la media del país, y regiones en el noreste con tasas por debajo de las medias. En algunos casos, la diferencia en tasas de paro resulta abismal, especialmente si se tiene en cuenta que corresponde a provincias o comunidades autónomas (CC.AA.) separadas únicamente por algunos cientos de kilómetros (véase, por ejemplo, López-Bazo, Del Barrio y Artis, 2002). La magnitud de las disparidades territoriales ha fluctuado con el ciclo económico, decreciendo en términos absolutos durante el período de crecimiento desde finales de los noventa hasta el inicio de la recesión en 2008, e incrementando de manera abrupta y persistente desde ese momento. Además, y como resultado de las diferencias geográficas en el impacto de la burbuja inmobiliaria y su posterior efecto en el sector de la construcción (y actividades relacionadas) y en el bancario, el des-

empleo ha aumentado su incidencia en territorios en los que históricamente las tasas habían presentado valores moderados (por ejemplo, las provincias del litoral mediterráneo). Todo ello hace que el mercado de trabajo español y, en particular, su tasa de desempleo sea un caso de estudio interesante.

Trabajos previos han analizado el desempleo regional en España desde diversas perspectivas, aunque en su práctica totalidad lo han hecho adoptando una aproximación macroeconómica. Es decir, han tratado de explicar los rasgos distintivos de la distribución regional de las tasas de paro mediante factores macroeconómicos (relacionados con la oferta y demanda de empleo a nivel regional) y utilizando datos agregados para CC.AA., provincias y, menos frecuentemente, municipios. Conviene indicar que este tipo de estudios se han llevado a cabo también en otros países (Blanchard y Katz, 1992; Cracolici, Cuffaro y Nijkamp, 2007; Filiztekin, 2009), e incluso para el conjunto de la Unión Europea (Decressin y Fatas, 1995; Overman y Puga, 2002; Ríos, 2016). De hecho, diversos trabajos recientes (por ejemplo OCDE, 2011) confirman que el caso de España no es una anomalía dado que el nivel de disparidades regionales en las tasas de paro en otros países (incluyendo Alemania, Italia, México y Turquía) es incluso más elevado que el existente en España.

Desde un punto de vista teórico no se deberían observar diferencias persistentes en las tasas de paro entre territorios en ausencia de costes de ajuste y rigideces en el mercado laboral y, en general, en la economía. En ese caso el exceso de oferta de trabajo en una región se desvanecería rápidamente, al trasladarse los trabajadores sin empleo a lugares con mayores oportunidades de empleo (con menores tasas de paro), a la vez que la disponibilidad de trabajadores y salarios más bajos atraerían a empresas. Sin embargo, la evidencia existente parece contradecir esa predicción teórica dada la elevada persistencia que caracteriza a la distribución geográfica de las tasas de paro (Lazar, 1997; Evans y McCormick, 1994; Martin, 1997; Martin y Sunley, 1999; Overman y Puga, 2002; López-Bazo, Del Barrio y Artis, 2005). En este sentido, se ha argumentado que un lento e imperfecto ajuste salarial junto a elevados costes migratorios para trabajadores y de cambio de localización para las empresas, podría explicar porqué los *shocks* que afectan de manera desigual a las regiones provocarían tasas de paro divergentes durante dilatados períodos de tiempo. En ese caso, las diferencias regionales en el desempleo corresponderían a un fenómeno de desequilibrio (Marston, 1985). Por el contrario, una explicación alternativa parte de la idea de que existe una relación estable entre las tasas regionales de desempleo y la dotación de determinados factores en las regiones. Como sugiere Marston (1985), a partir de los argumentos más generales de Hall (1972) y Rosen (1974), la distribución geográfica del desempleo no cambiará sustancialmente durante períodos de tiempo largos dado que, por sus propias características, la dotación de esos factores permanece estable. Ello constituye lo que se ha dado en denominar como la hipótesis de equilibrio de los diferenciales regionales del desempleo. Según la misma, los trabajadores desempleados no tendrán suficientes incentivos para migrar a otras regiones porque valoran la dotación de esos factores. Por su parte, al seleccionar su localización, además del nivel salarial y la tasa de desempleo, las empresas toman en consideración las dotaciones regionales de determinados factores (Partridge y Rickman, 1997). La evidencia acerca de la coexistencia de salarios elevados y altas tasas de paro en algunas regiones en determinados períodos, junto a la preferencia por ciertas *amenities*, apoyan esta hipótesis de equilibrio.

La práctica totalidad de los trabajos empíricos existentes han tratado de analizar el efecto de los determinantes del desempleo regional mediante una especificación en la que la tasa de paro en cada región se relaciona con magnitudes regionales que tratan de aproximar los factores de desequilibrio y equilibrio (Partridge y Rickman, 1997; Taylor y Bradley, 1997; López-Bazo, Del Barrio y Artis, 2002, 2005; Elhorst, 2003; Filiztekin, 2009; Bande y Karanassou, 2009). Algunas de las magnitudes incluidas en esas especificaciones persiguen controlar por diferencias entre regiones en la composición de la población total en general y/o de la población activa en particular. Por ejemplo, la inclusión del porcentaje de población joven permite tener en cuenta el hecho de que en muchas economías la tasa de desempleo de ese segmento de la población es bastante mayor a la de los trabajadores de edad superior. Lo mismo sucede en el caso de variables que tratan de controlar por el nivel educativo medio de la población de cada región, dada la evidente heterogeneidad en las tasas de paro de individuos según la educación acumulada.

Por otra parte, algunos de esos trabajos (López-Bazo, Del Barrio y Artis, 2002; Overman y Puga, 2002; Ríos, 2016) han destacado un rasgo característico de la distribución del desempleo, como es un elevado nivel de dependencia espacial en la misma. Es decir, que las tasas de paro no se distri-

buyen de manera independiente en el espacio, sino que valores elevados (bajos) en una región suelen coincidir con valores también elevados (bajos) en las regiones próximas geográficamente. Para explicar este fenómeno, se ha recurrido al efecto de las externalidades espaciales en el mercado laboral. Por ejemplo, en Ríos (2016) se amplia el modelo de Blanchard y Katz (1992) al considerar que tanto la oferta y demanda de trabajo como el salario de una región están afectados por factores internos a la región y también por esos factores en otras regiones. Asimismo, las decisiones de migración de los trabajadores tomarían en consideración la tasa de paro y otras variables representativas de la situación del mercado laboral de la región y las de otras regiones. En todo ello se asume que las externalidades espaciales son más intensas cuando proceden de regiones próximas geográficamente que cuando su origen es más remoto. La consideración de externalidades que desbordan los mercados de trabajo regionales ha conducido a ampliar la especificación empírica utilizada para analizar el desempleo regional, incluyendo entre los factores explicativos la tasa de desempleo medio en el conjunto de regiones próximas geográficamente (según un determinado criterio de proximidad), los valores en ese grupo de regiones de los determinantes del desempleo y/o de los *shocks* aleatorios sufridos por las mismas.

Por tanto, las contribuciones empíricas previas reconocen, de manera más o menos explícita, que las regiones difieren en la composición de su población activa, y que esas diferencias pueden causar al menos parte de las observadas en las tasas de desempleo. De manera más clara, podemos decir que la tasa de paro de una región es el resultado de, por una parte, la propensión al desempleo de sus trabajadores y, por otra, de la composición de su población activa, bajo el supuesto de que no todos los tipos de trabajadores tienen la misma probabilidad de estar parados. En ese contexto, se puede argumentar que las diferencias en la composición de la población activa podría explicar buena parte de las diferencias regionales en las tasas de paro. A su vez, los trabajos más recientes consideran que la elevada dependencia espacial existente en la distribución de las tasas de paro tiene su origen en mecanismos ligados al funcionamiento de los mercados de trabajo regionales. Obvian, por tanto, el hecho de que si las características de los trabajadores que se localizan próximos en el espacio son más parecidas que las de aquellos en localidades más alejadas, la dependencia espacial observada en las tasas de paro podría ser debida en gran parte a que las regiones difieren en las características de los trabajadores. En consecuencia, si las especificaciones empíricas utilizadas para modelizar el desempleo regional con datos agregados no son capaces de controlar de manera adecuada por las diferencias regionales en la distribución de las características de los trabajadores, la dependencia espacial observada podría ser debida, al menos en parte, al efecto composición y no tanto a mecanismos intrínsecamente espaciales que operan en el mercado de trabajo.

Tomando en consideración estas circunstancias, el objetivo esencial de este trabajo es analizar la distribución geográfica de la tasa de paro en España neta del efecto composición, es decir, descontando el efecto de las diferencias territoriales en las características de los trabajadores relacionadas con la probabilidad de estar desempleado. Para ello se utilizan métodos de reponderación y de emparejamiento (*matching*) de las muestras provinciales proporcionadas por la *Encuesta de Población Activa* (*EPA*) para 2015, para obtener unas tasas de paro contrafactuales en cada una de las provincias. Dichas tasas contrafactuales aproximan las tasas de paro que se hubiesen observado en el caso en el que todas las provincias hubiesen tenido trabajadores con similares características observadas. La comparación entre la distribución espacial de la tasa de paro real y la contrafactual nos permite valorar el efecto de las diferencias regionales en las características de los trabajadores sobre las observadas en las tasas de paro. Para ello, se utilizan métodos gráficos, mapas y estadísticos estándar de asociación espacial. Conviene destacar que para la realización del ejercicio empírico se utilizan los microdatos de las muestras provinciales que, por el diseño de la *EPA,* representan a la población de las respectivas provincias. Hasta donde conocemos, la utilización de este tipo de información para analizar las diferencias regionales en desempleo se limita a los trabajos de López-Bazo y Motellón (2013a, b). Asimismo, también se debe indicar que la metodología empleada resulta novedosa en el contexto del estudio de las diferencias regionales aunque, a su vez, debemos reconocer que puede presentar algunas limitaciones. Por ejemplo, no se puede descartar *a priori* que existan características inobservables de los trabajadores que afectan a la propensión de estar desempleado y, a su vez, que estén relacionadas con la localización de éstos en una provincia concreta. Esta circunstancia cuestionaría la validez de los resultados, por lo que será discutida en la sección correspondiente.

El resto del artículo se organiza como sigue. La base de datos y la selección del período analizado

se discuten en la siguiente sección. En esa misma sección también se definen y comentan las principales variables empleadas en el estudio. En la tercera sección se realiza un análisis descriptivo a modo de evidencia preliminar. En ella se presentan los rasgos principales de la distribución provincial del desempleo y se muestra evidencia que confirma la desigual distribución geográfica de las características de los trabajadores, que han sido señaladas habitualmente como determinantes de la propensión al desempleo. La metodología para obtener las tasas de paro contrafactuales y la evidencia derivada de las mismas se presenta en la sección cuarta, mientras que en la quinta se valoran las diferencias existentes entre las recientes fases expansiva y recesiva de la economía española. Finalmente, la sección sexta sintetiza las conclusiones alcanzadas.

II. BASE DE DATOS Y VARIABLES

Un elemento diferencial de este estudio respecto a la práctica totalidad de análisis precedentes del desempleo regional es el de la utilización de información estadística referida a los individuos participantes en el mercado laboral. En concreto, el ejercicio empírico que se presenta en los siguientes apartados utiliza los datos individuales de la *EPA*, elaborada por el Instituto Nacional de Estadística (INE) siguiendo estándares internacionales y de manera consistente con las guías y protocolos establecidos por EUROSTAT para todos los estados miembros de la Unión Europea. El grueso del análisis se realiza utilizando los datos para el año 2015, que es el más próximo para el que se dispone de información en el momento de realizar el ejercicio empírico. No obstante, para valorar las posibles diferencias entre las fases expansivas, de bajo nivel de paro, y de las recesivas, de elevado desempleo, también se utiliza la información de la *EPA* referida a 2006 y 2013.

Los microdatos de la *EPA* proporcionan información sobre la situación de los individuos en el mercado de trabajo, distinguiendo entre los que participan y los que no lo hacen y, para los primeros, entre los que se encuentran empleados y los que están desempleados. Además, incluye información sobre un número considerable de características de los individuos, como la edad, nacionalidad, género y el nivel educativo; y del hogar, como el número total de miembros, hijos según edad, y la situación laboral del cónyuge, si lo hay, y de los otros miembros. Dado que el objetivo esencial se articula en torno a la tasa de paro, la muestra utilizada se limita a los individuos entre 16 y 65 años que participan en el mercado laboral, localizados en cada una de las provincias españolas, exceptuando Ceuta y Melilla. En este sentido, cabe mencionar dos aspectos importantes. El primero tiene que ver con el número y delimitación de las unidades espaciales consideradas. El tipo de técnicas utilizadas para analizar la distribución espacial del desempleo aconseja emplear un número suficientemente elevado de unidades espaciales, por lo que un ámbito inferior al provincial hubiese sido preferible. Sin embargo, esto no ha sido posible al no disponer de información referida a muestras representativas para un nivel inferior al provincial. El segundo aspecto se refiere al hecho de que la muestra disponible de microdatos de la *EPA* garantiza la representatividad para la población de cada una de las provincias, lo que permite derivar conclusiones sobre la tasa de desempleo de cada provincia a partir de la información contenida en las respectivas muestras.

Como es bien sabido, la *EPA* proporciona información sobre la situación del mercado de trabajo para cada uno de los trimestres del año. En el trabajo se presentan únicamente los resultados obtenidos al utilizar la información correspondiente al segundo trimestre dado que, como se ha indicado en otros estudios, el segundo es el menos afectado por variaciones estacionales (causadas en gran medida por la sensibilidad del mercado de trabajo español al turismo y a otras actividades de servicios y del sector primario). En todo caso, cabe señalar que los principales resultados obtenidos no dependen del trimestre utilizado. Por otra parte, se descartó la utilización de todos los trimestres de los años considerados para evitar incluir varias observaciones de buena parte de los individuos en la muestra, lo que podría distorsionar los resultados del análisis a realizar. Esto es así dado que la *EPA* incluye a un mismo hogar a lo largo de seis trimestres consecutivos, por lo que la muestra para cada año incluiría una única observación para algunos individuos y entre dos y cuatro para otros, dependiendo de en qué trimestre se incluyese al hogar correspondiente en la encuesta.

Como se ha indicado anteriormente, los microdatos de la *EPA* incluyen la información que permite clasificar a los individuos en activos e inactivos, laboralmente hablando, y para los primeros en ocupados y parados. En este sentido, cabe indicar que siguiendo el criterio de la *EPA,* este estudio considera a un individuo como ocupado cuando trabajó como mínimo una hora durante la semana anterior a la que fue encuestado. Por su parte, se considera a un trabajador como parado cuando estuvo sin tra-

bajo en la semana referenciada, a pesar de buscar activamente un empleo y estar disponible para trabajar. Por último, indicar que la ratio entre parados y activos en la muestra de cada provincia da lugar a su tasa de desempleo. En el caso de utilizar los factores de reponderación incorporados en la *EPA* es posible reproducir con exactitud los valores publicados por el INE para las tasas de paro de cada provincia y de España en su conjunto. No obstante, dichas reponderaciones muestrales no han sido empleadas en los cálculos para obtener los resultados de los siguientes apartados. Cabe indicar, en todo caso, que la incidencia de esta decisión sobre el cálculo de las tasas de paro provinciales es marginal y que de ninguna manera altera los principales resultados acerca del efecto de las características de los individuos sobre las citadas tasas.

Finalmente, indicar que la definición de las variables utilizadas en el ejercicio empírico referidas a las características del individuo y el hogar se recoge en el cuadro n.º 1. La última columna del cuadro muestra la proporción de individuos en cada una de las categorías cuando se trata de características dicotómicas y la media para el caso de variables continuas. En todos los casos, esos datos hacen referencia únicamente a la muestra de individuos activos, es decir, a los que participaban en el mercado laboral en el segundo trimestre de 2015, bien como empleados o como parados. A la información contenida en el cuadro n.º 1 cabe únicamente añadir que el nivel educativo más bajo, «sin estudios», incluye tanto a los individuos que se declararon como analfabetos como a aquellos sin los estudios primarios completos. A su vez, el nivel más elevado corresponde a «estudios superiores» que

CUADRO N.º 1

DEFINICIÓN Y DESCRIPCIÓN DE LAS CARACTERÍSTICAS DE INDIVIDUOS Y HOGARES, 2015

	MEDIDAS DE PARTICIPACIÓN Y DESEMPLEO	
Activo	=1 si el individuo participaba en el mercado laboral según criterio *EPA* =0 en caso contrario	75,3 (0,14)
Parado	=1 si el individuo se encontraba desempleado según criterio *EPA* =0 en caso contrario	22,5 (0,15)
	CARACTERÍSTICAS DEL INDIVIDUO	
Edad	=1 si el individuo se encontraba en el correspondiente tramo de edad =0 en caso contrario	
	Tramos:	
	16-24	6,9 (0,09)
	25-34	19,1 (0,14)
	35-44	28,5 (0,16)
	45-54	28,7 (0,16)
	55-65	16,7 (0,14)
Género	=1 si el individuo es hombre =0 si es mujer	52,8 (0,18)
Nacionalidad	=1 si el individuo tenía esa situación respecto a la nacionalidad =0 en caso contrario	
	Española	91,2 (0,10)
	Doble nacionalidad	2,3 (0,05)
	Diferente a española	6,5 (0,09)
Casado	=1 si el individuo tenía ese estado civil =0 en caso contrario	56,1 (0,18)

CUADRO N.º 1 (Continuación)

DEFINICIÓN Y DESCRIPCIÓN DE LAS CARACTERÍSTICAS DE INDIVIDUOS Y HOGARES, 2015

Nivel educativo	=1 si el individuo se encontraba en el correspondiente nivel educativo =0 en caso contrario	
	Niveles:	
	Sin estudios	1,6 (0,04)
	Primaria	6,8 (0,09)
	Secundaria inferior	32,0 (0,17)
	Secundaria superior	22,8 (0,15)
	Superior	36,8 (0,18)
	CARACTERÍSTICAS DEL HOGAR	
Cabeza familia	=1 si el individuo se declara como cabeza de familia del hogar =0 en caso contrario	46,6 (0,18)
Número de hijos pequeños	Número de hijos menores de 10 años	0,4 (0,68)
Miembros de edad mayor de 65 años	=1 si hay miembros del hogar de edad superior a 65 años e inactivos laboralmente = 0 en caso contrario	12,7 (0,12)
Mismo municipio	= 1 si el individuo no ha variado su municipio de residencia = 0 en caso contrario	1,1 (0,04)

Notas: Los datos de la última columna corresponden a la proporción de individuos con la correspondiente característica para las variables binarias y a la media para las variables continuas. Desviación estándar entre paréntesis. Resultados derivados de la muestra correspondiente a los individuos activos en la totalidad del territorio español excluyendo Ceuta y Melilla.

incluye tanto la enseñanza de formación profesional de grado superior como la enseñanza universitaria.

III. EVIDENCIA PRELIMINAR

Como se ha indicado en la sección introductoria, una característica bien conocida del desempleo en España es que la incidencia del mismo varia de manera muy notable entre los distintos territorios, sean estos municipios, CC.AA. o, como en el caso de las unidades espaciales consideradas en este trabajo, provincias. Para el segundo trimestre de 2015, la primera columna del cuadro n.º 2 reproduce las tasas de paro de las provincias españolas obtenidas a partir de la muestra de la *EPA*. La comparación de las provincias con valores extremos nos proporciona un primer indicio de la magnitud de las diferencias espaciales en el desempleo. Frente a una tasa de paro del 11,6 por 100 en Navarra y del 13,6 por 100 en Segovia, nos encontramos con una cifra de casi el 39 por 100 en Cádiz y más del 34 por 100 en Jaén. Es decir, tasas de desempleo en unas provincias que triplican las observadas en otras.

Para facilitar la visualización de las discrepancias provinciales en el desempleo, en el gráfico 1 se representa la distribución de las tasas de paro provinciales. La línea continua corresponde a la estimación de la función de densidad de las tasas de paro observadas en el período analizado (las restantes funciones de densidad serán comentadas en la sección siguiente). Se aprecia como la moda se sitúa ligeramente por debajo del 20 por 100 y como hay una importante masa de probabilidad en valores en el entorno del 30 por 100. Esto nos indica una cierta polarización en dos grupos de provincias, con tasas de desempleo significativamente diferenciadas. La visualización de la función de densidad estimada nos confirma, por tanto, que las diferencias territoriales en desempleo no se limitan a unas pocas provincias con tasas bajas y elevadas (en términos relativos), sino que se trata de una característica esencial de todo el sistema territorial.

Otra circunstancia bien conocida del desempleo en España es su particular distribución espacial. Con ello nos referimos a una cierta división territorial dependiendo de la incidencia del desempleo.

CUADRO N.º 2

TASAS DE PARO REALES Y CONTRAFACTUALES EN LAS PROVINCIAS ESPAÑOLAS, 2015

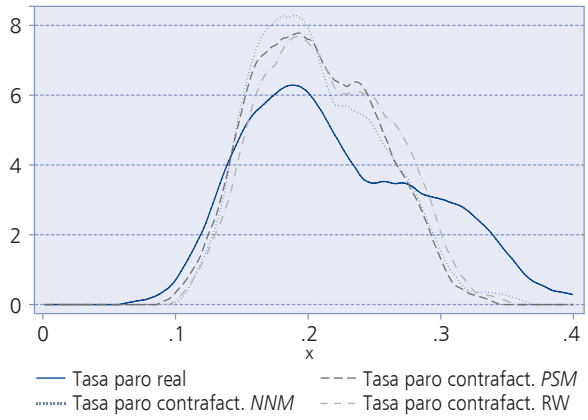
	REALES	*CONTRAFACTUAL*		
		RW	*PSM*	*NNM*
Álava	0,1533	0,1809	0,1700	0,1514
Albacete	0,2488	0,2294	0,2299	0,2163
Alicante	0,2397	0,2174	0,1872	0,2023
Almería	0,2870	0,2708	0,2536	0,2647
Ávila	0,2260	0,2415	0,2276	0,2091
Badajoz	0,3113	0,2849	0,2694	0,2579
Islas Baleares	0,1603	0,1383	0,1244	0,1422
Barcelona	0,1909	0,1732	0,1708	0,1719
Burgos	0,1872	0,1930	0,1891	0,1760
Cáceres	0,2656	0,2422	0,2164	0,2182
Cádiz	0,3891	0,3142	0,3037	0,3272
Castellón	0,2324	0,2164	0,2215	0,2245
Ciudad Real	0,3234	0,2819	0,2812	0,2812
Córdoba	0,3029	0,2378	0,2591	0,2621
La Coruña	0,1812	0,1827	0,1791	0,1791
Cuenca	0,2296	0,2548	0,2254	0,2277
Gerona	0,1874	0,1570	0,1588	0,1590
Granada	0,3090	0,2730	0,2647	0,2738
Guadalajara	0,1817	0,1773	0,1786	0,1784
Guipúzcoa	0,1468	0,1676	0,1580	0,1670
Huelva	0,2826	0,2452	0,2228	0,2375
Huesca	0,1521	0,1529	0,1542	0,1687
Jaén	0,3447	0,2838	0,2697	0,2750
León	0,2061	0,1853	0,1669	0,1765
Lérida	0,1564	0,1431	0,1368	0,1472
La Rioja	0,1577	0,1634	0,1571	0,1620
Lugo	0,1589	0,1806	0,1756	0,1725
Madrid	0,1782	0,1782	0,1782	0,1782
Málaga	0,3027	0,2594	0,2461	0,2504
Murcia	0,2456	0,2152	0,2103	0,2142
Navarra	0,1155	0,1349	0,1487	0,1364
Orense	0,2011	0,2005	0,2151	0,2087
Asturias	0,2037	0,2146	0,2092	0,2249
Palencia	0,1794	0,2602	0,2359	0,1976
Las Palmas	0,3255	0,2704	0,2626	0,2568
Pontevedra	0,2350	0,2250	0,2235	0,2250
Salamanca	0,1818	0,1966	0,1744	0,1773
Sta. Cruz de Ten.	0,3065	0,2624	0,2679	0,2794
Cantabria	0,1787	0,2119	0,2068	0,1921
Segovia	0,1359	0,1484	0,1340	0,1514
Sevilla	0,2985	0,2633	0,2536	0,2655
Soria	0,1426	0,1628	0,1449	0,1440
Tarragona	0,2261	0,2093	0,1825	0,1911
Teruel	0,1655	0,1851	0,1692	0,1723
Toledo	0,2899	0,2571	0,2381	0,2483
Valencia	0,2219	0,2158	0,2143	0,2134
Valladolid	0,1711	0,1916	0,1933	0,1779
Vizcaya	0,1733	0,1824	0,1879	0,1841
Zamora	0,2228	0,2159	0,2067	0,2131
Zaragoza	0,1677	0,1740	0,1708	0,1676

Notas: Madrid es la provincia utilizada como referencia. RW denota que se ha utilizado el método de reponderación para aislar el efecto de las diferencias en las características observables, mientras que PSM y NNM que el método utilizado ha sido, respectivamente, el de *propensity score matching* y *nearest-neighbor matching*.

La misma se refleja en el mapa de la parte superior izquierda del gráfico 2, que presenta a las provincias coloreadas en función de su pertenencia a uno de los cuatro cuartiles en los que se divide la distribución de las tasas provinciales de paro mostradas en la primera columna del cuadro n.º 2. De tonalidad menos a más intensa se representan las tasas de paro de valores menos a más elevados. El mapa permite distinguir claramente una España con tasas de paro secularmente muy por encima de la media (provincias en el suroeste) de la España con una incidencia moderada, en términos relativos, del desempleo (noreste). En todo caso, conviene también indicar que desde el comienzo de la crisis, la mayor parte de las provincias mediterráneas han visto aumentar sustancialmente sus tasas de paro, alcanzando valores que conducen a excluirlas del grupo de provincias del noreste caracterizado por las menores tasas de desempleo. En cualquier caso, la imagen general que se deriva del mapa que representa las tasas provinciales de desempleo es la de una intensa relación entre el valor observado en una provincia y el correspondiente al de las provincias próximas geográficamente. O en palabras más técnicas, que la distribución geográfica del desempleo en España muestra claros síntomas de dependencia espacial.

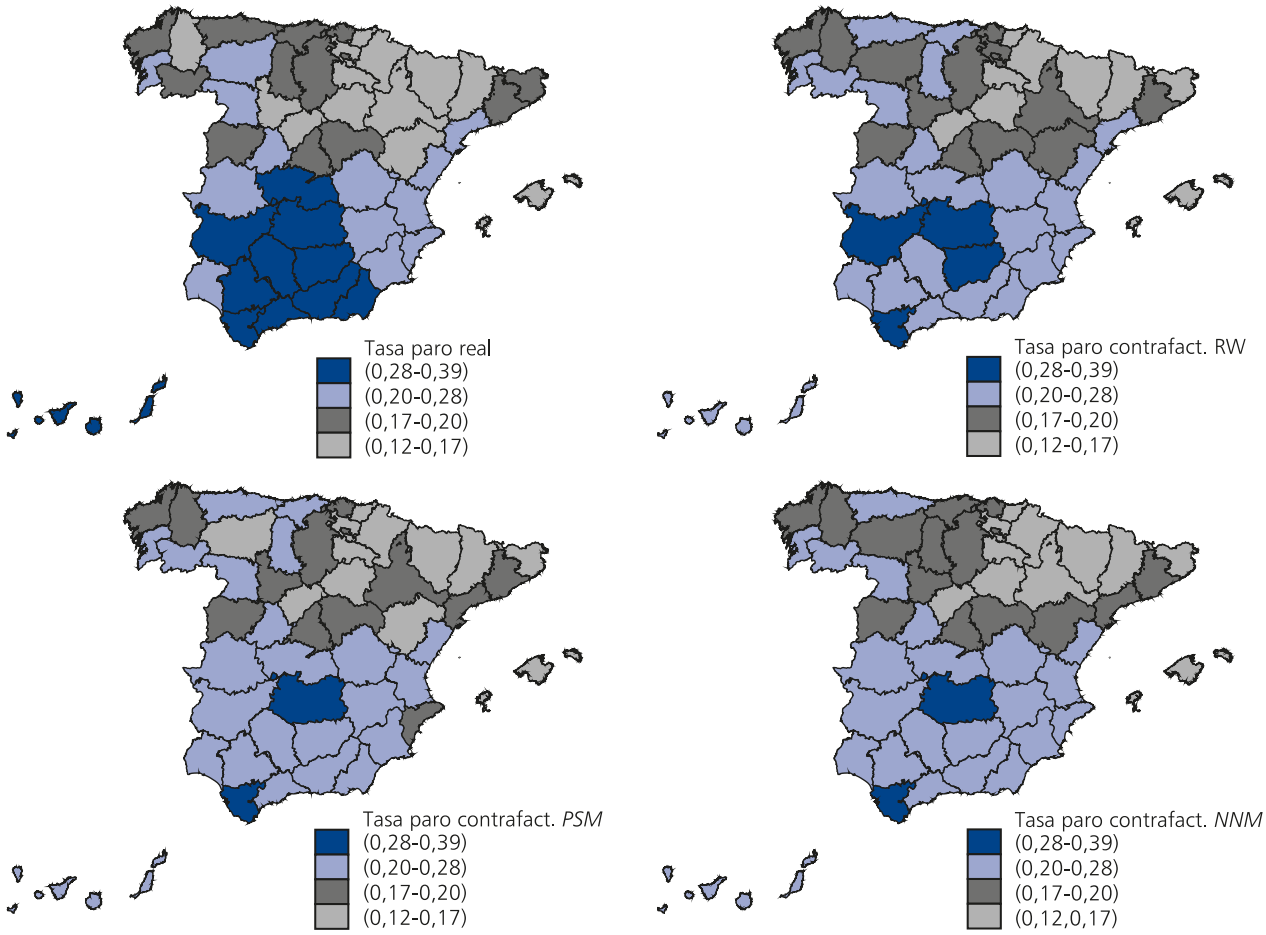
GRÁFICO 1

FUNCIONES DE DENSIDAD DE LAS TASAS DE PARO REALES Y CONTRAFACTUALES, 2015



Es posible sintetizar el grado de dependencia espacial en el desempleo, y a su vez contrastar su significación desde un punto de vista estadístico, con algunas de las medidas propuestas en la literatura (véase, por ejemplo, Moreno y Vayá, 2000). En este trabajo, vamos a utilizar dos de las más habituales, la *I* de Moran y la *c* de Geary. Ambas consideran la relación existente entre el valor de la variable de interés en una unidad territorial y los valores en los territorios vecinos a ésta. En el caso de este estudio,

GRÁFICO 2
TASAS DE PARO REALES Y CONTRAFACTUALES (MISMA COMPOSICIÓN QUE MADRID), 2015



entre la tasa de paro de cada provincia y la de sus vecinas. Para ello es esencial la delimitación del concepto de vecindad, existiendo diversas opciones sugeridas en la literatura, aunque para no introducir complejidades innecesarias en este estudio nos vamos a limitar a las más inmediatas y, a la vez, intuitivas. En este sentido, cabe decir, en primer lugar, que excluimos todas aquellas opciones basadas en un criterio no exclusivamente geográfico. Es decir, que no vamos a considerar definiciones de vecindad basadas en conceptos de distancia distinta a la geográfica, como por ejemplo de tipo económico (como las basadas en flujos de agentes o de bienes y servicios) o social (por ejemplo, basadas en similitudes culturales o empresariales). En segundo lugar, cabe señalar que, entre las diversas opciones basadas en criterios exclusivamente geográficos, nos limitamos a considerar las correspondientes a la contigüidad física y a la distancia entre territorios.

Así, en el primer caso consideramos que dos provincias son vecinas si son contiguas geográficamente (p. ej., si comparten frontera). Conviene indicar que en el caso de las provincias insulares se ha asignado artificialmente la vecindad con la provincia más cercana. De esta forma es posible definir lo que en la literatura del ámbito de la estadística y la econometría espacial se conoce como la matriz de pesos espaciales, W. Esta matriz tiene como elemento característico w_{ij}, que toma valor 1 cuando las provincias *i* y *j* son contiguas, y valor 0 en caso contrario. Por su parte, a los elementos de la diagonal de W, w_{ii}, se les asigna valor 0. Esta matriz de contigüidad espacial puede ser normalizada por filas, de manera que los

pesos para cada provincia suman uno. Por su parte, en el caso de la matriz W basada en las distancias, utilizamos como pesos espaciales la inversa de la distancia al cuadrado entre cada una de las provincias. Para ser más precisos, el elemento característico w_{ij} se define como $1/d_{ij}^2$, siendo d_{ij} la distancia más corta por carretera entre la capital de la provincia *i* y la *j*. Para el caso de las provincias insulares, la distancia incorpora una penalización asociada a la obvia imposibilidad del transporte exclusivo a través de ese medio. También en este caso, la matriz es normalizada por filas, de manera que para cada provincia *i* se considera la distancia relativa a cada una de las restantes provincias, en lugar de la distancia absoluta. Conviene indicar que es frecuente considerar un umbral de distancia a partir del que se asigna un valor nulo a los pesos espaciales y/o que se pueden considerar funciones de la distancia alternativas a la indicada anteriormente. También que existe la posibilidad de definir la matriz W con elementos binarios (0 y 1) a partir de un criterio de distancia (por ejemplo, en el caso de la matriz de pesos espaciales basada en los «*k vecinos más cercanos*»). Como se ha apuntado anteriormente, los resultados que mostramos en este trabajo son aquéllos obtenidos con las matrices de contacto espacial más inmediatas y posiblemente más intuitivas. En todo caso, es importante señalar que las mismas conclusiones se obtuvieron a partir de los resultados obtenidos con algunas de las otras opciones.

Los resultados de los contrastes *I* de Moran y *c* de Geary para las tasas de paro provinciales observadas en 2015 se muestran en la primera fila correspondiente a cada uno de los bloques de las dos matrices de pesos espaciales. Se puede apreciar, claramente, como ambos contrastes rechazan sus respectivas hipótesis nula de ausencia de dependencia espacial, tanto en el caso de la matriz de contigüidad como en la de distancia. Por tanto, los contrastes confirman la evidencia informal que habíamos derivado a partir de la representación de las tasas de paro provinciales en el mapa del gráfico 2. De hecho, la información referida al valor de los estadísticos de Moran y Geary reafirman lo que fácilmente se deduce de ese mapa, en el sentido que la distribución provincial del desempleo está caracterizada por correlación espacial positiva, lo que implica una tendencia a que los valores elevados y bajos de la tasa de paro se encuentren agrupados espacialmente.

Como se ha mencionado en las secciones anteriores, la clara dependencia espacial observada en la distribución geográfica del desempleo ha motivado que la literatura reciente haya considerado modelos empíricos que incorporan efectos espaciales, a través de la inclusión de retardos espaciales (valores del conjunto de regiones vecinas) del desempleo y/o de sus determinantes observados e inobservados (capturados por la componente estocástica). Sin embargo, no podemos, *a priori,* descartar que la distribución geográfica de las tasas de paro y, por tanto, la dependencia espacial observada en esa variable, esté en buena medida causada por el hecho de que las provincias difieran en cuanto a las características de la población activa, que afectan a la probabilidad de estar desempleado. Y a que los individuos de provincias próximas geográficamente tengan mayor tendencia a compartir esas caracte-

CUADRO N.º 3

ESTADÍSTICOS DE DEPENDENCIA ESPACIAL PARA LAS TASAS DE PARO REALES Y CONTRAFACTUALES, 2015

	MORAN'S I			*GEARY'S C*		
	I	*z*	*p-val*	*c*	*z*	*p-val*
W contigüidad						
Real	0,72	7,887	0,0000	0,216	-7,395	0,0000
Contrafact. *PSM*	0,595	6,539	0,0000	0,304	-6,681	0,0000
Contrafact. *NNM*	0,66	7,257	0,0000	0,265	-6,855	0,0000
Contrafact. RW	0,622	6,817	0,0000	0,303	-6,738	0,0000
W inversa distancia²						
Real	0,532	9,902	0,0000	0,403	-6,87	0,0000
Contrafact. *PSM*	0,395	7,435	0,0000	0,492	-6,145	0,0000
Contrafact. *NNM*	0,472	8,835	0,0000	0,435	-6,329	0,0000
Contrafact. RW	0,41	7,693	0,0000	0,503	-6,142	0,0000

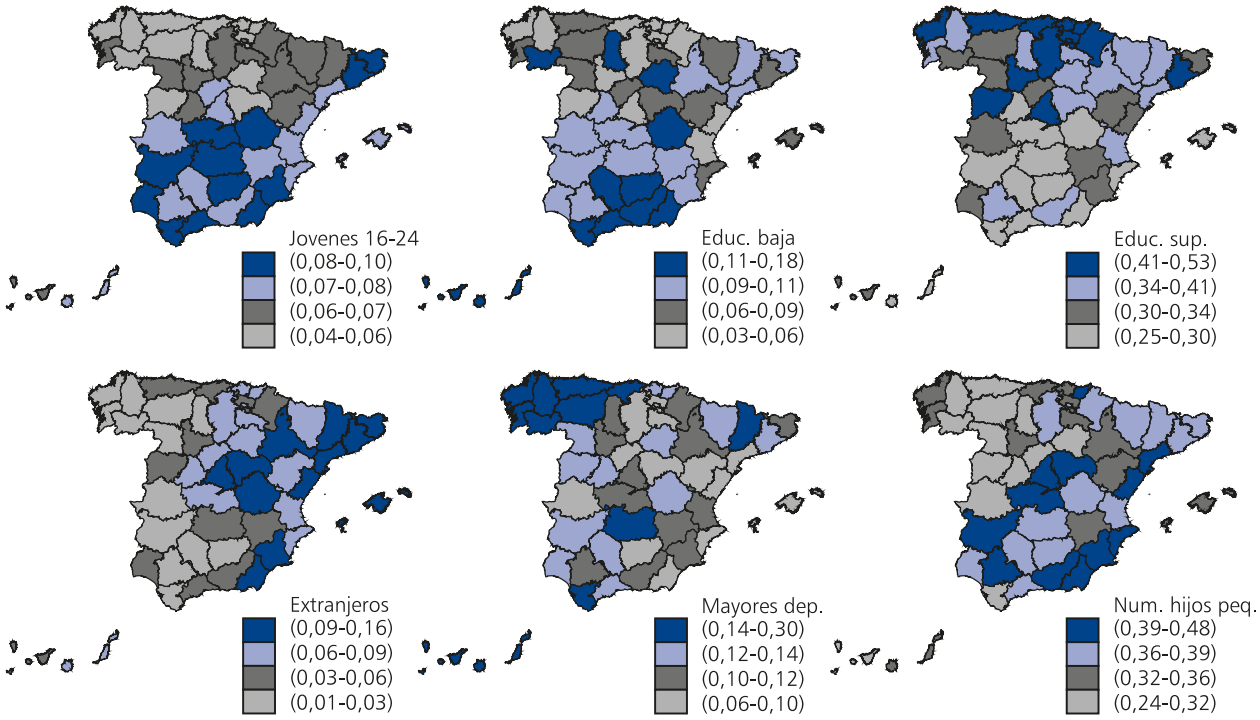
Nota: Ver cuadro n.º 2.

rísticas de la que tienen los individuos de provincias más distantes. A modo de ejemplo, imaginemos que la situación de desempleo para cada individuo viene determinada únicamente por un factor. Supongamos que ese factor es el nivel educativo, de manera que un individuo con nivel educativo bajo estaría desempleado mientras que si el nivel educativo es suficientemente elevado, el individuo tendría empleo. Ahora imaginemos que la distribución espacial de los individuos según esa característica, su nivel educativo, no es aleatoria ni uniforme. Al contrario, imaginemos que las unidades espaciales en el norte de un territorio concentran muchos más individuos con nivel educativo elevado que aquellas en el sur, que concentran mayoritariamente a individuos con bajo nivel educativo. En ese caso, dado que suponemos que el desempleo depende únicamente del nivel educativo de los individuos, el origen de la dependencia espacial en las tasas de paro estaría en la distribución geográfica de esa característica individual.

Evidentemente, la realidad es más compleja y cabe pensar que múltiples características intervienen en la determinación del desempleo de los trabajadores. Por ello, y sin ánimo de ser exhaustivos, hemos analizado la distribución provincial de algunas características individuales de cuya información disponemos en la *EPA*. En concreto, a continuación se presentan y comentan brevemente los resultados obtenidos para i) los activos entre 16 y 24 años; ii) los que acreditaban un nivel de estudios bajo (inferior a secundarios); iii) los de nivel de estudios elevado (superiores a los secundarios); iv) los que no tenían la nacionalidad española; v) los que pertenecían a hogares con algún miembro de 65 o más años no activo; y vi) el número de hijos pequeños (edad menor a 10 años). Los mapas correspondientes a la proporción de individuos en cada una de esas categorías en cada provincia, y la media provincial en el caso del número de hijos pequeños, se presentan en el gráfico 3, mientras que los correspondientes estadísticos de dependencia espacial se muestran en el cuadro n.º 4. De los mapas se deduce que el valor promedio de esas características difiere notablemente entre provincias y que su distribución geográfica muestra patrones bastante marcados, especialmente en algunos casos. Así, a modo de ejemplo, se aprecia una división entre provincias en la mitad norte y en la sur para el porcentaje de población con educación superior. En algunas provincias de la mitad norte ese porcentaje

GRÁFICO 3

DISTRIBUCIÓN GEOGRÁFICA DE LA MEDIA DE ALGUNAS CARACTERÍSTICAS DE LA POBLACIÓN ACTIVA, 2015



CUADRO N.º 4

ESTADÍSTICOS DE DEPENDENCIA ESPACIAL PARA ALGUNAS CARACTERÍSTICAS DE LA POBLACIÓN ACTIVA, 2015

	MORAN'S I			*GEARY'S C*		
	I	*z*	*p-val*	*c*	*z*	*p-val*
W contigüidad						
Jóvenes 16-24	0,700	7,647	0,0000	0,318	-6,629	0,0000
Educ. baja	0,384	4,314	0,0000	0,555	-4,128	0,0000
Educ. sup	0,428	4,778	0,0000	0,546	-4,268	0,0000
Extranj.	0,610	6,743	0,0000	0,290	-6,475	0,0000
Mayores dep.	0,646	7,718	0,0000	0,462	-3,458	0,0000
Núm. hijos peq.	0,382	4,290	0,0000	0,633	-3,419	0,0000
W inversa distancia²						
Jóvenes 16-24	0,467	8,705	0,0000	0,494	-6,340	0,0000
Educ. baja	0,350	6,642	0,0000	0,692	-3,402	0,0000
Educ. sup	0,486	9,068	0,0000	0,737	-3,000	0,0010
Extranj.	0,324	6,197	0,0000	0,480	-5,503	0,0000
Mayores dep.	0,325	6,698	0,0000	0,560	-2,524	0,0060
Núm. hijos peq.	0,203	4,006	0,0000	0,802	-2,204	0,0140

duplica al existente en otras de la mitad sur. Por su parte, también se aprecia una cierta división norte-sur para el porcentaje de población activa menor de 24 años. En cualquier caso, en los mapas de todas esas características se aprecian agrupaciones de provincias próximas espacialmente con valores similares, lo que apunta a la existencia de correlación espacial en las mismas. Esta circunstancia es corroborada por los contrastes de dependencia espacial que se muestran en el cuadro n.º 3. Para todas las características consideradas y para las dos matrices de pesos espaciales utilizadas, los contrastes *I* de Moran y *c* de Geary rechazan la hipótesis nula de ausencia de dependencia espacial a los niveles de significación habituales. De hecho, los valores de los contrastes confirman la existencia de correlación espacial positiva, es decir, la agrupación espacial de provincias con valores similares en el porcentaje de población con esas características (en el valor medio en el caso del número de hijos pequeños).

Por otra parte, contrastes formales de igualdad de proporciones, y de medias para el caso del número de hijos pequeños, confirman la existencia de notables diferencias entre provincias en las características de los trabajadores. A modo de ejemplo, el cuadro n.º 5 recoge los resultados de dichos contrastes para las características enumeradas anteriormente y cuando los valores en cada provincias son comparados con los de los mostrados por los trabajadores en Madrid, provincia que es utilizada como referencia. Se puede apreciar como, para casi todas las provincias, se rechaza la hipótesis de igualdad de la proporción de trabajadores con educación baja y elevada, y de extranjeros, mientras que se rechaza la de igualdad de medias en el número de hijos pequeños. El número de provincias con valores significativamente distintos a los de Madrid es algo menor en el caso de la proporción de trabajadores jóvenes y de individuos en hogares con mayores dependientes. Pero incluso en esos casos, los resultados avalan la necesidad de controlar por las diferencias provinciales en las características de los individuos en los modelos diseñados para explicar el desempleo regional.

Además del control por esas diferencias, la marcada dependencia espacial en la tasa de paro provincial y en los valores medios de las características que supuestamente determinan el desempleo justificaría la inclusión de los respectivos retardos espaciales en los modelos empíricos especificados para analizar el desempleo regional. Sin embargo, hay dos consideraciones que deben ser tenidas en cuenta. La primera, es que los coeficientes asociados al impacto de los determinantes del desempleo regional medidos en la regiones vecinas podrían estar absorbiendo el efecto de factores distintos al de las externalidades espaciales en el mercado de trabajo. La segunda, que la media provincial de cada una de las características individuales podría estar siendo una medida bastante imperfecta de aquellos factores que determinan la probabilidad de estar desempleado en cada territorio y, por agregación, de la tasa de paro en el mismo. Combinando ambas obtenemos la motivación prin-

CUADRO N.º 5

CONTRASTES DE IGUALDAD DE CARACTERÍSTICAS ENTRE CADA PROVINCIAL Y MADRID, 2015

	JÓVENES 16-24	*EDUC. BAJA*	*EDUC. SUP*	*EXTRANJ.*	*MAYORES DEP.*	*NÚM. HIJOS PEQ.*
Álava	-0,76	-0,08	0,31	-4,68***	0,36	-4,03***
Albacete	4,86***	7,89***	-9,80***	-6,32***	0,19	-4,81***
Alicante	1,54	5,36***	-13,68***	-2,21**	0,54	-1,85*
Almería	1,01	10,92***	-10,87***	-0,92	-0,57	1,22
Ávila	1,17	5,51***	-10,92***	-3,35***	2,40**	-5,78***
Badajoz	3,90***	9,80***	-15,24***	-12,70***	3,43***	-2,22**
Islas Baleares	0,81	2,22**	-14,60***	4,28***	-1,55	-3,83***
Barcelona	3,03***	8,07***	-7,00***	1,23	1,44	-3,94***
Burgos	0,32	0,69	-0,90	-5,04***	-1,28	-2,40**
Cáceres	1,67*	7,20***	-13,10***	-11,00***	-1,12	-7,16***
Cádiz	2,51**	18,02***	-14,29***	-12,32***	3,59***	-6,65***
Castellón	1,11	0,35	-10,51***	1,00	-1,76*	0,65
Ciudad Real	3,57***	10,47***	-14,93***	-8,01***	4,45***	-2,76***
Córdoba	3,37***	14,60***	-14,35***	-12,95***	1,12	-4,08***
La Coruña	-1,14	2,73***	-5,87***	-15,80***	13,71***	-6,87***
Cuenca	1,70*	10,73***	-11,97***	-3,12***	1,32	-2,30**
Gerona	2,17**	5,71***	-12,47***	7,53***	1,13	-0,69
Granada	2,63***	14,22***	-9,94***	-6,81***	0,48	-1,76*
Guadalajara	-1,51	3,34***	-4,86***	-1,01	-2,97***	0,65
Guipúzcoa	-0,93	-0,49	2,17**	-4,64***	2,73***	0,17
Huelva	4,23***	4,05***	-10,61***	-5,79***	1,93*	-3,13***
Huesca	-1,30	4,26***	-4,73***	-2,60***	3,42***	-2,04**
Jaén	4,50***	19,81***	-15,10***	-14,18***	-1,60	-4,19***
León	-0,70	5,54***	-10,99***	-9,73***	4,78***	-9,00***
Lérida	-0,97	4,28***	-6,80***	-1,43	3,32***	-0,82
La Rioja	0,80	3,11***	-4,87***	-2,66***	-1,50	-2,83***
Lugo	-2,66***	2,84***	-8,06***	-10,63***	19,39***	-7,68***
Málaga	2,15**	12,77***	-15,07***	-7,97***	3,80***	-2,01**
Murcia	5,91***	11,01***	-14,82***	0,44	-0,28	0,31
Navarra	1,62	-1,42	-1,40	-7,89***	2,36**	-3,21***
Orense	-0,48	10,14***	-12,35***	-8,74***	9,99***	-11,60***
Asturias	-2,32**	8,37***	-5,85***	-11,65***	7,09***	-9,92***
Palencia	0,18	10,05***	-5,73***	-7,93***	1,10	-6,49***
Las Palmas	2,23**	13,16***	-16,77***	-4,85***	6,54***	-4,27***
Pontevedra	0,37	6,46***	-13,32***	-15,34***	15,84***	-8,02***
Salamanca	-0,04	-1,90*	-3,68***	-7,07***	1,13	-5,18***
Sta. Cruz Tenerife	1,20	16,69***	-13,48***	-10,48***	5,55***	-7,53***
Cantabria	-1,21	-0,26	-6,02***	-10,65***	9,64***	-5,02***
Segovia	1,57	3,87***	-8,92***	-2,72***	-2,50**	-4,62***
Sevilla	3,17***	8,64***	-11,42***	-15,81***	0,85	3,00***
Soria	0,17	6,64***	-6,68***	-2,75***	1,67*	-5,27***
Tarragona	1,78*	8,05***	-9,98***	4,55***	-1,10	2,43**
Teruel	1,45	3,38***	-9,63***	-2,57**	-1,14	-4,85***
Toledo	2,93***	7,05***	-14,85***	-5,90***	0,50	0,37
Valencia	0,16	0,78	-7,74***	-3,71***	1,41	-3,44***
Valladolid	1,79*	-0,93	-1,31	-8,44***	0,92	-4,46***
Vizcaya	-2,17**	-4,27***	2,06**	-5,52***	4,36***	-5,43***
Zamora	1,67*	0,81	-8,43***	-7,11***	1,70*	-6,51***
Zaragoza	0,71	7,93***	-5,73***	-1,98**	0,61	-4,48***

Notas: Resultados del contraste de igualdad de proporciones para las variables discretas (Jóvenes, Educ. baja, Educ. sup, Extranj. y Mayores) y de igualdad de medias para la continua (Núm. Hijos). ***, **, * denotan rechazo de la hipótesis nula de igualdad a un nivel de significación del 10, 5 y 1% respectivamente. Jóvenes: edad entre 16 y 24 años; Educ. baja: nivel educativo inferior a secundario; Educ. sup: nivel educativo superior al secundario; Extranj.: individuos sin nacionalidad española; Mayores: individuo en un hogar con algún miembro de edad superior a 65 años; Núm. Hijos: número de hijos menores del individuo.

cipal que guía este trabajo, dado que no podemos descartar que parte de la información contenida en las características individuales, que es imperfectamente capturada por los valores medios, contamine la estimación de los efectos puramente espaciales que podrían estar operando en los mercados de trabajo regionales. La siguiente sección trata de realizar una valoración de esta posibilidad.

CUADRO N.º 6

ESTADÍSTICOS DE DEPENDENCIA ESPACIAL PARA LAS TASAS DE PARO REALES Y CONTRAFACTUALES

2013	*MORAN'S I*			*GEARY'S C*		
	I	*z*	*p-val*	*c*	*z*	*p-val*
W contigüidad						
Real	0,747	8,139	0,0000	0,207	-7,705	0,0000
Contrafact. *PSM*	0,589	6,523	0,0000	0,374	-5,698	0,0000
Contrafact. *NNM*	0,622	6,844	0,0000	0,358	-6,03	0,0000
Contrafact. RW	0,561	6,384	0,0000	0,375	-4,909	0,0000
W inversa distancia²						
Real	0,614	11,324	0,0000	0,413	-7,334	0,0000
Contrafact. *PSM*	0,436	8,214	0,0000	0,516	-5,106	0,0000
Contrafact. *NNM*	0,481	8,98	0,0000	0,498	-5,735	0,0000
Contrafact. RW	0,461	8,876	0,0000	0,482	-4,046	0,0000
2006	*MORAN'S I*			*GEARY'S C*		
	I	*z*	*p-val*	*c*	*z*	*p-val*
W contigüidad						
Real	0,694	7,686	0,0000	0,29	-6,249	0,0000
Contrafact. *PSM*	0,499	5,518	0,0000	0,482	-5,009	0,0000
Contrafact. *NNM*	0,634	7,012	0,0000	0,381	-5,629	0,0000
Contrafact. RW	0,561	6,206	0,0000	0,421	-5,364	0,0000
W inversa distancia²						
Real	0,436	8,252	0,0000	0,442	-5,447	0,0000
Contrafact. *PSM*	0,278	5,339	0,0000	0,653	-4,283	0,0000
Contrafact. *NNM*	0,369	7,004	0,0000	0,554	-4,682	0,0000
Contrafact. RW	0,326	6,223	0,0000	0,566	-4,771	0,0000

Nota: ver cuadro n.º 2.

IV. TASAS DE PARO CONTRAFACTUALES

En esta sección, en primer lugar, se obtienen tasas de paro contrafactuales para cada una de las provincias. Estas tasas de paro resultan de descontar el efecto de las diferencias provinciales en la distribución de las características observables de los individuos. En otras palabras, se calculan unas tasas de paro provinciales bajo el supuesto de que la población activa de todas las provincias tuviese características similares. En segundo lugar, se analiza la distribución espacial de esas tasas contrafactuales para valorar hasta qué punto las diferencias regionales observadas en las tasas de paro reales, y los rasgos distintivos de su distribución espacial, son ocasionadas por diferencias entre provincias en las características de los individuos.

La idea subyacente a las tasas de paro contrafactuales corresponde a lo que se ha venido en denominar como la descomposición de la brecha en un determinado estadístico para una variable de interés en dos grupos de la población. La más popular es la descomposición propuesta inicialmente por Oaxaca (1973) y Blinder (1973) para la brecha en la media de una variable, por ejemplo el salario, entre dos grupos de trabajadores, por ejemplo hombres y mujeres. En el caso que nos ocupa en este trabajo, la diferencia entre las tasas de paro de dos provincias A y B incorpora el efecto de las diferencias entre ellas en las características observables de los trabajadores y una componente no explicada, atribuible a diferencias entre esos territorios en el efecto de las características sobre la probabilidad de estar desempleado, y a factores inobservables. El objetivo es, por tanto, determinar la contribución de las diferencias en las características observables a la diferencia en las tasas de paro entre las provincias A y B. Para ello, el objetivo es obtener la tasa de paro que hubiésemos observado en la provincia A si sus trabajadores hubiesen sido como los de la provincia B, es decir, si no difiriesen en sus características.

Para obtener las tasas de paro contrafactuales se puede recurrir a diversas propuestas sugeridas

en la literatura (véase, por ejemplo, Fortin, Lemieux y Firpo, 2011). Todas ellas requieren el cumplimiento de la condición de *ignorabilidad*, o de independencia condicionada, y de soporte común. La primera implica que los factores inobservables que determinan la probabilidad de estar desempleado no afectan a estar localizado en A o B. Por tanto, esta condición se incumple si: i) la distribución de características observables e inobservables es distinta en A y B; ii) la elección de trabajar en A o B depende de los inobservables; o iii) la distribución de inobservables depende de la región (por ejemplo, que dadas las características observables, el grado de habilidad de los individuos es diferente en A y B). En general, asumimos que si se dispone de un conjunto suficientemente amplio de controles para las características observables, la ubicación en una u otra región, condicionada a esos factores observables, es aleatoria. Por su parte, la condición de soporte común (para observables e inobservables) implica que no haya trabajadores con determinadas características solo en una de las regiones. O lo que es lo mismo, que cualquier trabajador en la población tenga opciones de estar localizado tanto en la provincia A como en la B. En consecuencia, la validez de los resultados del ejercicio empírico depende, en gran medida, de la consideración de un grupo suficientemente amplio de características observables, que determinan la probabilidad de desempleo, y de que esas características se encuentren suficientemente representadas en todas las provincias.

En este trabajo, las tasas de paro contrafactuales se construyen empleando tres métodos alternativos. El primero de ellos está basado en la reponderación de la muestra de trabajadores en A para hacerla lo más parecida posible a la de la provincia B en cuanto a sus características observadas, siguiendo la propuesta de DiNardo, Fortin y Lemieux (1996). Para ello se definen los siguientes pesos:

$$\psi(X)=\frac{Pr(X|Prov=B)}{Pr(X|Prov=A)}=\frac{Pr(Prov=B|X)/Pr(Prov=B)}{Pr(Prov=A|X)/Pr(Prov=A)}$$

donde X denota el conjunto de características observables y Pr la probabilidad. $Pr(Prov=r|X)$, $r=A,B$, es la probabilidad de que un individuo se localice en la provincia correspondiente condicionada a las características observables, mientras que $Pr(Prov=r)$, $r=A,B$, es la probabilidad incondicionada de localización en esa provincia. La estimación de los pesos, $\psi(X)$, se puede obtener fácilmente combinando los datos de los individuos en las regiones A y B y estimando $\widehat{Pr}(Prov=B|X)$ mediante un modelo *logit* o *probit* para la probabilidad de estar localizado en la provincia B. De esta manera, $\widehat{Pr}(Prov=A|X)=1-\widehat{Pr}(Prov=B|X)$. Por su parte, $\widehat{Pr}(Prov=B)$ y $\widehat{Pr}(Prov=A)$ se obtienen mediante las proporciones muestrales de las observaciones de las provincias B y A respectivamente.

Los pesos estimados se emplean para obtener la siguiente media ponderada:

$$U_A^{C1}=\frac{1}{N_A}\sum_{i\in A}\psi(X_i)\,u_i$$

donde u es una variable dicotómica que toma valor 1 si un individuo está desempleado y 0 en caso contrario, y N_A denota el número de individuos en la muestra de la provincia A. Definimos a dicha media ponderada como la tasa de paro contrafactual para la provincia A con una composición de la población activa similar a la de B. Nótese que si todos los pesos toman valor 1 obtenemos la tasa de paro observada en la provincia A; es decir, con la composición de esa provincia. Por tanto, la diferencia entre la tasa de paro efectivamente observada en la provincia A (U_A) y su correspondiente tasa de paro contrafactual (U_A^{C1}) es atribuible al efecto composición. Es decir, que la tasa de paro contrafactual de la provincia A descuenta el efecto de las diferencias en las características entre los trabajadores de A y B.

Los otros dos métodos utilizados para obtener las tasas de paro contrafactuales para cada provincia se basan en procedimientos habituales en las estimaciones del efecto de tratamiento mediante técnicas de emparejamiento, *matching* (véase, por ejemplo, Imbens, 2015). De manera muy breve, y aplicado al caso que nos ocupa, se trata de determinar un conjunto de individuos de A con características (observadas) lo más parecidas posible a las de B para, a partir de ellos, calcular la tasa de paro contrafactual de la provincia A. Dado que se selecciona el conjunto de individuos de A con características similares a las de B, la correspondiente tasa de paro contrafactual descuenta el efecto de las diferencias en características entre A y B (1). La selección de la muestra de individuos de A que minimiza las diferencias en características con la provincia B está basada en una medida de similitud, es decir, en un estadístico que indica lo parecidas que son dos observaciones. En este trabajo utilizamos las dos más habituales. Por una parte, el emparejamiento basado en el vecino más próximo (*nearest-neighbor matching*, *NNM*) y por otra el que utiliza el emparejemiento basado en el valor de la propensión (*propensity-score matching*, *PSM*).

En el caso del *NNM*, para cada trabajador de B se determinan aquellos de A con características menos distantes (utilizando, por ejemplo, la distancia de Mahalanobis). De esa forma se obtiene la muestra emparejada de A de características similares a la muestra de trabajadores de B, con la que se calcula la tasa de paro contrafactual como:

$$U_A^{C2} = \frac{1}{N_{A^*}} \sum_{i \in A^*} u_i$$

donde A^* denota la muestra de la provincia A resultante del proceso de emparejamiento basado en el *NNM*.

Por su parte, el método de *PSM* realiza el emparejamiento de los trabajadores en A con los de B no directamente a través de las características observadas, sino mediante la estimación de las probabilidades predichas de pertenencia a la provincia B (valor de la propensión). Ello implica la estimación de un modelo probabilístico (*logit* o *probit*) de, en nuestro caso, estar localizado en la provincia B *versus* en la A, utilizando el conjunto de características observadas en *X*. La estimación de dicho modelo se utiliza para obtener el *propensity score* de cada individuo en A y B. A partir de ello se determina la muestra emparejada de A, con la que se calcula la tasa de paro contrafactual U_A^{C3}, de manera equivalente a como se hace con U_A^{C2} .

Para obtener la tasa de paro contrafactual en cada una de las provincias con cualquiera de los tres métodos es necesario identificar una provincia de referencia. En el ejercicio empírico se ha seleccionado como referencia a Madrid, dado que es una de las provincias con menor tasa de desempleo, su mercado de trabajo es amplio y suficientemente heterogéneo y se encuentra en el centro del territorio analizado. En todo caso, conviene indicar que las conclusiones derivadas tomando a esa provincia como referencia resultaron robustas a la consideración de otras provincias alternativas. Por otra parte, cabe indicar que en el cálculo de las tasas contrafactuales basadas en los métodos de *matching* se ha empleado la opción de reemplazo de las observaciones, lo que implica que la observación de un individuo puede utilizarse más de una vez como contraparte de la correspondiente a la de otro trabajador de la provincia de referencia.

Las tasas de paro contrafactuales obtenidas para cada una de las provincias con los tres métodos comentados anteriormente se reproducen en el último bloque de columnas del cuadro n.º 2. Se ha empleado un modelo *probit* para implementar los métodos basados en la reponderación y en el *propensity-score*, utilizándose en los tres casos las características del individuo y del hogar definidas en el cuadro n.º 1. Se pueden apreciar dos rasgos generales. El primero referido al efecto composición, ya que las tasas netas del efecto de las características individuales resultan menores que las tasas observadas en las provincias de desempleo elevado (por ejemplo, las tasas contrafactuales en Cádiz resultan alrededor de siete puntos porcentuales inferiores), mientras que aumentan en las de bajo desempleo (en Navarra son entre dos y tres puntos superiores). El segundo, relativo a las discrepancias de las tasas contrafactuales obtenidas con cada uno de los métodos. En general, los tres métodos proporcionan valores no demasiado discrepantes, aunque hay algunas discordancias que conviene tener en consideración. Por ello, en lo que sigue, se presentan los resultados para las tres tasas contrafactuales.

Una imagen más precisa del efecto de las características de la población activa sobre la tasa de paro la obtenemos a través de la estimación de la función de densidad de las tasas contrafactuales, y su comparación con la del paro observado. Las mismas se incluyen en el gráfico 1. Lo más llamativo es la disminución en la masa de probabilidad para los valores más elevados de la tasa de paro (25 por 100 en adelante) y un aumento en las zonas centrales de la distribución (entre el 15 y el 25 por 100). Así y todo, las distribuciones contrafactuales mantienen indicios bastante claros de bimodalidad, aunque con valores de los dos grupos de provincias mucho más próximos que en el caso de las tasas de paro observadas. Finalmente, indicar que se aprecia un moderado desplazamiento hacia la derecha de las distribuciones del paro contrafactual en la zona de bajo desempleo. En su conjunto, el análisis de las funciones de densidad del paro observado y contrafactual confirma que una parte de las diferencias provinciales en la incidencia del desempleo se debe a diferencias de composición de la población activa, siendo su contribución más intensa para explicar los valores en las provincias de mayor desempleo. Sin embargo, no puede ni debe obviarse que la distribución de las tasas de paro netas del efecto composición continúan presentando un elevado grado de desigualdad, lo que justifica el estudio de las mismas desde una perspectiva espacial.

Para ahondar en el análisis de las características espaciales de la distribución de las tasas de paro netas del efecto composición, en el gráfico 2 se muestran los mapas correspondientes, mientras que

los estadísticos de dependencia espacial asociados se reproducen en el cuadro n.º 3. En el caso de la representación a través de los mapas, cabe indicar, en primer lugar, que se ha mantenido la definición de las categorías de provincias basada en los cuartiles de la distribución de las tasas de paro observadas para, de esa manera, facilitar su comparación con la de las tasas contrafactuales. La imagen que se deriva de los mapas es pues consistente con la disminución, comentada anteriormente, de las diferencias tras condicionar por el efecto composición. Sin embargo, y a pesar de ello, los mapas siguen mostrando agrupaciones espaciales de provincias con valores más elevados, básicamente en la mitad sur, y de valores más moderados en el noreste, quizá con la excepción de algunas de las provincias de la costa mediterránea. Por su parte, los estadísticos de los contrastes *I* de Moran y *c* de Geary, con las dos matrices de pesos espaciales consideradas, presentan valores para las tasas de paro contrafactuales algo menores a los de las tasas reales, aunque en ningún caso conducen a no rechazar claramente la hipótesis nula de ausencia de correlación espacial. Por tanto, los resultados sugieren que la mayor parte de la dependencia espacial observada en las tasas de paro provinciales no es debida al efecto de la distribución espacial de las características de la población activa, sino que muy posiblemente se deba a factores esencialmente territoriales, más allá de los que pueden estar relacionados con las características observables de los trabajadores.

V. DIFERENCIAS ENTRE FASES EXPANSIVAS Y RECESIVAS

Hasta este punto los resultados se han obtenido y presentado para la información referida al segundo trimestre de 2015. En ese año, el desempleo en el conjunto de España había descendido ligeramente hasta el 22.4 por 100, desde su punto más álgido en 2013 donde se sobrepasó ligeramente el 26 por 100, y muy por encima del 8.4 por 100 de 2006 que marca el punto de referencia de la última fase expansiva de la economía española antes del impacto de la Gran Recesión. Dadas esas importantes diferencias en las tasas de paro entre el período expansivo y el de recesión, en este apartado se analiza si la contribución de las características individuales a las diferencias regionales en la incidencia del desempleo es estable en el tiempo o bien si varía entre períodos de expansión y de crisis. Para ello se utiliza la información muestral contenida en la *EPA* para los segundos trimestres de 2006 y 2013.

El procedimiento es el mismo que el seguido en el caso del apartado anterior para los últimos datos disponibles: en primer lugar, se obtienen las tasas de paro contrafactuales para cada provincia, netas del efecto composición de las características individuales y, en segundo lugar, se compara la distribución de esas tasas contrafactuales con las realmente observadas.

La estimación de las correspondientes funciones de densidad se muestra en los gráficos 4 y 5 para 2013 y 2006, respectivamente. Las conclusiones que se derivan para el año de mayores tasas de paro son muy parecidas a las comentadas anteriormente

GRÁFICO 4
FUNCIONES DE DENSIDAD DE LAS TASAS DE PARO REALES Y CONTRAFACTUALES, 2013

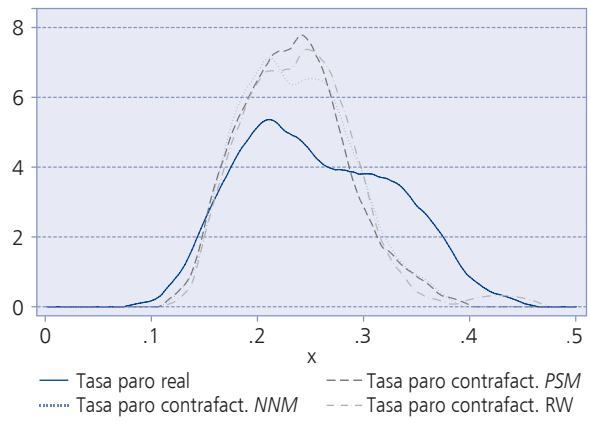
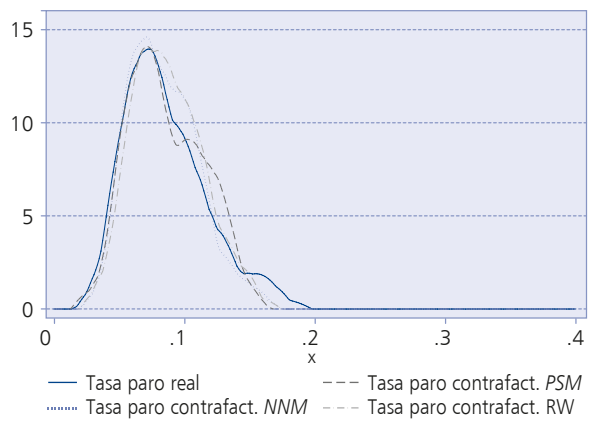


GRÁFICO 5
FUNCIONES DE DENSIDAD DE LAS TASAS DE PARO REALES Y CONTRAFACTUALES, 2006



para 2015: el efecto composición permite explicar buena parte del diferencial para las provincias con tasas de paro elevadas. Así, tras controlar por las diferencias en características de los trabajadores se obtiene una distribución más concentrada en torno a la tasa media de paro. Por el contrario, las distribuciones contrafactuales para 2006 difieren solo marginalmente de la del paro realmente observado. Únicamente se aprecia un descenso en la masa de probabilidad en los valores superiores más extremos que se compensa con un aumento en los valores intermedio-altos. Por tanto, de la comparación de los resultados para ambos años se deduce que las diferencias provinciales en las características de la población activa tienen una mayor repercusión en los períodos de crisis que en los expansivos.

Los mapas de los gráficos 6 y 7 permiten valorar las peculiaridades de la distribución geográfica de las tasas de paro (reales y contrafactuales) en los dos años considerados. En 2013, la distribución de las tasas de paro observadas no difiere excesivamente de lo comentado anteriormente para 2015; es decir, valores elevados concentrados en el suroeste y bajos (en términos relativos) en el norte, aunque con mayor heterogeneidad en esta zona que entre las provincias meridionales. Lo mismo cabe decir respecto a la distribución de las tasas contrafactuales, dado que la relativa concentración de la distribución detectada anteriormente mediante las funciones de densidad no conduce a la desaparición de la distinción norte-sur o, en cualquier caso, a que se observen grupos de provincias próximas geográficamente con tasas similares. Los resultados de los contrastes de dependencia espacial, recogidos en el bloque superior del cuadro n.º 5, confirman esta circunstancia, dado que en todos los casos se rechaza la hipótesis nula de ausencia de

GRÁFICO 6
TASAS DE PARO REALES Y CONTRAFACTUALES (MISMA COMPOSICIÓN QUE MADRID), 2013

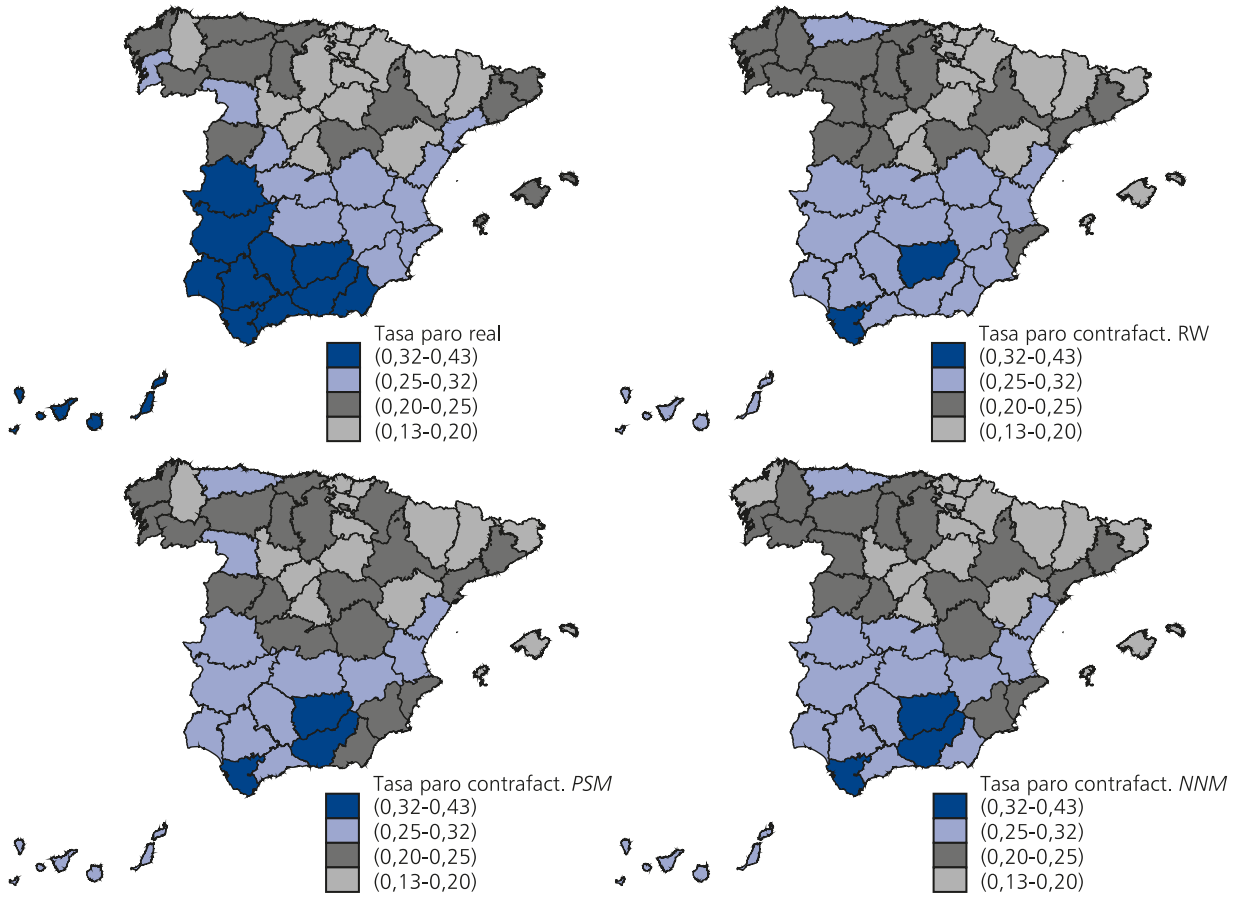
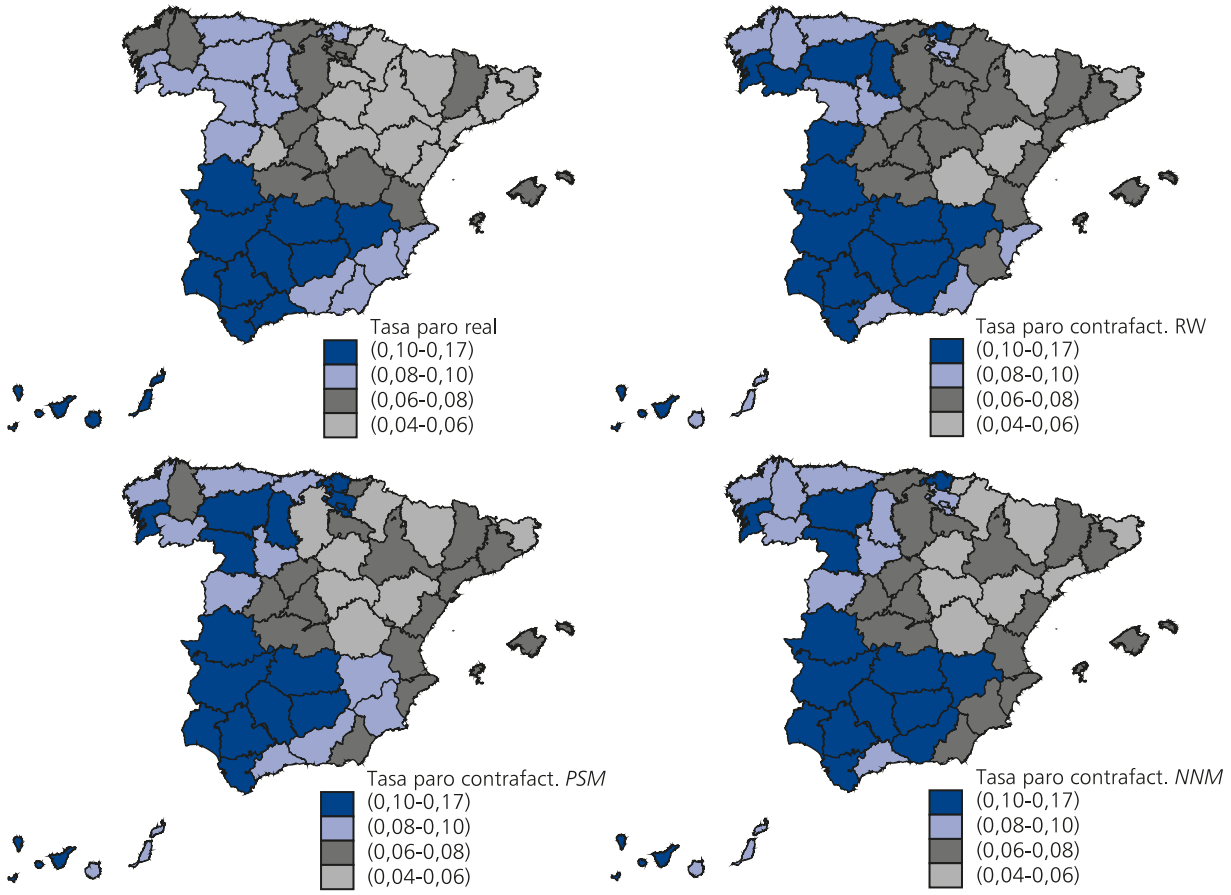


GRÁFICO 7
TASAS DE PARO REALES Y CONTRAFACTUALES (MISMA COMPOSICIÓN QUE MADRID), 2006



correlación espacial. Por lo que respecta al año de menor desempleo, 2006, el mapa correspondiente a las tasas de paro observadas muestra la división suroeste-noreste habitualmente comentada para el desempleo en España. De hecho, ese patrón geográfico es mucho más claro en ese año del período expansivo que para los años posteriores a la crisis. En cualquier caso, lo más relevante para el objetivo específico de este trabajo es que tras condicionar por las características de los trabajadores la imagen general de la distribución geográfica del desempleo permanece en gran medida inalterada. Obviamente, se producen modificaciones en la clasificación en los grupos definidos por los cuartiles de las tasas de paro observadas en algunas provincias, pero estas no son lo suficientemente numerosas ni intensas para alterar la coincidencia con la imagen general de la distribución de las tasas realmente observadas en 2006. Al igual que en los casos anteriores, los resultados de los contrastes *I* de Moran y *c* de Geary para ese año confirman la existencia de dependencia espacial tanto en las tasas observadas como en las contrafactuales.

En resumen, los resultados de este apartado sugieren que el efecto de las características de los trabajadores sobre las diferencias provinciales en las tasas de paro es más intenso en los períodos de elevado desempleo que cuando el paro es más moderado, pero también que ni en un caso ni en el otro el efecto composición permite explicar la mayor parte de la distribución espacial del desempleo.

VI. CONCLUSIONES

El objetivo prioritario de este trabajo ha sido el de valorar el impacto que tiene el efecto compo-

sición de la población activa sobre las diferencias territoriales en la tasa de paro; es decir, el que las características que determinan la propensión al desempleo de los trabajadores difieran entre unas provincias y otras. La evidencia obtenida a partir de los microdatos de la *EPA* se puede sintetizar en los siguientes puntos:

— Se confirma la intensa desigualdad espacial en la incidencia del desempleo en España. Como sucedió en períodos de crisis anteriores, la brecha entre territorios en las tasas de paro se ha ampliado respecto a la situación observada en el período de bajo desempleo previo a la Gran Recesión.

— Se observan significativas diferencias provinciales en la composición de la fuerza de trabajo. Las provincias difieren en cuanto a ciertas características de los trabajadores, fuertemente relacionadas con la propensión al desempleo (como por ejemplo la edad y el nivel educativo).

— La comparación de las tasas de paro reales y contrafactuales revela que solo parte de las diferencias entre provincias se explican por diferencias en composición. El factor composición explica, en gran medida, las diferencias en provincias con tasas de paro muy elevadas, pero tiene poca capacidad para explicar la situación de las de tasas de paro bajas.

— El control por el efecto composición disminuye la intensidad de la dependencia espacial en las tasas de paro. Pero aun así, ésta permanece como claramente significativa. Por tanto, se puede concluir que gran parte de la dependencia espacial en las tasas de paro no tiene su origen en la distribución espacial de las características observadas de los trabajadores. Trabajadores similares localizados en distintas provincias muestran distinta propensión al desempleo, y esa propensión en una provincia está relacionada con la de las provincias cercanas geográficamente.

— Ello deja margen para considerar como causantes de la misma a mecanismos generadores de externalidades intrínsecos a los mercados de trabajo regionales.

— El análisis para 2006 y 2013 revela que el factor composición tiene mayor impacto en períodos de recesión; es decir, de elevado desempleo. Ello es consistente con el aumento en la probabilidad de desempleo para los trabajadores dotados de *peores* características. En períodos de expansión, con bajo desempleo, no hay diferencias relevantes antes y después de controlar por diferencias entre provincias en las características observables de los trabajadores. En cualquier caso, la mayor parte de la dependencia espacial no es atribuible al factor composición en ninguna de esas circunstancias.

Asimismo, de la evidencia obtenida se pueden derivar las siguientes implicaciones para los trabajos empíricos relativos al desempleo regional:

— La importancia de filtrar por las diferencias en la distribución geográfica de las características de los trabajadores a la hora de comparar magnitudes agregadas del mercado de trabajo. Esto es especialmente importante en caso de que no se pueda controlar perfectamente por el factor composición con los datos agregados.

— La importancia de considerar explícitamente el efecto de las externalidades entre regiones en los modelos empíricos, dado que la mayor parte de la dependencia espacial observada en las tasas de desempleo no parece deberse a diferencias geográficas en la distribución de las características observables de los trabajadores.

Finalmente, recordar que la validez de la evidencia obtenida está sujeta al cumplimiento de las condiciones de ignorabilidad y de soporte común, indicadas en la cuarta sección de este artículo. Mientras que diversas pruebas realizadas nos llevan a validar el cumplimiento de la segunda, resulta más complicado empíricamente comprobar la primera. De hecho, a partir de Imbens (2015), podemos asumir que el cumplimiento del supuesto de ignorabilidad es más razonable de lo que *a priori* podríamos pensar dado que la información contenida en el amplio conjunto de características observables de los trabajadores de cada provincia estaría incorporando buena parte de la correspondiente a características inobservables. Aun así, el análisis detallado de la existencia de factores inobservables no relacionados con las características observadas y, de forma más genérica, la aplicación de este tipo de estrategia empírica al análisis de las disparidades territoriales en las magnitudes del mercado laboral deberá ser abordada en estudios futuros.

NOTAS

(1) El interés habitual de los estimadores de *matching* de los efectos del tratamiento residiría, trasladado a nuestra aplicación, en la diferencia entre la tasa de paro contrafactual en A y la tasa de paro observada en B. Dicha diferencia mediría el efecto del tratamiento, en nuestro caso estar localizado en la provincia B, condicionado a las características de los individuos.

BIBLIOGRAFÍA

Bande, R., y M. Karanassou (2009), «Labour market flexibility and regional unemployment rate dynamics: Spain 1980-1995», *Papers in Regional Science*, 88: 181-207.

Blanchard, O. J., y L. F. Katz (1992), «Regional evolutions», *Brookings Papers on Economic Activity. Economic Studies Program. The Brookings Institution*, 23: 1-76.

Blinder, A. S. (1973), «Wage discrimination: Reduced form and structural estimates», *Journal of Human Resources*, 8: 436-455.

Cracolici, M. F.; Cuffaro, M., y P. Nijkamp (2007), «Geographical distribution of unemployment. An analysis of provincial differences in Italy», *Growth and Change*, 38: 649-670.

Decressin, J., y A. Fatás (1995), «Regional labor market dynamics in Europe», *European Economic Review*, 39: 1627-1655.

Dinardo, J.; Fortin, N. M., y T. Lemieux (1996), «Labor market institutions and the distribution of wages, 1973-1992: A semiparametric approach», *Econometrica*, 64: 1001-1044.

Elhorst, J. P. (2003), «The mystery of regional unemployment differentials: Theoretical and empirical explanations», *Journal of Economic Surveys*, 17: 709-748.

Evans, P., y B. McCormick (1994), «The new pattern of regional unemployment: causes and policy significance», *Economic Journal*, 104: 633-647.

Filiztekin, A. (2009), «Regional unemployment in Turkey», *Papers in Regional Science*, 88: 863-878.

Fortin, N. M.; Lemieux, T., y S. Firpo (2011), «Decomposition methods in economics», en Ashenfelter, O., y Card, D. (eds.): *Handbook of Labor Economics*, Vol. IV, Part A, Elsevier, Amsterdam, 1-102.

Hall, R. E. (1972), «Turnover in the labor force», *Brookings Papers on Economic Activity*, 3: 709-764.

Imbens, G. W. (2015), «Matching methods in practice: Three examples», *Journal of Human Resources*, 50: 373-419.

Lazar, F. (1997), «Regional unemployment rate disparities in Canada: some possible explanations», *Canadian Journal of Economics*, 10: 112-129.

López-Bazo, E.; Del Barrio, T., y M. Artís (2002), «The regional distribution of Spanish unemployment: A spatial analysis», *Papers in Regional Science*, 81: 365-389.

— (2005), «Geographical distribution of unemployment in Spain», *Regional Studies*, 39: 305-318.

López-Bazo, E., y E. Motellón (2013a), «The regional distribution of unemployment. What do micro-data tell us?», *Papers in Regional Science*, 92: 383-405.

— (2013b), «Disparidades en los mercados de trabajo regionales. El papel de la educación», *Papeles de Economía Española*, 138: 46-61.

Marston, S. T. (1985), «Two views of the geographic distribution of unemployment», *Quarterly Journal of Economics*, 100: 57-79.

Martin, R. (1997), «Regional unemployment disparities and their dynamics», *Regional Studies*, 31: 237-252.

Martin, R., y P. Sunley (1999), «Unemployment flow regimes and regional unemployment disparities», *Environmental and Planning A*, 31: 523-550.

Moreno, R., y E. Vayá (2000), *Técnicas econométricas para el tratamiento de datos espaciales: La econometría especial*, UB 44 manuals, Edicions Universitat de Barcelona, Barcelona.

Oaxaca, R. L. (1973), «Male-female wage differentials in urban labor markets», *International Economic Review*, 14: 693-709.

Ocde (2011), *Regions at a glance 2011*, OECD Publishing, París.

Overman, H. G., y D. Puga (2002), «Unemployment clusters across Europe's regions and countries», *Economic Policy*, 34: 115-147.

Partridge, M. D., y D. S. Rickman (1997), «The dispersion in US unemployment rates: The role of market and nonmarket equilibrium factors», *Regional Studies*, 31: 593-606.

Ríos, V. (2016), «What drives unemployment disparities in European regions? A dynamic spatial panel approach», *Regional Studies*, en prensa.

Rosen, S. (1974), «Hedonic prices and implicit prices», *Journal of Political Economy*, 86: 34-53.

Taylor, J., y S. Bradley (1997), «Unemployment in Europe: A comparative analysis of regional disparities in Germany, Italy and the UK», *Kyklos*, 50: 221-245.

COLABORACIONES

III.
APLICACIONES AL MERCADO DE LA VIVIENDA

MODELIZACIÓN ESPACIAL DINÁMICA CON DATOS DE PANEL: APLICACIÓN AL CASO DE LOS PRECIOS DE LA VIVIENDA EN INGLATERRA

Bernard FINGLETON

Universidad de Cambridge

Alain PIROTTE

Universidad de Paris II Panthéon-Assas y TEPP (CNRS)

Resumen

Los modelos espaciales dinámicos incorporan efectos de «memoria», lo que implica persistencia temporal en los datos e interacción contemporánea entre las diferentes localizaciones. La variación del precio de la vivienda en Inglaterra es ideal para este tipo de modelos, los cuales utilizaremos para estimar y predecir los precios de la vivienda en 353 distritos ingleses, incluyendo dos variantes con y sin interacción espacial autorregresiva entre los errores. El modelo preferido muestra una dependencia significativa tanto en los errores como en el tiempo, pero entre los precios de los distritos solo se obtiene una interdependencia contemporánea marginalmente significativa. Bajo el modelo preferido, tanto la demanda como la oferta de vivienda es significativa y presenta el signo apropiado.

Palabras clave: panel dinámico espacial, precios de la vivienda, predicción, interacción espacial.

Abstract

Dynamic spatial panel models incorporate 'memory' effects, so that the dependent variable depends on its level in the previous period, together with contemporaneous interaction involving observations in different locations. English house price variation is ideally suited to this type of estimator, which we use to estimate and forecast house prices across 353 English districts, using variants both with and without autoregressive spatial interaction among the errors. The preferred model shows significant error dependence, and significant temporal dependence, but only marginally significant contemporaneous price interdependence across districts. Under the preferred model both demand for, and supply of, housing is significant and appropriately signed.

Key words: dynamic spatial panel, house prices, prediction, spatial interaction.

JEL classification: C33, C53, R31, R32.

I. INTRODUCCIÓN

En los últimos años se han producido avances considerables en los modelos que trabajan con datos de panel mediante extensiones de la metodología estándar, basadas no solo en la incorporación de efectos dinámicos, sino también en las interrelaciones espaciales entre los individuos que forman la muestra analizada, ya se traten estos de regiones, ciudades o países; en particular, cabe mencionar los trabajos de LeSage y Pace (2009), Baltagi (2013), Elhorst (2014) y Pesaran (2015). La diferencia respecto a los modelos convencionales para datos de panel radica en que éstos buscan explicar la variación de la variable dependiente; por ejemplo, los precios medios de la vivienda observados a lo largo del tiempo en distintas regiones inglesas, a partir de una serie de factores relativos a la oferta y la demanda de vivienda. Los modelos dinámicos presuponen, además, que los precios de la vivienda tienen «memoria», es decir, que los precios en el período t dependen, aparte de otras variables, de los precios en el período $t-1$ (es decir, el año precedente si trabajamos con series de datos anuales). La interacción espacial puede manifestarse de dos formas. En primer lugar, con la existencia de interrelación contemporánea entre el valor de la variable dependiente en el distrito j (por ejemplo) y el valor de la variable en el distrito k, de modo que el precio observado en el período t en j está relacionado con el precio en el período t en k. Estas interacciones espaciales son endógenas, lo que significa que el precio en j determina el precio en k, pero, a su vez, el precio en k determina también el precio en j. Además, la interrelación espacial es multidireccional, es decir, el precio en j es influido no solo por el precio en el distrito k, sino por el precio en otros distritos. En segundo lugar, podría existir una interrelación espacial autorregresiva, afectando al término de las perturbaciones del modelo (denotado por SAR-RE).

El resto del artículo está estructurado como sigue: en la sección segunda describimos cuál debe ser la estructura formal del modelo para poder estimar tanto los efectos dinámicos como los efec-

tos contemporáneos de la interacción espacial, afectando a la variable endógena y a las perturbaciones; para ello, nos basamos en Baltagi *et al*. (2014a). La sección tercera expone la metodología de estimación del modelo. La idea es simplemente ampliar al caso espacial el enfoque del método generalizado de los momentos (GMM, por sus siglas en inglés) habitual de los modelos dinámicos que trabajan con datos de panel (Arellano y Bond, 1991), para obtener estimaciones consistentes de los parámetros. Al estimador utilizado se le denomina GMM-SL-SAR-RE. En la sección cuarta se formula un estimador alternativo, denotado como GMM-SL-RE, que ignora cualquier proceso de autocorrelación espacial (SAR-RE) en las perturbaciones. La sección quinta introduce un modelo de precios de la vivienda, en los distritos ingleses, para el que resulta apropiado el uso de estos estimadores. La sección sexta presenta los datos del estudio, mientras que la sección séptima contiene los resultados obtenidos con ambos algoritmos de estimación. La sección octava se ocupa de la predicción utilizando los resultados anteriores. Por último, la sección novena se dedica a las conclusiones del estudio.

II. EL MODELO DINÁMICO ESPACIAL BASADO EN DATOS DE PANEL

En esta sección resumimos el modelo utilizado para tratar con los datos. En lo que sigue, se asume que los datos se generan a partir de la ecuación

$$\boldsymbol{y}_t = \gamma \boldsymbol{y}_{t-1} + \rho_1 \boldsymbol{W}_N \boldsymbol{y}_t + \boldsymbol{x}_t \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}_t \qquad [1]$$

donde $\boldsymbol{y}_t$ es un vector de observaciones de dimensión $(N \times 1)$ sobre la variable dependiente en el período t, siendo N el número de distritos bajo estudio (individuos). Además, $\boldsymbol{x}_t$ es una matriz de observaciones $(N \times k)$, en el periodo t, para k regresores. $\boldsymbol{W}_N$ es una matriz de interacción espacial $(N \times N)$ que define las interacciones que tienen lugar, simultáneamente, entre cada par de los N distritos. En la formulación más simple, el elemento (i, j) de $\boldsymbol{W}_N$, que denotamos como $w_{ij,N}$, toma valor 1 si existe interacción recíproca entre el par de distritos i y j, y cero en caso contrario. La diagonal principal de $\boldsymbol{W}_N$ tiene todos sus elementos iguales a cero, ya que, por definición, un distrito no puede interactuar consigo mismo. No es necesario que los elementos de $\boldsymbol{W}_N$ tomen solo valores 1 ó 0, en una dicotomía simplista que usualmente denota proximidad espacial, sino que pueden ser el resultado de un tratamiento más elaborado como se describirá más adelante. El vector $(N \times 1)$ de $\boldsymbol{W}_N \boldsymbol{y}_t$, al que suele identificarse como el retardo espacial, está formado por las sumas ponderadas del vector observado $\boldsymbol{y}_t$, de modo que para el distrito j, el elemento j de $\boldsymbol{W}_N \boldsymbol{y}_t$ equivale a la suma de los valores en $\boldsymbol{y}_t$ observados en los distritos que se encuentran próximos a j. Los términos γ y ρ_1 son parámetros a estimar, y reflejan la memoria en los datos de panel y la intensidad de la interacción espacial autorregresiva. El término $\boldsymbol{\beta}$ es un vector de dimensión $(k \times 1)$ formado por los k parámetros relativos a los k regresores en $\boldsymbol{x}_t$.

El vector de perturbación $\boldsymbol{\varepsilon}_t$ es de orden $(N \times 1)$ y representa los factores no observables que también influyen en $\boldsymbol{y}_t$. Si aceptamos que puede existir dependencia espacial en las perturbaciones, una estructura autorregresiva suele ser una de las opciones habituales, de modo que

$$\boldsymbol{\varepsilon}_t = \rho_2 \boldsymbol{M}_N \boldsymbol{\varepsilon}_t + \boldsymbol{u}_t. \qquad [2]$$

En la ecuación [2], $\boldsymbol{M}_N$ es una matriz similar a $\boldsymbol{W}_N$ en el sentido de que define la interacción entre las perturbaciones correspondientes a cada distrito; con frecuencia, suele trabajarse bajo la hipótesis de que $\boldsymbol{M}_N = \boldsymbol{W}_N$. Por su parte, ρ_2 es un parámetro que determina la intensidad de la interacción espacial autorregresiva en las perturbaciones. Dicho de otra forma, $\boldsymbol{\varepsilon}_t = (\boldsymbol{I}_N - \rho_2 \boldsymbol{M}_N)^{-1} \boldsymbol{u}_t$ donde $\boldsymbol{I}_N$ es la matriz identidad de orden N. El término $\boldsymbol{u}_t$ está compuesto de dos efectos, $\boldsymbol{u}_t = \boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{v}_t$. Uno, denotado como $\boldsymbol{\mu}$ y de dimensión $(N \times 1)$, es un efecto invariable en el tiempo que refleja la heterogeneidad no observable entre los distritos; el segundo es el vector $\boldsymbol{v}_t$, de dimensión $(N \times 1)$, que representa un componente aleatorio no observado. Expresado de forma más compacta:

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \left[\boldsymbol{I}_T \otimes \left(\boldsymbol{I}_N - \rho_2 \boldsymbol{M}_N \right)^{-1} \right] \boldsymbol{u} \qquad [3]$$

donde $\boldsymbol{I}_T$ es una matriz identidad de orden T. Como es habitual, los efectos aleatorios se asumen independiente e idénticamente distribuidos, con media nula y varianza constante, $\boldsymbol{\mu} \sim iid\left(0, \sigma_\mu^2\right)$ y $\boldsymbol{v} \sim iid\left(0, \sigma_v^2\right)$, además de ser independientes entre sí. Por consiguiente, a partir de [2], el término de perturbación para el distrito i, ε_{it}, es igual a la suma de un efecto específico del distrito μ_i, un efecto idiosincrásico que varía en el tiempo v_{it}, y una combinación de los términos de las perturbaciones en otros distritos, definida por $\boldsymbol{M}_N$ y ρ_2.

El proceso definido por las ecuaciones [1] y [2] puede escribirse de forma simplificada

mediante una ecuación recursiva. Si denotamos $\boldsymbol{G}_N = (\boldsymbol{I}_N - \rho_1 \boldsymbol{W}_N)$ y $\boldsymbol{B}_N = (\boldsymbol{I}_N - \rho_2 \boldsymbol{M}_N)$, se llega a la siguiente expresión:

$$\boldsymbol{y}_t = \boldsymbol{G}_N^{-1}\left[\gamma \boldsymbol{y}_{t-1} + \boldsymbol{x}_t \beta + \boldsymbol{B}_N^{-1}\boldsymbol{u}_t\right]. \qquad [4]$$

III. UN ESTIMADOR ESPACIAL GMM

El método de estimación de los parámetros de la ecuación [1] debe tener en cuenta el problema que de la endogeneidad de algunas de las variables, están correlacionadas con las perturbaciones. Por ejemplo, $\boldsymbol{y}_{t-1}$ está correlacionado con ε_t porque ε_t está a su vez correlacionado con ε_{t-1} en virtud del hecho de que ambos ε_t y ε_{t-1} contienen el mismo efecto asociado al distrito, invariable en el tiempo μ. Además, $\boldsymbol{W}_N \boldsymbol{y}_t$ está correlacionado con ε_t porque $\boldsymbol{W}_N \boldsymbol{y}_t$ está correlacionado con $\boldsymbol{y}_t$ el cual depende de ε_t. Dicho de otro modo, $\boldsymbol{W}_N \boldsymbol{y}_t$ también es endógeno.

Este resultado es bien conocido en la literatura (Anselin, 1988). Puede demostrarse indirectamente utilizando un modelo espacial autoregresivo de corte transversal simple, tal como

$$\boldsymbol{y} = \rho \boldsymbol{W}_N \boldsymbol{y} + \boldsymbol{e}. \qquad [5]$$

Si tratamos de estimar ρ por mínimos cuadrados ordinarios (MCO), la estimación de ρ así obtenida será inconsistente debido a la endogeneidad de $\boldsymbol{W}_N \boldsymbol{y}$. El estimador por MCO de ρ, digamos r, es $r = \left(\boldsymbol{y}_L' \boldsymbol{y}_L\right)^{-1} \boldsymbol{y}_L' \boldsymbol{y}$, donde $\boldsymbol{y}_L = \boldsymbol{W}_N \boldsymbol{y}$. Reemplazando [5] en la estimación de r, se obtiene que $r = \left(\boldsymbol{y}_L' \boldsymbol{y}_L\right)^{-1} \boldsymbol{y}_L' \left(\rho \boldsymbol{y}_L + \boldsymbol{e}\right) = \rho + \left(\boldsymbol{y}_L' \boldsymbol{y}_L\right)^{-1} \boldsymbol{y}_L' \boldsymbol{e}$. El segundo término de esta expresión no tiende a cero con el tamaño de la muestra, es decir, asintóticamente el $\text{plim}\left(\frac{1}{N}\right)\left(\boldsymbol{y}_L' \boldsymbol{e}\right) \neq 0$.

Para evitar la endogeneidad causada por el hecho de que $\boldsymbol{y}_{t-1}$ está correlacionado con las perturbaciones ε_t, debido a la presencia de μ, tomamos primeras diferencias en los datos, de modo que $\Delta\varepsilon_t = \varepsilon_t - \varepsilon_{t-1} = \boldsymbol{B}_N^{-1}\left(\mu + v_t\right) - \boldsymbol{B}_N^{-1}\left(\mu + v_{t-1}\right) = \boldsymbol{B}_N^{-1}\Delta v_t$. En consecuencia, la ecuación de trabajo, eliminado μ, queda

$$\Delta \boldsymbol{y}_t = \gamma \Delta \boldsymbol{y}_{t-1} + \rho_1 \boldsymbol{W}_N \Delta \boldsymbol{y}_t + \Delta \boldsymbol{x}_t \beta + \Delta \varepsilon_t. \qquad [6]$$

El problema de la endogeneidad del retardo espacial sigue estando presente, ya que si $\boldsymbol{W}_N \boldsymbol{y}_t$ está correlacionado con ε_t y $\boldsymbol{W}_N \boldsymbol{y}_{t-1}$ lo está con ε_{t-1}, $\boldsymbol{W}_N \Delta \boldsymbol{y}_t$ también lo estará con $\Delta\varepsilon_t$. El enfoque que presentamos adapta la metodología de Arellano y Bond (1991) para obtener un estimador GMM basado en varias condiciones sobre los momentos. Las ecuaciones correspondientes son complejas y no avanzamos en esta línea. Por simplificar, supongamos que los niveles de las variables son independientes de Δv_t, además introducimos retardos en los niveles para asegurar el mantenimiento del supuesto de independencia (el número de retardos depende de la endogeneidad o exogeneidad de las variables). El supuesto de independencia permite que los niveles de las variables sean utilizados como instrumentos. Asumimos que las variables representadas por $\boldsymbol{x}_t$ son estrictamente exógenas (esta hipótesis puede relajarse en la práctica), lo que significa que son independientes de v_t para períodos pasados, presentes y futuros. En concreto, si Δv_t toma valores para $t = 3,\ldots,T$, esas variables exógenas, $\boldsymbol{x}_t$, son independientes de Δv_t para cualquier periodo t. En el caso de $\boldsymbol{y}_t$ la situación es diferente porque $\boldsymbol{y}_t$ depende de v_t, con lo que $\boldsymbol{y}_{t-2}$ es independiente de Δv_t; sin embargo, $\boldsymbol{y}_{t-1}$ no lo es, ya que $\Delta v_t = v_t - v_{t-1}$. Baltagi *et al*. (2014a) introducen instrumentos espaciales como el retardo espacial de la endógena $\boldsymbol{W}_N \boldsymbol{y}_t$ o los retardos espaciales de las variables exógenas $\boldsymbol{W}_N \boldsymbol{x}_t$. Para asegurar la independencia con Δv_t, solo puede incorporarse en el conjunto de instrumentos $\boldsymbol{W}_N \boldsymbol{y}_{t-2}$ con $t = 3,\ldots,T$; por el contrario, los instrumentos con $\boldsymbol{W}_N \boldsymbol{x}_t$ van de $t = 3,\ldots,T$ puesto que la hipótesis de exogeneidad de $\boldsymbol{x}_t$ hace innecesario cualquier *lagging* para mantener la independencia con Δv_t, $t = 3,\ldots,T$. De hecho, los instrumentos $\boldsymbol{W}_N \boldsymbol{x}_t$ pueden utilizarse sea cual sea el valor que tome t. Denotamos todo el conjunto de instrumentos, tanto espaciales como no espaciales, mediante $\boldsymbol{Z}^*$.

La utilización de estos instrumentos en la primera etapa del proceso genera estimaciones consistentes de las perturbaciones. Con respecto al estimador GMM-SL-SAR-RE, la estimación consistente de las perturbaciones pueden utilizarse, en una segunda etapa, para estimar los parámetros ρ_2, σ_μ^2 y σ_v^2. La base para este procedimiento de estimación se concreta en el enfoque de Kapoor *et al*. (2007) y presupone la estimación por GMM de ρ_2, σ_v^2 y $\sigma_1^2 = \sigma_v^2 + T\sigma_\mu^2$; en nuestro caso, ha sido necesario adaptar el planteamiento de Kapoor *et al*. (2007) puesto que ellos obtienen estimaciones consistentes de las perturbaciones, utilizando MCO, al asumir una perturbación de tipo ruido blanco. Partiendo de una estimación consistente de las perturbaciones ε, es posible generar unas ecuaciones de momentos muestrales cuya resolución conduce a las estimaciones de los parámetros faltantes ρ_2, σ_v^2 y $\sigma_1^2 = \sigma_v^2 + T\sigma_\mu^2$. No profundizamos más en esta línea,

por la propia complejidad de las ecuaciones de los momentos; creemos que es suficiente con hacer un bosquejo general de la situación.

Asumiendo que se ha resuelto la estimación de ρ_2, σ_μ^2 y σ_ν^2, la siguiente etapa implica utilizar un estimador GMM espacial consistente para poder obtener $\hat{\delta} = (\hat{\gamma}, \hat{\rho}_1, \hat{\beta})$, combinando la matriz de instrumentos $\boldsymbol{Z}^*$ con las estimaciones obtenidas en la etapa 2, tal y como se detalla en Baltagi *et al*. (2014a).

IV. UN ESTIMADOR GMM ALTERNATIVO

Una alternativa respecto al estimador antes descrito asume la no existencia de autocorrelación en el término de error compuesto, de modo que $\rho_2 = 0$ con lo cual

$$\boldsymbol{y}_t = \boldsymbol{G}_N^{-1} [\, \gamma \boldsymbol{y}_{t-1} + \boldsymbol{\beta} \boldsymbol{x}_t + \tilde{\varepsilon}_t \,] \qquad [7]$$

donde $\tilde{\varepsilon}_t = \mu + \nu_t$ junto con $\mu \sim iid\left(0, \sigma_\mu^2\right)$ y $\nu_t \sim iid\left(0, \sigma_\nu^2\right)$. La estimación de este caso sigue un procedimiento similar al del GMM-SL-SAR-RE, utilizando las mismas condiciones de ortogonalidad citadas en Arellano y Bond (1991) además de las condiciones de ortogonalidad descritas previamente. Igual que antes, los instrumentos en niveles se utilizan a la hora de estimar los datos en diferencias. No obstante, por convención $\rho_2 = 0$, por lo que no es necesario estimar este parámetro. La segunda etapa en el GMM-SL-RE utiliza los residuos de los datos en diferencias para producir estimaciones más precisas de ρ_1, γ y β.

V. APLICACIÓN A LOS PRECIOS DE LA VIVIENDA EN INGLATERRA

La muestra objeto de análisis está compuesta por 353 Autoridades Unitarias y Distritos con Autoridad Local (UALAD, por sus siglas en inglés) de Inglaterra, excluidas las Islas Scilly. El gráfico 1 muestra la distribución geográfica de los precios medios de la vivienda en 2007; destaca la tremenda heterogeneidad existente entre los 353 distritos, con precios mucho más altos en la región de Londres y el sureste que en el resto del país. Este patrón se repite para otros años. El gráfico 2 ofrece un mayor detalle de la estructura de precios en el sureste de Inglaterra; está claro que algunos distritos del centro de Londres, como Kensington-Chelsea y Westminster, tenían unos precios excesivamente altos, con una media superior a £1M y £0.5M respectivamente. En el polo opuesto, los precios medios en las zonas más remotas del país se situaron por debajo de las £250.000. El gráfico 3 muestra el efecto de la crisis de 2008, que puso fin a las constantes alzas registradas por los precios de la vivienda durante la década anterior.

A continuación desarrollamos un modelo de precios medios de la vivienda por distrito, como aplicación de la especificación descrita al comienzo de este trabajo. Para llegar a ese modelo, utilizamos una hipótesis sencilla relativa al mecanismo de formación de precios de mercado en la que la oferta y la demanda de vivienda constituyen los dos factores, junto a ciertas covariables adicionales más unos efectos aleatorios individuales no observables. Bajo esta premisa, podemos escribir:

$q_{it} = f\,(y_{it}, x_{1it}, \omega_{it})$
q_{it} = cantidad demandada en el distrito *i* en el período *t*
$\tilde{q}_{it} = f\left(y_{it}, x_{2it}, \varsigma_{it}\right)$
$\tilde{q}_{it}$ = cantidad ofertada en el distrito *i* en el período *t*
y_{it} = precio
x_{1it}, x_{2it} = covariables
$\omega_{it}, \varsigma_{it}$ = efectos (aleatorios) no modelizados.

Para avanzar en esta línea, vamos a suponer una relación lineal como en la ecuación [8], en la que la cantidad demandada q_{it} en el distrito *i* en el período *t* está relacionada negativamente con el precio y_{it} y con el precio en el período precedente y_{it-1}; supondremos también que la demanda está relacionada positivamente con el retardo espacial del precio, denotado por $\Sigma_{j=1}^N w_{ij} y_{jt}$, $i \neq j$, $t = 1, 2, \ldots, T$, lo que implica que precios altos en distritos próximos, de acuerdo a la matriz $\boldsymbol{W}_N$, generan un aumento de la demanda en el distrito considerado. Nos referimos a este hecho como «demanda desplazada», indicando que unos precios altos en los distritos próximos provocarán, posiblemente, la relocalización de la demanda hacia el distrito *i*

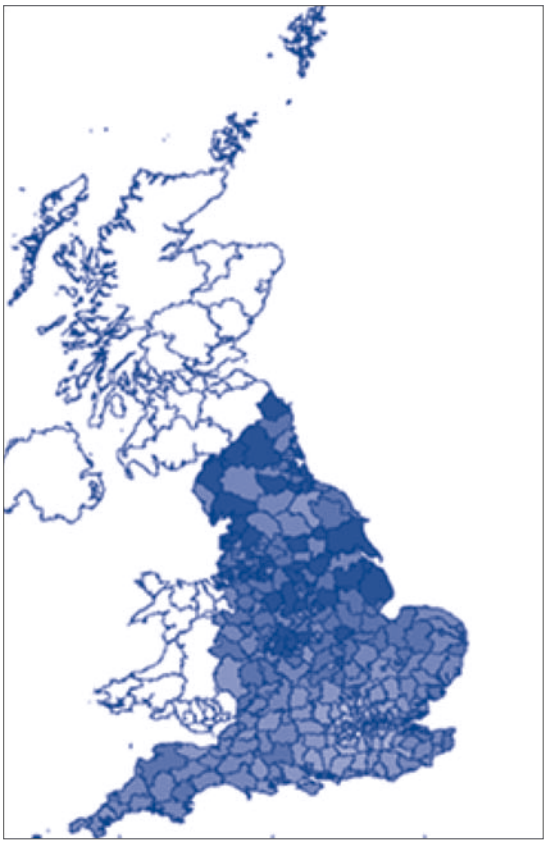
$$q_{it} = a_1 x_{1it} - a_2 y_{it} - a_3 y_{it-1} + a_4 \sum_{j=1}^{N} w_{ij} y_{jt} + \omega_{it}\,. \qquad [8]$$

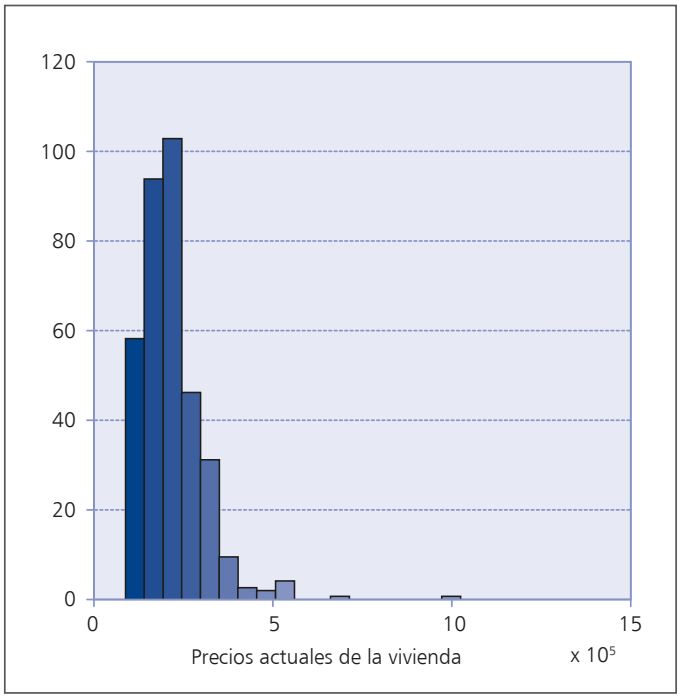
Igualmente, la cantidad ofertada se plantea como una función lineal de acuerdo a

$$\tilde{q}_{it} = b_1 x_{2it} + b_2 y_{it} + b_3 y_{it-1} - b_4 \sum_{j=1}^{N} w_{ij} y_{jt} + \varsigma_{it} \qquad [9]$$

El signo negativo del retardo espacial de los precios en [9] refleja la hipótesis de que unos precios altos en los distritos vecinos [1] provocarán la dis-

GRÁFICO 1
PRECIOS MEDIOS DE LA VIVIENDA EN 2007





minución de la oferta en el distrito i. El resultado es un nuevo impulso hacia la relocalización de la oferta desde i ya que, presumiblemente, los rendimientos superiores existentes en los distritos vecinos atraerán inversores y promotores inmobiliarios, en detrimento del distrito i. Normalizando la función de oferta respecto a y_{it} se obtiene:

$$y_{it} = \frac{1}{b_2}\tilde{q}_{it} - \frac{b_3}{b_2} y_{it-1} - \frac{b_1}{b_2} x_{2it} + \frac{b_4}{b_2}\sum_{j=1}^{N} w_{ij}\, y_{jt} - \frac{\varsigma_{it}}{b_2} \quad [10]$$

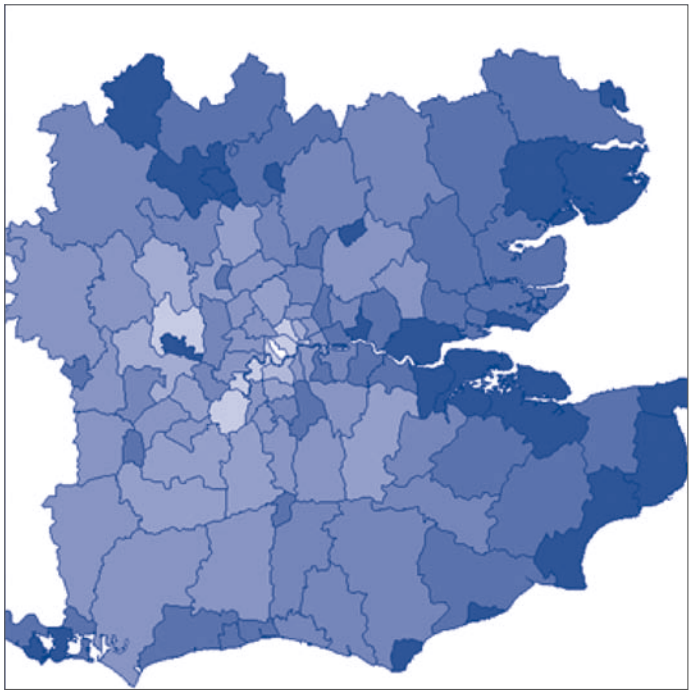
reemplazando $q_{it} = \tilde{q}_{it}$ y simplificando obtenemos

$$y_{it} = \gamma\, y_{it-1} + \rho_1 \sum_{k=1}^{N} w_{ik}\, y_{kt} + \beta_1 x_{1it} + \beta_2 x_{2it} + \varepsilon_{it} \quad [11]$$
$$i = 1,\ldots,N;\, t = 1,\ldots T,$$

donde y_{it} indica el precio de la vivienda en el distrito i en el período t, x_{1it} es la demanda en el distrito i en el período t, x_{2it} es la oferta en ese mismo distrito y período, y β_1 y β_2 son parámetros. Además, $w_{ij,N}$ es el elemento de fila i y columna j de la matriz $\boldsymbol{W}_N$, de orden $(N \times N)$, basada en las frecuencias de desplazamientos diarios de los habitantes desde cada distrito hasta su lugar de trabajo (esto es, la especificación de la matriz se basa en los datos de *commuting*). Los elementos de la diagonal principal de esta matriz son cero. Por otro lado, γ y ρ_1 son parámetros.

Debe recordarse que existen ciertas condiciones que definen el espacio de parámetros admisible para el modelo que estamos elaborando, lo que significa que las estimaciones que obtengamos deben pertenecer a ciertos intervalos predefinidos. Solo en ese caso obtendremos un modelo estable y estacionario en el que, por ejemplo, las predicciones no serán explosivas ni se encontraran demasiado alejadas de lo que razonablemente cabría esperar. Los detalles de esas condiciones de estabilidad son ciertamente complejos, por lo que remitimos al lector a Baltagi *et al*. (2014a). En términos generales,

GRÁFICO 2
PRECIOS MEDIOS DE LA VIVIENDA EN 2007, SURESTE DE INGLATERRA



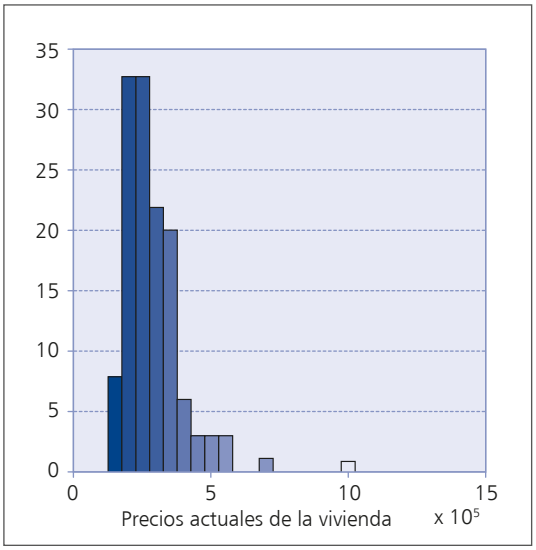
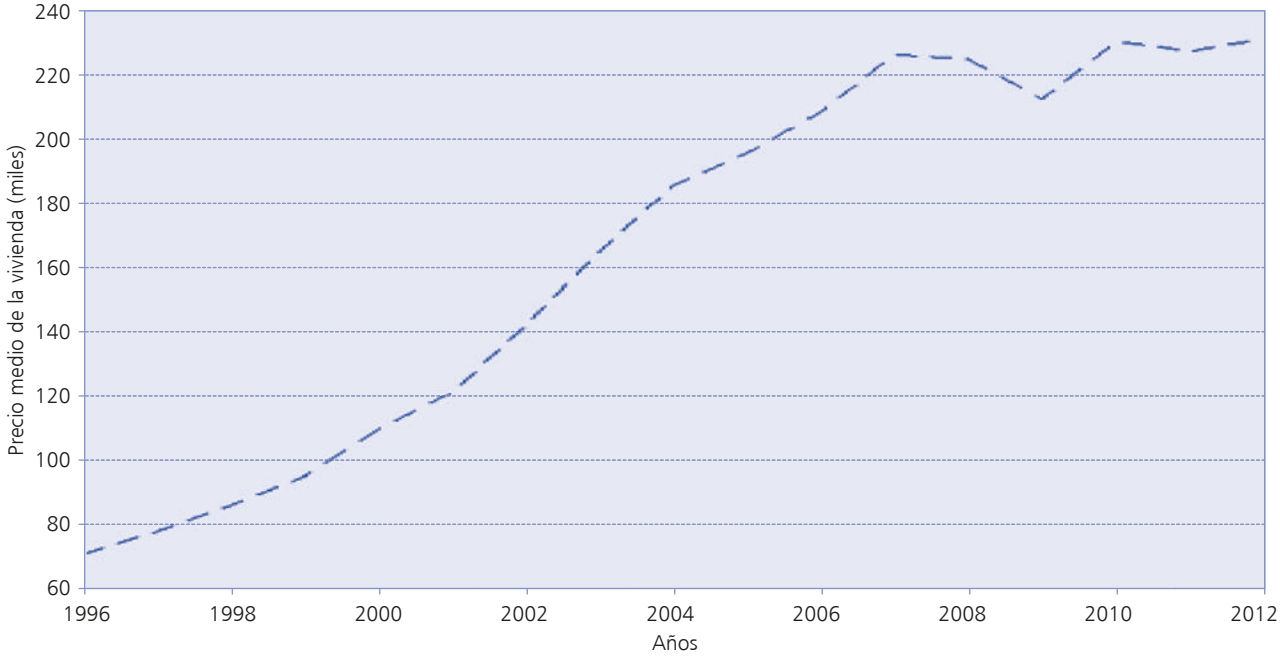


GRÁFICO 3
PRECIOS MEDIOS DE LA VIVIENDA



estas condiciones dependen de las propiedades matemáticas de la matriz $\boldsymbol{W}_N$, resumidas en el vector de valores propios. La información relevante se concreta en los valores propios menor y mayor (2) respectivamente, de esa matriz denotados por $e_{\min}$ y $e_{\max}$

$$|\gamma| < 1,\ e_{\min}^{-1} < \rho_1 < e_{\max}^{-1},\ |\gamma| < \rho_1 e_{\max} \text{ si } \rho_1 > 0$$
$$|\gamma| < 1 - \rho_1 e_{\min} \text{ si } \rho_1 < 0. \qquad [12]$$

El parámetro autorregresivo temporal, γ, debe ser menor que 1 en valor absoluto ya que, de otro modo, tendríamos un sistema explosivo con aumentos de precios *ad infinitum* o bien se produciría una serie de precios alternantes, con valores positivos y negativos, tendiendo hacia valores cada vez más extremos. De modo semejante, existen límites superior e inferior para los valores admisibles de ρ_1. Si cada fila de $\boldsymbol{W}_N$ suma 1, entonces $e_{\max} = 1$; se evitarán resultados catastróficos si $\rho_1 < 1$. Con respecto al límite inferior, por simplicidad podríamos pensar en utilizar -1 como aproximación si bien, estrictamente hablando, ese límite dependerá de la estructura de $\boldsymbol{W}_N$. En concreto, si se obtiene una estimación negativa de ρ_1, esta debería estar por encima del límite inferior, $e_{\min}^{-1}$. Por regla general $\rho_1 > 0$, lo que significa que los precios de la vivienda en distritos vecinos tienden a ser similares. Un valor negativo indicaría que predominan las diferencias, sin excluir otros factores (3).

Una posibilidad, en el contexto del estimador GMM-SL-SAR-RE, y excluida del caso GMM-SL-RE, es que existan perturbaciones espaciales autorregresivas

$$\varepsilon_{it} = \rho_2 \sum_{k=1}^{N} m_{ik} \varepsilon_{kt} + u_{it} \qquad [13]$$

donde

$$u_{it} = \mu_i + v_{it} \qquad [14]$$

siendo $\boldsymbol{M}_N$ una matriz $(N \times N)$ de pesos espaciales, $\mu_i \sim iid\left(0, \sigma_\mu^2\right)$ y $v_{it} \sim iid\left(0, \sigma_v^2\right)$. En este caso, suponemos que las perturbaciones son espacialmente dependientes debido a un error compuesto. La dependencia especial en las perturbaciones puede deberse, por ejemplo, a la existencia de variables, también espacialmente dependientes omitidas en el modelo. Como se ha dicho, la estructura de $\boldsymbol{M}_N$ es flexible y puede reflejar cualquier supuesto sobre la interdependencia de las perturbaciones; en este caso, vamos a tratarla como una matriz de contigüidades estandarizada por fila, de modo que $m_{ij} = m_{ij}^* / \Sigma_{j=1}^N m_{ij}^*$ donde $m_{ij}^* = 1$ si los distritos i y j comparten frontera común, y 0 en caso contrario. Debido a la estandarización por filas, $e_{\max}$ para $\boldsymbol{M}_N$ es igual a 1, con lo que el rango de parámetros que asegura un modelo estable es $e_{\min}^{-1} < \rho_2 < e_{\max}^{-1}$, de ahí que deba cumplirse $\rho_2 < 1$.

VI. DATOS

Todos los datos utilizados en la estimación se refieren al período 2002 – 2007. También están disponibles los datos para 2001, pero como este fue el año del censo utilizado para construir $\boldsymbol{W}_N$, evitamos incluirlo para garantizar la absoluta exogeneidad de $\boldsymbol{W}_N$ respecto de los datos objeto de estimación. La crisis económica mundial posterior a 2007 tuvo un gran impacto en muchos mercados, entre ellos el de la vivienda. Por esta razón, evitamos tomar datos referidos al período posterior a la crisis a efectos de estimación. Los datos de precios proceden de la Oficina Nacional de Estadística (ONS) y del Registro de la Propiedad del Reino Unido, lo que permite generar precios medios en cada distrito (como se observa en el gráfico 1) en base en los precios acordados en las transacciones sobre inmuebles. La oferta de vivienda se mide a través del número de inmuebles en cada distrito (4).

La demanda de vivienda depende del salario medio y el empleo. Los datos de salarios se han obtenido de NOMIS, la base de datos de estadísticas laborales de la ONS. Más concretamente, utilizamos la media del salario bruto semanal $\overline{w}$ (remuneración, en libras a la semana, pagada en el lugar de trabajo y sin distinción de sexo) que resulta de la *Encuesta Anual del Tiempo de Trabajo y Salarios (ASHE).* El empleo total en cada distrito y año E_{it} se ha obtenido de la *Encuesta Anual a Empresas (ABS)* también disponible en NOMIS.

La demanda agregada local intradistrito se mide por $I_{it} = \overline{w}_{it} E_{it}$. La demanda procedente de distritos próximos, situados a una distancia apta para el desplazamiento diario, se mide por los ingresos en esos distritos ponderados por la proporción de trabajadores que se desplazan diariamente desde cada uno de ellos. La frecuencia de desplazamientos diarios al lugar de trabajo procede del Censo de 2001 de la Oficina Nacional de Estadística británica. El cuadro n.º 1 muestra una parte de los datos en forma de tabla de doble entrada cuyas filas representan el distrito de origen y las columnas el distrito de destino.

Si estandarizamos los datos sobre frecuencias de desplazamientos diarios, de modo que la suma de cada fila sea igual a la unidad, se obtienen las pon-

deraciones necesarias para calcular los ingresos en distritos próximos situados a una distancia de *communting*. Denotando la tabla formada por las proporciones de desplazamientos como $\widetilde{C}$, la demanda en el distrito i en el periodo t viene dada por $x_{1it} = \Sigma_{k=1}^{N} \widetilde{C}_{ik} l_{kt}$.

La matriz $\boldsymbol{W}_N$ refleja las proporciones de desplazamientos diarios de los residentes en cada distrito, omitiendo los movimientos con origen y destino en el propio distrito de modo que los elementos de la diagonal principal son todos cero. Como es habitual, la matriz se ha estandarizado para que la suma de cada fila sea 1. Esta matriz permite obtener el retardo espacial de la serie de precios por distritos, $\boldsymbol{W}_N \boldsymbol{y}_t = \Sigma_{k=1}^{N} w_{ik} y_{kt}$. Si el distrito j presenta una alta proporción de desplazamientos diarios de trabajadores que viajan al distrito k, asumimos que, si bien el distrito k es una alternativa viable como lugar de residencia, los trabajadores prefieren vivir en el distrito j, posiblemente porque los precios más bajos allí compensan el coste de desplazarse a diario al distrito k porque, por ejemplo el distrito k podría estar situado en el centro de una ciudad con viviendas caras. Asumimos que lo que ocurre con los precios en k está directamente relacionado con lo que ocurre en j. Por tanto, si los precios suben en el distrito k, la demanda de vivienda aumenta en j y los precios, consecuentemente, también subirán.

Con respecto a los errores autorregresivos, la matriz de contigüidades $\boldsymbol{M}_N$ de orden $(N \times N)$ y filas estandarizadas, está basada en los distritos del gráfico 1 con los que se comparte frontera.

VII. RESULTADOS DE LA ESTIMACIÓN

Utilizando el algoritmo GMM-SL-SAR-RE, el cuadro n.º 2 muestra que las estimaciones de los coeficientes de demanda y oferta, $\widehat{\beta}_1$ y $\widehat{\beta}_2$, son significativas y tienen el signo esperado, ya que los precios tienden a aumentar cuando aumenta la demanda y a disminuir cuando se incrementa la oferta. El estimador del parámetro espacial autorregresivo $\widehat{\rho}_1$ es escasamente relevante (solo es significativo, para una alternativa bilateral, a un nivel de significación del 10 por 100), lo que indica que los precios en un distrito están relacionados positivamente, aunque de forma débil, con los precios en otros distritos próximos. No obstante y de acuerdo al estimador $\widehat{\gamma}$, los precios guardan una relación positiva y muy significativa con los precios del año precedente. Por lo que respecta a los efectos no observados, es evidente que existe una considerable heterogeneidad asociada al componente no sistemático de los errores compuestos, según se refleja en las magnitudes relativas de las estimaciones de las varianzas $\widehat{\sigma}_{\mu}^2$ y $\widehat{\sigma}_{\nu}^2$. Adviértase también que la estimación del parámetro espacial autorregresivo $\widehat{\rho}_2$ toma un valor alto, positivo y significativo (5), subrayando la similitud entre las perturbaciones de los distritos vecinos. Por último, queremos notar que los valores de las estimaciones obtenidas se encuentran dentro de los límites definidos por las condiciones de estabilidad.

Las estimaciones del cuadro n.º 2 solo cuentan una parte de la historia ya que, para interpretar los efectos de la demanda y la oferta, se deberían evaluar las derivadas de $\boldsymbol{y}$ respecto a $\boldsymbol{x}$ que, en presencia de un retardo espacial y/o en el tiempo, no coinciden con las estimaciones de β_1 y β_2. Este aspecto es relevante y así ha sido subrayado, por ejemplo, por LeSage y Pace (2009) y Elhorst (2014). En nuestro caso, existen efectos tanto a corto como a largo plazo. Los efectos a corto plazo se corresponden con las derivadas matriciales

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial y_1}{\partial x_{1k}} & \cdots & \frac{\partial y_1}{\partial x_{Nk}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial y_N}{\partial x_{1k}} & \cdots & \frac{\partial y_N}{\partial x_{Nk}} \end{bmatrix}_t = \left(\boldsymbol{I}_N - \rho_1 \boldsymbol{W}_N\right)^{-1} \begin{bmatrix} \beta_k & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \beta_k \end{bmatrix}, \quad [15]$$

CUADRO N.º 1

MUESTRA PARCIAL DE LA MATRIZ DE ORDEN 353 X 353 DE DESPLAZAMIENTOS DIARIOS DE TRABAJADORES

	LUTON	*MID BEDFORDSHIRE*	*BEDFORD*	*SOUTH BEDFORDSHIRE*	*BRACKNELL FOREST*
Luton	54.399	1.071	865	6.876	28
Mid Bedfordshire	3.961	29.925	5.675	1.662	30
Bedford	1.888	4.458	50.165	599	17
South Bedfordshire	9.446	987	716	27.556	43
Bracknell Forest	12	0	8	6	30.840

CUADRO N.º 2

ESTIMACIÓN DEL MODELO GMM-SL-SAR-RE

PARÁMETRO	*ESTIMA*	*ERROR TÍP.*	*RATIO Z*	*VALOR P⁺*
γ	0,8394	0,0539	15,57	0,000001
ρ_1	0,09183	0,05484	1,674	0,094030
β_1	0,0007972	0,0002079	3,834	0,000126
β_2	-0,003278	0,0009265	-3,538	0,000403
ρ_2	0,7885	0,158005	4,630*	0,000004
σ_μ^2	9,5537			
σ_v^2	2,2314			

Notas: + Ratio *Z* asociado a la distribución N(0,1). *Equivalente a menos la media de 1.000 replicaciones bootstrap (0,0567509) dividida por la desviación típica de la distribución bootstrap (0,158005).

mientras que los efectos a largo plazo son

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial y_1}{\partial x_{1k}} & \cdots & \frac{\partial y_1}{\partial x_{Nk}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial y_N}{\partial x_{1k}} & \cdots & \frac{\partial y_N}{\partial x_{Nk}} \end{bmatrix} = \left((1-\gamma)\boldsymbol{I}_N - \rho_1 \boldsymbol{W}_N\right)^{-1} \begin{bmatrix} \beta_k & \ldots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \ldots & \beta_k \end{bmatrix}. \quad [16]$$

El efecto a corto plazo refleja el impacto sobre $\boldsymbol{y}$, en el período t de una variación de una unidad en $\boldsymbol{x}_k$, siendo $k = 1,2$, en cada uno de los N distritos en el periodo t, y comprende los efectos tanto directos como indirectos. En cuanto al efecto a largo plazo, las derivadas miden el impacto total sobre $\boldsymbol{y}$ en el período T (con T tendiendo a infinito) de una variación de una unidad en $\boldsymbol{x}_k$, siendo $k = 1,2$ en cada uno de los N distritos mantenida hasta el período T. Dado el tamaño de estas matrices de derivadas, es conveniente resumirlas, lo que puede hacerse tomando medias: de la diagonal principal de la matriz de derivadas parciales para los efectos directos, y de los elementos de fuera de la diagonal para los efectos indirectos. La suma de las dos medias anteriores constituye el efecto total. Los resultados se muestran en el cuadro n.º 3.

Examinando el cuadro n.º 3 resulta evidente que, a corto plazo, el impacto directo inmediato de una variación unitaria (6) en la demanda es un aumento de los precios de la vivienda (7) de £0,798. Obsérvese que este impacto es ligeramente mayor que el valor estimado de $\widetilde{\beta}_1$, debido a los efectos retroactivos (o de *feedback*) de la interacción instantánea, por lo cual las variaciones de precios producidas en el entorno del distrito también afectarán, de forma inmediata, a los precios en el distrito. Por comparación, el efecto indirecto de una variación unitaria en la demanda, en el corto plazo, es menor en una relación de 10 a 1.

CUADRO N.º 3

EFECTOS A CORTO Y LARGO PLAZO

	CORTO PLAZO	*LARGO PLAZO*
x_1	0,000797	0,00079
Directo.....	0,000798	0,00522
Indirecto	0,000079	0,00637
Total	0,000878	0,01159
x_2	-0,003278	-0,00328
Directo.....	-0,003281	-0,02148
Indirecto	-0,000328	-0,02619
Total	-0,003609	-0,04768

Comentarios similares pueden hacerse para la ratio entre los efectos directos e indirectos de una variación unitaria en la oferta (8). Como es lógico, esos efectos son negativos y de distinta magnitud a causa de las diferentes unidades de medida utilizadas. A largo plazo, los efectos de desbordamiento son mucho más relevantes, explicando una proporción mayor del efecto total que los efectos directos, tanto en el caso de la oferta como de la demanda. En el caso de la demanda, el efecto directo a largo plazo es más de 6,5 veces mayor que el efecto a corto plazo. El efecto indirecto, que explica cerca del 55 por 100 del efecto total a largo plazo para la demanda, es casi 80 veces mayor que el efecto indirecto a corto plazo. En el caso de la oferta, las ratios entre los efectos directos e indirectos, tanto a corto como a largo plazo, son idénticas a los de la demanda.

El cuadro n.º 4 proporciona las estimaciones producidas por el modelo alternativo GMM-SL-RE,

utilizando el mismo conjunto de instrumentos. El rechazo de la hipótesis nula de que $\rho_2 = 0$ indica que esta especificación es errónea. No obstante, para fundamentar con más detalle la necesidad de incorporar al modelo el proceso de error autorregresivo, en la siguiente sección exploramos la capacidad predictiva comparada de ambos conjuntos de estimadores.

VIII. PREDICCIÓN

Tanto en el caso de utilizar el estimador GMM-SL-SAR-RE como el alternativo GMM-SL-RE, las ecuaciones de predicción pueden darnos los mismos efectos totales que las derivadas. Siguiendo a Chamberlain (1984), Sevestre y Trognon (1996) y Baltagi *et al*. (2014b) el predictor lineal es

$$E\left[\boldsymbol{y}_t\right] = \boldsymbol{G}_N^{-1}\left(\gamma E\left[\boldsymbol{y}_{t-1}\right] + \boldsymbol{x}_t\beta + \boldsymbol{B}_N^{-1}E\left[\mu\right]\right) \qquad [17]$$

que puede entenderse como idéntico a la ecuación [4], aunque tomando esperanzas matemáticas condicionales $E[\cdot]$. Aplicamos la ecuación [17] tanto si consideramos un incremento unitario, $\boldsymbol{\delta}_{1t} = \boldsymbol{\iota}_N$, o no; $\boldsymbol{\iota}_N$ es un vector de 1 de dimensión $(N \times 1)$. A continuación, examinamos la variación en valor esperado de los precios $E[\boldsymbol{y}_t]$. Para el efecto total a corto plazo de una variación unitaria en la demanda, calculamos la diferencia entre $\hat{\boldsymbol{y}}_{ta}$ y $\hat{\boldsymbol{y}}_{tb}$, donde

$$\hat{\boldsymbol{y}}_{ta} = \hat{\boldsymbol{G}}_N^{-1}\left(\hat{\gamma}\hat{\boldsymbol{y}}_{t-1,a} + \left(\boldsymbol{x}_{1t} + \boldsymbol{\delta}_{1t}\right)\hat{\beta}_1 + \bar{\boldsymbol{x}}_{2t}^{-1}\hat{\beta}_2 + \boldsymbol{B}_N^{-1}\hat{\mu}\right) \qquad [18]$$

y

$$\hat{\boldsymbol{y}}_{tb} = \hat{\boldsymbol{G}}_N^{-1}\left(\hat{\gamma}\hat{\boldsymbol{y}}_{t-1,b} + \boldsymbol{x}_{1t}\hat{\beta}_1 + \boldsymbol{x}_{2t}\hat{\beta}_2 + \hat{\boldsymbol{B}}_N^{-1}\hat{\mu}\right). \qquad [19]$$

Un tratamiento similar puede aplicarse a la oferta, de modo que los efectos a corto plazo son

$$\frac{\partial \boldsymbol{y}}{\partial \boldsymbol{x}_k} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\hat{y}_{iTa} - \hat{y}_{iTb}\right) = \\ = \textit{media}\left(\hat{\boldsymbol{G}}_N^{-1}\hat{\beta}_k\boldsymbol{\iota}_N\right),\ k = 1,2. \qquad [20]$$

El efecto a largo plazo total se corresponde con el impacto sobre $\boldsymbol{y}$ en el periodo T (con T tendiendo a infinito) de una variación de una unidad en $\boldsymbol{x}_1$ (o $\boldsymbol{x}_2$) en cada uno de los N distritos, que se mantiene en el tiempo hasta T; en consecuencia, para $\boldsymbol{x}_1$ y dado el incremento $\boldsymbol{\delta}_{1t} = \boldsymbol{\iota}_N$, $t = 1,\ldots,T$, se podría obtener la diferencia entre [18] y [19] a través de sucesivas iteraciones para $t = 1,\ldots,T$. De forma similar, se puede obtener el efecto total a largo plazo de una variación en $\boldsymbol{x}_2$ como consecuencia de un incremento $\boldsymbol{\delta}_{2t} = \boldsymbol{\iota}_N$, para $t = 1,\ldots,T$. Conforme T aumenta, la diferencia entre $\hat{\boldsymbol{y}}_{Ta}$ y $\hat{\boldsymbol{y}}_{Tb}$ se va aproximando a la derivada. De hecho, es fácil de demostrar numéricamente que

$$\frac{\partial \boldsymbol{y}}{\partial \boldsymbol{x}_k} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\hat{y}_{iTa} - \hat{y}_{iTb}\right) = \\ = \textit{media}\left(\left(-\hat{\gamma}\boldsymbol{I}_N + \hat{\boldsymbol{G}}_N\right)^{-1}\hat{\beta}_k\boldsymbol{\iota}_N\right),\ k = 1,2. \qquad [21]$$

Estas ecuaciones de predicción permiten que el análisis se amplíe más allá de las estimaciones de los efectos a corto y a largo plazo proporcionadas por las derivadas, como demuestra Fingleton (2015). Por ejemplo, una posibilidad es investigar qué impacto tendría, en el cálculo de los efectos a largo plazo, la introducción de variaciones diferentes de la unidad permitiendo, incluso que estas variaciones puedan cambiar en el tiempo. También podrían aplicarse a varios regresores simultáneamente. De igual forma, se podrían obtener predicciones condicionales de los precios de la vivienda en base a hipótesis alternativas sobre la trayectoria de la oferta y la demanda en los diferentes distritos.

En el presente artículo empleamos una estrategia de validación cruzada para discutir la validez de los estimadores rivales «comparando su capacidad predictiva sobre datos que no han sido utilizados en la estimación del modelo» (Anselin, 1988). En primer lugar, obtenemos predicciones con los dos estimadores rivales, un periodo adelante; es decir, tomamos las estimaciones obtenidas utilizando

CUADRO N.º 4

ESTIMACIÓN DEL MODELO GMM-SL-RE

PARÁMETRO	*ESTIMACIÓN*	*ERROR TÍP.*	*RATIO Z*	*VALOR P*
γ	0,4378	0,01572	27,85	<0,000001
ρ_1	0,5092	0,01790	28,45	<0,000001
β_1	0,0005937	0,000076	7,75	<0,000001
β_2	-0,003917	0,000619	-6,33	<0,000001

datos correspondientes al período 2002 – 2007 y predecimos a partir de ellas los precios en 2008.

Nótese que en el caso de predecir con la ecuación [17] también necesitamos estimaciones de los efectos de los distritos, invariantes en el tiempo μ. El enfoque adoptado aquí es tomar la media de los residuos a lo largo del tiempo, de modo que

$$\boldsymbol{y}_t = \gamma \boldsymbol{y}_{t-1} + \rho_1 \boldsymbol{W}_N \boldsymbol{y}_t + \boldsymbol{x}_t \beta + \varepsilon_t \qquad [22]$$

$$\varepsilon_t = \boldsymbol{y}_t - \left(\gamma \boldsymbol{y}_{t-1} + \rho_1 \boldsymbol{W}_N \boldsymbol{y}_t + \boldsymbol{x}_t \beta\right)$$

Dado $\varepsilon_t = \boldsymbol{B}_N^{-1} \boldsymbol{u}_t$ donde $\boldsymbol{u}_t = \mu + v_t$

$$\boldsymbol{B}_N^{-1} \boldsymbol{u}_t = \boldsymbol{y}_t - \gamma \boldsymbol{y}_{t-1} - \rho_1 \boldsymbol{W}_N \boldsymbol{y}_t - \boldsymbol{x}_t \beta \qquad [23]$$

siendo

$$\hat{\mu}^{(t)} = \hat{\boldsymbol{B}}_N \left[\hat{\boldsymbol{G}}_N \ \boldsymbol{y}_t - \hat{\gamma} \ \boldsymbol{y}_{t-1} - \boldsymbol{x}_t \hat{\beta}\right] - v_t.$$

Para hacer operativos estos resultados, asumimos que $v_t \sim N\left(0, \hat{\sigma}_v^2\right)$; a continuación, con esa distribución generamos valores aleatorios y calculamos la media, a lo largo del tiempo, de los términos $\hat{\mu}^{(t)}$ a fin de obtener una estimación del valor constante $\hat{\mu}$. En el caso del estimador GMM-SL-RE, $\rho_2 = 0$ de modo que $\boldsymbol{B}_N^{-1} = \boldsymbol{I}_N$.

Las predicciones producidas por los dos estimadores se ilustran en los gráficos 4 y 5. En ellos se puede apreciar la semejanza existente entre los precios observados para 2008 y los precios resultantes de ambas predicciones. Igualmente parece claro que los precios deducidos del algoritmo GMM-SL-SAR-RE ofrecen un mejor ajuste (9), debido al error de especificación existente en el modelo GMM-SL-RE lo cual se debe a la omisión de ρ_2. La diferencia entre las dos estimaciones se resume en los errores medios cuadráticos (RMSE) para un período adelante, que vienen dados por la expresión $\sqrt{\Sigma_{i=1}^{N}\left(y_{iT+1} - \hat{y}_{iT+1}\right)^2 / N}$, e iguales a 24,804 y 33,59, respectivamente.

GRÁFICO 4
PREDICCIONES DE PRECIOS DE LA VIVIENDA PARA UN PERÍODO ADELANTE, UTILIZANDO LA ESTIMACIÓN GMM-SL-SAR-RE

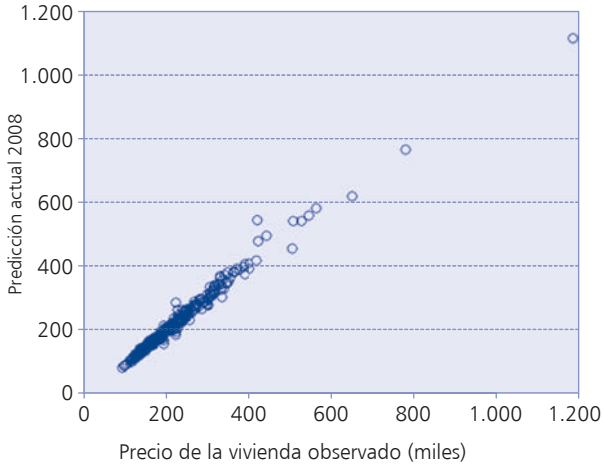
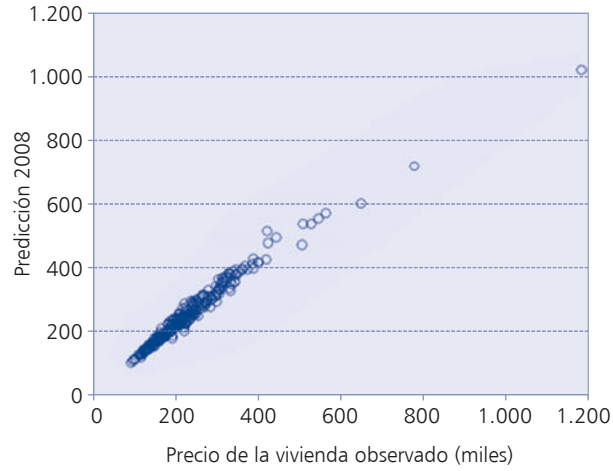


GRÁFICO 5
PREDICCIONES DE PRECIOS DE LA VIVIENDA PARA UN PERÍODO ADELANTE, UTILIZANDO LA ESTIMACIÓN GMM-SL-RE



IX. CONCLUSIONES

En este artículo se explora la eficacia de dos estimadores alternativos que proporcionan estimaciones contradictorias de los determinantes de la variación de los precios de la vivienda en los distritos ingleses. Ambos muestran la importancia del retardo temporal, o efecto «memoria», muy significativo, si bien la estimación del parámetro $\hat{\gamma}$ obtenida utilizando el estimador GMM-SL-SAR-RE es de una cuantía mucho mayor que la que se obtiene a través del GMM-SL-RE. Tanto bajo el enfoque GMM-SL-SAR-RE como bajo GMM-SL-RE, se evidencia un efecto positivo y significativo de la demanda y un efecto negativo y significativo de la oferta. Las diferencias entre ambas estimaciones se deben a la omisión del parámetro del retardo

espacial ρ_1, que es escasamente significativo en el caso del estimador GMM-SL-SAR-RE, pero elevado y fuertemente significativo en el caso del GMM-SL-RE. Esta diferencia refleja el hecho de que, en el primer caso, obtenemos un estimador estadísticamente significativo y elevado de $\hat{\rho}_2$ lo que modera el efecto derivado del retardo espacial al capturar los desbordamientos espaciales en las perturbaciones que de otro modo serían detectadas por el retardo espacial. Así, bajo el enfoque GMM-SL-SAR-RE, obtenemos que los precios de la vivienda solo interactúan de forma débil en el espacio (interacción reflejada por los flujos de desplazamientos diarios de los trabajadores a su lugar de trabajo, o *commuting*); consecuentemente, la sugerencia resultante del estimador GMM-SL-RE de que existe una fuerte interacción espacial entre los precios de los distintos distritos es engañosa. Aunque este modelo genera predicciones bastante precisas para un período adelante, dichas predicciones no son tan precisas como las provenientes de nuestro estimador preferido; el evidente error de especificación que supone asumir que $\rho_2 = 0$ conduce a una interpretación inexacta no solo del papel que juegan los desbordamientos espaciales, sino también de los efectos de la oferta y la demanda.

NOTAS

(1) Por simplificar, asumimos aquí que la misma matriz $\boldsymbol{W}_N$ interviene tanto en la ecuación de oferta como en la de demanda.

(2) En general, los límites para γ, ρ_1 y ρ_2 derivados de esos valores propios, son reales; caso de existir valores propios complejos, los límites para γ y ρ_1 se verían afectados en el mismo sentido.

(3) Un coeficiente negativo puede estar asociado a un efecto competición; por ejemplo, las ciudades grandes tienden a estar rodeadas por otras más pequeñas, mientras que los árboles de gran tamaño tienen a crecer rodeados de otros de porte más reducido.

(4) Debemos señalar que se han utilizado estimaciones para algunos distritos para 2010, y en todos ellos en 2012. Las estimaciones se basan en predicciones utilizando un modelo autorregresivo con un retardo, ajustado para datos del período 2001-2011 o 2001-2009.

(5) Como resultado del muestreo aleatorio con reemplazamiento usando las perturbaciones estimadas en la primera etapa. Replicando de este procedimiento de muestreo, 1.000 veces en nuestro caso, produce una distribución de referencia bajo la hipótesis nula de aleatoriedad espacial en los residuos.

(6) Obsérvese que no hemos tomado logaritmos, con lo que las estimaciones de los parámetros no pueden interpretarse como elasticidades.

(7) Medido en miles de £.

(8) En este caso, la ratio entre efectos directos e indirectos tanto para la demanda como para la oferta es idéntica, tanto a largo como a corto plazo. Esta es una propiedad matemática del modelo. Elhorst (2014, p. 106) plantea otras especificaciones alternativas en las que no se mantiene esa igualdad. Sin embargo, nuestra especificación está fundada sobre la hipótesis enunciada en la sección anterior sobre los precios de la vivienda lo que nos remite al planteamiento inicial.

(9) Elhorst (2005) llega a un resultado similar en el sentido de que tener en cuenta la autocorrelación espacial en el término de error proporciona un mejor comportamiento predictivo.

BIBLIOGRAFÍA

Anselin, L. (1988), *Spatial Econometrics: Methods and Models*, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht.

Arellano, M., y S. Bond (1991), «Some tests of specification for panel data: Monte Carlo evidence and an application to employment», *Review of Economic Studies,* 58: 277-297.

Baltagi, B. H. (2013), *Econometric Analysis of Panel Data*, Wiley and Sons, Chichester.

Baltagi, B. H.; Fingleton, B., y A. Pirotte (2014a), «Spatial lag models with nested random effects: An instrumental variable procedure with an application to English house prices», *Journal of Urban Economics,* 80: 76-86.

— (2014b), «Estimating and forecasting with spatial dynamic panel model», *Oxford Bulletin of Economics and Statistics,* 76: 112-136.

Chamberlain, G. (1984), «Panel data», en Griliches, Z., and Intriligator, M., (eds.), *The Handbook of Econometrics*, Chapter 22, North-Holland, Amsterdam, pp. 1247-1318.

Elhorst, J. P. (2005), «Unconditional maximum likelihood estimation of linear and log-linear dynamic models for spatial panels», *Geographical Analysis,* 37: 85-106.

— (2014), *Spatial Econometrics: From Cross-Sectional Data to Spatial Panels*, Springer, Heidelberg.

Fingleton, B. (2015), «Spatial panels, UK house prices and the global crisis», paper presented at the *Fourteenth International Workshop of Spatial Econometrics and Statistics*, París.

Kapoor, M.; Kelejian, H. H., y I. R. Prucha (2007), «Panel data models with spatially correlated error components», *Journal of Econometrics,* 140: 97-130.

LeSage, J., y R. K. Pace (2009), *Introduction to Spatial Econometrics*, CRC Press, Londres.

Pesaran, M. H. (2015), *Time Series and Panel Data Econometrics*, Oxford University Press, Oxford.

Sevestre, P., y A. Trognon (1996), «Dynamic linear models», en Màtyàs, L. and Sevestre, P. (eds.): *The Econometrics of Panel Data: a Handbook of Theory with Applications*, Chapter 7, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, pp. 121-144.

LA IMPORTANCIA DE LOS EFECTOS ESPACIALES EN LA PREDICCIÓN DEL PRECIO DE LA VIVIENDA. UNA APLICACIÓN GEOESTADÍSTICA EN ESPAÑA

José-María MONTERO LORENZO
Gema FERNÁNDEZ-AVILÉS
Universidad de Castilla-La Mancha

Resumen

El precio de la vivienda es uno de los problemas que más preocupan a los agentes económicos participantes en el mercado inmobiliario español. Las estadísticas sobre precios de la vivienda en España no consideran los efectos espaciales (o mejor, espacio-temporales) inherentes a los precios de los bienes inmuebles. En este artículo se propone un enfoque geoestadístico de la predicción de precios de la vivienda. Dicho enfoque se ilustra mediante a) la elaboración de un geoíndice espacio-temporal de precios de vivienda en Toledo; y b) la creación de mapas de predicción de precios de la vivienda en Madrid mediante varias alternativas geoestadísticas meramente espaciales.

Palabras clave: precio de la vivienda, mercado inmobiliario, predicción, geoestadística, geoíndice.

Abstract

Housing price is one of the top concerns of participants in the Spanish real estate market. Housing price statistics in Spain do not take into account the spatial (or spatio-temporal) effects inherent to property prices. This article proposes a geostatistical approach to housing price prediction. Such an approach is illustrated by a) elaborating a spatio-temporal housing price geoindex in the city of Toledo; and b) creating housing prices prediction maps in the city of Madrid using a number of merely spatial geostatistics alternatives.

Key words: housing price, real estate market, prediction, geostatistics, geoindex.

JEL classification: C21, C23, C31, C53, R31.

I. INTRODUCCIÓN

1. El precio de la vivienda y su relevancia socioeconómica

DESDE el momento en que desde la perspectiva de la teoría económica la vivienda es considerada como un bien de primera necesidad –sin duda el bien de primera necesidad más caro de nuestra sociedad, pues constituye la principal decisión de inversión de una familia a lo largo de su vida– los precios de la vivienda adquieren una notoriedad que no alcanza, ni de lejos, ningún otro bien. Pero es que, además, el derecho a la vivienda es una pieza clave de los procesos de bienestar y, más específicamente, de cohesión social tan perseguidos por las sociedades modernas avanzadas.

Las anteriores características, que hacen tan especial un bien como la vivienda, han sido reconocidas a escala mundial en la Declaración Universal de los Derechos Humanos de 1948, a nivel europeo en la Carta Social Europea de 1961 (abierta a la firma en Turín el 18 de octubre de 1961) y en la revisión de la misma llevada a cabo en Estrasburgo en 1996, y en nuestro país en el art. 47 del Título 1 de la Constitución de 1978: «Todos los españoles tienen derecho a disfrutar de una vivienda digna y adecuada…».

Pero, además de lo anterior, desde el punto de vista macroeconómico, la importancia del sector de la construcción (y en particular del subsector de la vivienda) en la actividad económica en nuestro país es absolutamente clave, y no solo por su aportación al producto interior bruto (PIB), sino también por su carácter de sector impulsor de los demás sectores y por su especial incidencia en el empleo. Es cierto que tras cada corrección del mercado inmobiliario se propone un modelo de crecimiento de la economía española que no esté basado en el ladrillo, pero también es cierto que una y otra vez el ladri-llo, tan intensivo en mano de obra, directa e indirectamente, es quien se convierte en protagonista de los auges económicos de nuestro país. En su momento más bajo de los últimos años (en 2013), la construcción representaba el 7,8 por 100 del PIB español, porcentaje similar al de los primeros años de la década de los 2000, si bien inferior al casi 12 por 100 que llegó a alcanzar cuando la actividad inmobiliaria estaba en su punto álgido. Pero todo apunta, una vez más, a que la construcción ha

vuelto a aparecer en escena después de siete años de duro ajuste (Banco de España, 2015) y, como señalan Carbó y Rodríguez (2015), su papel en el crecimiento económico español será de nuevo, tarde o temprano, significativo. También desde la perspectiva macroeconómica, no se ha de olvidar, como ponen de manifiesto Martínez-Pagés y Maza (2003), que la vivienda es un componente fundamental de la riqueza de las familias y, por tanto, uno de los factores que contribuyen a explicar sus decisiones de gasto, por lo que su precio ocupa un lugar destacado entre los indicadores relevantes de estabilidad macroeconómica o financiera de un país. Dicho precio incluso pudiera condicionar las decisiones migratorias de los trabajadores, incidiendo así en los mercados laborales (García-Montalvo, 2001).

Por tanto, no es extraño que el precio de la vivienda siga siendo en la actualidad, a pesar de la corrección que ha experimentado tras el estallido de la burbuja inmobiliaria, uno de los problemas que más preocupan a la ciudadanía y a las autoridades económicas de nuestro país, si bien el precio de otros bienes inmuebles como los locales comerciales, oficinas, etc. también es de sumo interés para determinados estratos de la población.

2. Estadísticas de precios de la vivienda en España

A pesar de que el precio de la vivienda es una de las cuestiones que más preocupan a la ciudadanía española, las estadísticas sobre precios de la vivienda en España no han calado en la sociedad como hubiera sido deseable, quizá, entre otros motivos, porque requieran algunas mejoras entre las que se incluyen la consideración de los efectos espaciales (o mejor, espacio-temporales) inherentes a los precios de los bienes inmuebles. El Ministerio de Fomento elabora trimestralmente el precio medio de la vivienda tasada; el Instituto Nacional de Estadística (INE) elabora el índice de precios de vivienda (IPV); el Colegio de Registradores de la Propiedad, Bienes Muebles y Mercantiles de España, en su Estadística Registral Inmobiliaria, publica anualmente, y a escala nacional, el Índice de Precios de la Vivienda de Ventas Repetidas (IPVVR); el Consejo General del Notariado elabora, a nivel de comunidad autónoma, series mensuales del precio de la vivienda libre, de protección oficial y de la relación entre ambos; y algunas sociedades tasadoras, agencias inmobiliarias y portales inmobiliarios presentan con regularidad precios medios basados en sus propios registros.

El precio medio de la vivienda tasada elaborado por el Ministerio de Fomento es, simplemente, el precio medio de alrededor de 300.000 tasaciones, que son las que vienen realizándose cada año. Por consiguiente, no promedia precios de mercado, sino precios estimados por los tasadores. La máxima desagregación geográfica con la que se publican dichos precios corresponde a los municipios con más de 25.000 habitantes. El precio del metro cuadrado de la vivienda (sea libre o de protección oficial) ofrecido por el Consejo General del Notariado se construye también como una simple media aritmética de los precios individuales en las operaciones recogidas por los notarios. Las sociedades tasadoras, las agencias inmobiliarias y los portales inmobiliarios también utilizan como estimador una simple media aritmética, que, como se comentará más adelante, no es precisamente un estimador deseable en presencia de dependencia espacial.

El IPV elaborado por el INE (del tipo Laspeyres encadenado) se alimenta de los valores y superficies declarados en las escrituras formalizadas ante notario; por consiguiente, supuestamente recoge el precio de mercado del metro cuadrado de vivienda. Y decimos «supuestamente» porque la componente de mercado negro en el sector inmobiliario no puede calificarse precisamente de desdeñable, y no es constante en el tiempo. Sin embargo, el índice no se elabora directamente a partir de las medias de dichos precios relativos en dos instantes de tiempo, sino que es el resultado de una regresión hedónica de los precios observados sobre un conjunto de testigos de las viviendas; con ello se persigue la eliminación de los cambios en los precios derivados de variaciones en las características de las viviendas muestreadas. Desafortunadamente, el índice publicado por el INE es agregado, perdiendo prácticamente toda su utilidad. Además, como su propia metodología indica, se trata de un indicador concebido únicamente para establecer comparaciones en el tiempo. No entra dentro del ámbito del mismo la medición de los niveles de precios. Por tanto, no permite establecer comparaciones espaciales de dichos niveles.

El IPVVR elaborado por el Colegio de Registradores se construye a partir de los registros de aquellas viviendas que han sido vendidas por lo menos dos veces dentro del período de estudio. La ventaja de este método radica en el hecho de que, al utilizar información de las mismas unidades en dos momentos del tiempo, las características físicas del bien (localización, superficie, tipología…) sobre el que se calcula la evolución del precio se mantienen

homogéneas, con lo cual se elimina una de las principales limitaciones de las metodologías basadas en la utilización de precios medios, que no controlan la evolución de la calidad de las viviendas y no proporcionan, por tanto, índices de calidad constante. La principal desventaja es que el mercado de la vivienda no tiene la profundidad deseable para que el número de compra-ventas repetidas sea suficiente cara a la representatividad de las estimaciones de precios (o de su evolución) que proporciona.

Ahora bien, como ya se puso de manifiesto en Montero (2004): a) a un potencial comprador, a un constructor, a un promotor o, en general, a un ciudadano interesado por las cuestiones del mercado de la vivienda, ¿le sirve de algo conocer un precio tan genérico como el que hace referencia a toda una capital de provincia o a toda una comunidad autónoma? ¿O una tasa de variación, como es el caso del IPV elaborado por el INE? ¿Es útil para las autoridades con responsabilidad fiscal en materia inmobiliaria? ¿Ayuda en el éxito potencial de la política de vivienda? La respuesta a todas estas cuestiones es negativa. Quizá por ello su escasa popularidad entre la ciudadanía; b) en caso de considerar de utilidad una información tan genérica, ¿se puede aceptar como realista? En otros términos, ¿la metodología utilizada para llevar a cabo tal estimación es estadísticamente correcta? La respuesta vuelve a ser negativa.

3. El factor espacial (o espacio-temporal) y el precio de la vivienda

Precisamente en lo que a la última cuestión planteada en el epígrafe anterior se refiere, es necesario poner de manifiesto que ninguno de los indicadores de precios de la vivienda que se elaboran en nuestro país tiene en cuenta la Primera Ley de la Geografía (o Principio de Autocorrelación Espacial) formulada por Tobler (1970): «Todas las cosas están relacionadas entre sí, pero las cosas más próximas están más relacionadas que las que están más distantes». Tampoco tienen en cuenta las consecuencias predictivas de la extensión espacio-temporal de dicho principio de autocorrelación, que se ha popularizado enormemente en los últimos años al albur de los desarrollos teóricos e informáticos y del incremento en la potencia computacional. La existencia, e importancia, de la autocorrelación espacial de los precios de la vivienda, y de su estructura, está perfectamente comprobada en la literatura económica sobre la cuestión, desde los trabajos iniciales de Granelle (1970) y Gigou (1982) hasta los más recientes, alguno de los cuales incorpora cuestiones de autocorrelación espacio-temporal, de Osland (2010), Montero, Larraz y Páez (2009), Montero y Larraz (2011, 2012), Banzhaf y Farooque (2012), Kuntza y Helbichab (2014), Widłak, Waszczuk y Olszewski (2015) y Pijnenburg (2015), entre otros. Es más, las propias características de la vivienda muestran una significativa correlación espacial (espacio-temporal), aspecto que tampoco se puede obviar (véanse a estos efectos los trabajos de Basile, *et al.,* 2014, y Montero, Fernández-Avilés y Mínguez, 2015). Y, como señalan Banzhaf y Farooque (2012), entender la variabilidad espacial de los precios de la vivienda juega un papel crucial en importantes cuestiones como el coste de la vida, los índices de calidad de vida, estudios sobre bienes públicos y la movilidad geográfica de las familias, entre otras.

Por consiguiente, ni los precios de la vivienda que alimentan los indicadores del Ministerio de la Vivienda, del INE, del Colegio de Registradores de la Propiedad, Bienes Muebles y Mercantiles de España, de las sociedades tasadoras y de los portales inmobiliarios, son espacial o espacio-temporalmente independientes, ni lo son las características de dichas viviendas que intervienen en la corrección hedónica o en el modelo hedónico en sí mismo.

Las consecuencias de no tener en cuenta dichas dependencias espaciales o espacio-temporales, así como de determinar erróneamente la estructura semivariográfica, de vecindad, o de cualquier otro tipo, que gobierna tales dependencias, son ciertamente perversas. De acuerdo con Montero, Fernández-Avilés y Mateu (2015), los precios medios elaborados por el Ministerio de Fomento, el Colegio de Registradores, las sociedades tasadoras y los portales inmobiliarios, son un estimador insesgado y consistente del precio medio poblacional, pero su varianza está ciertamente infraestimada (en el supuesto realista de que la autocorrelación es de carácter positivo) y, por tanto, la media muestral ya no es el estimador de mínima varianza. Además, en presencia de correlación positiva en los precios de la vivienda, la cuasivarianza de los precios muestrales es un estimador sesgado de la varianza poblacional de dichos precios, lo cual exacerba la infraestimación anteriormente aludida. Como consecuencia de esta infraestimación, en el marco de la estimación, los intervalos de confianza realmente son de una confianza menor que la que se les supone (o tienen una amplitud superior a la que se obtiene cuando se consideran independientes los precios de los bienes inmuebles). En el marco del contraste, la región

crítica es más corta, y la potencia de los contrastes es menor, que la que se obtiene bajo el supuesto de independencia. Por consiguiente, obviar la dependencia espacial positiva inherente en los precios de la vivienda lleva a rechazos indeseados de la hipótesis nula. En caso de utilizar un promedio de precios como indicador del promedio de un área, debería utilizarse la denominada media *krigeada* propuesta por la geoestadística (véase Wackernagel, 2003, o, más recientemente, Montero, Fernández-Avilés y Mateu, 2015).

La no consideración de la correlación espacial positiva de los precios de la vivienda y/o de las principales características del inmueble también provoca perversas consecuencias en las predicciones obtenidas de las regresiones hedónicas. En primer lugar, dependiendo de la naturaleza de dicha autocorrelación espacial, las estimaciones del modelo podrán ser sesgadas, inconsistentes o ineficientes. En segundo lugar, y sobre todo, estima incorrectamente (normalmente infraestima) los impactos de los cambios en los regresores sobre el precio de la vivienda, pues solo tiene en cuenta los efectos directos, y no los *spillovers* que surgen como consecuencia del proceso de autocorrelación. Por tanto, las regresiones hedónicas del precio de la vivienda deberían ser espaciales (y mejor espacio-temporales) con autocorrelación en la variable respuesta (modelos espaciales autorregresivos o *SAR models* en la terminología de Anselin, 1988) o tanto en la variable respuesta como en alguna de las covariables (modelos de Durbin espaciales). Adicionalmente, cabe formularse las siguientes preguntas: además de autocorrelación espacial, ¿en los procesos de precios de vivienda existe heterogeneidad espacial? Y si es así, ¿cómo debe incluirse en un modelo hedónico espacial? Además, ¿las relaciones de las variables explicativas con el precio de la vivienda son lineales? Si no lo son, y a juzgar por la literatura sobre la cuestión parece que así es (véanse los recientes trabajos de Basile, Durbán, Mínguez, Montero y Mur, 2014, y Montero, Fernández-Avilés y Mínguez, 2015), las regresiones hedónicas de precios de vivienda no deberían incluir covariables sino funciones de ellas; es decir, deberían tener carácter no paramétrico.

Precisamente, la heterogeneidad espacial parece constituir otro de los hechos estilizados de los precios de los bienes inmuebles en general, y de la vivienda en particular, que al abordarse desde un punto de vista continuo (parece lo lógico en el caso de los precios de los bienes inmuebles) ha dado lugar a diversas formas de modelización local y, en particular, a la regresión geográficamente ponderada (RGP). Evidentemente, la no consideración de la heterogeneidad espacial también tiene perversas consecuencias en la estimación de los precios de la vivienda (sesgadez de los parámetros estimados, predicciones subóptimas, niveles de significación erróneos, etc.).

4. Geoestadística y precios de vivienda

Hechas las consideraciones teóricas anteriores, además, a efectos prácticos, resultaría de mucha mayor utilidad poder predecir el precio de la vivienda en cualquier lugar de una ciudad o de una zona de ésta, para unas características dadas del inmueble. Es lo que a un ciudadano, potencial comprador o vendedor de una vivienda, a una agencia o portal inmobiliario le interesa. Es más, sería de especial interés que dichas predicciones estuviesen automatizadas de tal manera que una vez incluidas la localización y principales características de la vivienda, dicho sistema proporcionase la predicción del precio de la misma. No sería la primera vez que se configurase dicho sistema, pues Gámez, Montero y García (2000) ya lo diseñaron y pusieron en práctica para predecir precios de vivienda en la ciudad de Albacete.

En el caso de bienes inmuebles como locales comerciales, oficinas, etc., de indudable relevancia en la actividad económica, la situación es aún peor: no existen estadísticas oficiales y raramente se puede disponer de información extraoficial. Además, cuando se puede acceder a ella, su tamaño es muy escaso. Sin embargo, ello no resulta un impedimento insalvable para llevar a cabo predicciones de precios puntuales o medios de locales comerciales, oficinas, etc., ya que se puede aprovechar la correlación existente entre los precios de los bienes inmuebles de distinta naturaleza para «ampliar» el tamaño de muestra. Así, por ejemplo, se pueden utilizar precios de vivienda (sobre los que se dispone de bastante información) para mejorar las predicciones de, digamos, precios de locales comerciales, aprovechando las dependencias espaciales cruzadas entre los precios de éstos y los de la vivienda (o cualquier otro tipo de inmueble del que se tenga suficiente información y cuyos precios estén estrechamente correlacionados con los de los locales comerciales).

En definitiva, resulta evidente que los precios de los bienes inmuebles son un claro caso de autocorrelación espacial, por lo que su predicción no puede quedar ajena a la utilización de los nuevos

procedimientos cuantitativos que incorporan el espacio (y el espacio-tiempo) en los procesos de estimación y predicción.

El aprovechamiento de las dependencias espaciales o espacio-temporales inherentes en los precios de la vivienda a la hora de la predicción de los mismos, en un lugar puntual o un área geográfica concreta (normalmente un municipio), se puede llevar a cabo desde tres grandes paradigmas: el de la econometría espacial, el de los modelos de regresión locales (o geográfico) y el de la geoestadística. A la descripción, necesariamente breve, de los modelos aportados por dichos paradigmas se dedica por entero la siguiente sección, si bien este artículo se centra en la perspectiva geoestadística, quizás menos conocida que las otras dos, y desde la cual han surgido en los últimos años interesantes desarrollos espacio-temporales. La geoestadística utiliza únicamente información sobre la variable de interés (en el caso que nos ocupa, precio por metro cuadrado de la vivienda) y no echa mano (al menos explícitamente) de «covariables explicativas» (en nuestro caso, las principales características de la vivienda), a veces difíciles de obtener o con muchos errores de medida (1). No obstante, centrándonos en el caso que nos ocupa, algunos procedimientos de la geoestadística permiten el cálculo de la deriva del precio de la vivienda sobre un área, bien sea sobre la base de las coordenadas espaciales o de las características de la vivienda, o de ambas, mediante un procedimiento de regresión, y, posteriormente, del residuo espacialmente correlacionado, con lo cual, de alguna manera, la geoestadística presenta puntos comunes con los otros dos paradigmas. Otra ventaja que presenta el enfoque geoestadístico es que permite obtener, de forma sencilla, tanto la predicción puntual (en una localización no observada) como por bloques (el promedio de un área no observada, digamos un barrio, distrito, incluso una ciudad). Finalmente, señalar que, como se avanzó anteriormente, la geoestadística sería de gran utilidad para la elaboración de índices de precios de inmuebles distintos de la vivienda mediante las técnicas de *cokrigeado,* al sacar un enorme provecho de las dependencias espaciales cruzadas entre los precios de la vivienda y los de otros bienes inmuebles menos observados (caso de las oficinas, locales comerciales, etc.) en un contexto de heterotopía parcial.

Dicho lo anterior, esta contribución se articula como sigue. En la segunda sección se comentan brevemente los fundamentos y principales especificaciones de los paradigmas: i) de la econometría espacial; ii) de la modelización local; y iii) de la geoestadística, para la predicción de los precios de la vivienda. Se hará especial hincapié en la exposición de los rudimentos básicos del *krigeado,* herramienta de la geoestadística que proponemos para la estimación de precios de bienes inmuebles. En la tercera sección se llevan a cabo dos aplicaciones prácticas. En primer lugar, se elaboran los índices geoestadísticos espacio-temporales (también denominados *índices krigeados* o, mejor, *geoíndices*) del precio de la vivienda en Toledo en el período 1995-1999. En segundo lugar, se utilizan los procedimientos geoestadísticos meramente espaciales para construir el mapa de precios de vivienda de la ciudad de Madrid en el primer trimestre de 2010. Lamentablemente, en este último caso, la predicción tiene que ser únicamente espacial por no estar a disposición de los autores información de carácter espacio-temporal. De hecho, la base de datos que se utiliza en este artículo tuvo que ser creada ex profeso por los propios autores. En la última sección, se exponen las principales conclusiones que se derivan de este trabajo y algunas líneas de investigación futuras que los autores consideran de interés.

II. PRINCIPALES ALTERNATIVAS METODOLÓGICAS ESPACIALES PARA LA PREDICCIÓN DE PRECIOS DE VIVIENDA

1. El paradigma de la econometría espacial

Los primeros modelos lineales espaciales aportados por el paradigma econométrico (la mayoría de ellos popularizados en el texto pionero de Anselin, 1988) son modelos espaciales autorregresivos globales (en contraposición a la consideración de efectos locales). Dichos modelos incluyen autocorrelación espacial: i) en la variable respuesta (2) (modelo lineal espacial, SLM) (3); ii) en el término de error (modelo SEM); iii) o en ambos (modelo espacial general, GSM); iv) o en la variable respuesta y en las covariables explicativas (modelo espacial de Durbin, SDM); y v) o en las variables explicativas y en el término de error (modelo espacial de Durbin con autocorrelación en el error, SDEM) (4).

Los modelos anteriores han sido recientemente ampliados mediante la inclusión de una deriva espacial calculada mediante *splines* penalizados, dando lugar a la familia de modelos econométricos espaciales con PSSD, acrónimo de *penalized splines spatial drift* (véase Montero, Mínguez y Durbán, 2012). Tales extensiones se obtienen sin más que incluir en ellos un término de deriva espacial, $f(s_1,s_2)$, donde

s_1 y s_2 representan la longitud y latitud geográfica del lugar donde está enclavada la vivienda. De esta forma, estos nuevos modelos no solo capturan la autocorrelación espacial existente en los precios de vivienda, sino también la heterogeneidad espacial. Los detalles sobre la estimación de este tipo de modelos pueden verse en Montero, Mínguez y Durbán (2012) y en Montero, Fernández-Avilés y Mínguez (2015).

En la actualidad, para contemplar la posibilidad de que las relaciones entre la variable respuesta y las covariables exógenas sean de carácter no lineal (al menos algunas de ellas), en los modelos econométricos espaciales con PSSD se está trabajando en la sustitución de las covariables (o algunas de ellas) por datos funcionales o funciones suaves de las mismas (términos GAM), dando lugar a la familia de modelos econométricos espaciales-PSSD-GAM, que capturan no solo la autocorrelación y heterogeneidad espacial, sino también la no linealidad. En el caso de los precios de vivienda, la anteriormente mencionada posibilidad constituye una sospecha fundada. Por el momento, se han obtenido resultados en el caso del PSSD-GAM-SLM y del PSSD-GAM-SDEM (véase Montero, Fernández-Avilés y Mínguez, 2015) (5).

2. El paradigma de los modelos locales

La literatura sobre modelos locales de precios de vivienda, paramétricos y no paramétricos, que capturan la heterogeneidad espacial, también es ciertamente abundante. Y es que la heterogeneidad espacial también parece ser un hecho estilizado de los precios de los bienes inmuebles (véase, por ejemplo, Helbich, *et al.,* 2013a, b). Como señalan Helbich, *et al.* (2013b), dependiendo de si las unidades espaciales están o no predefinidas, la heterogeneidad espacial puede abordarse desde el punto de vista discreto (modelos de efectos fijos y aleatorios, modelos multinivel) o continuo (regresión polinomial, filtro espacial adaptativo, modelo de coeficientes aleatorios, modelo de expansión espacial y modelos locales, generalmente ponderados). En el caso de los precios de los bienes inmuebles, la heterogeneidad espacial se ha abordado masivamente desde la perspectiva continua, y el instrumento generalmente utilizado ha sido la modelización local ponderada y, en particular, la RGP. Algunos ejemplos son Pavlov (2000), Yu (2006) y Manganelli, *et al.* (2014).

Siguiendo a Fotheringham, Brunsdon y Charlton (2002), para llevar a cabo una RGP se construye una malla de puntos de regresión sobre el área objeto de estudio, se define un conjunto de regiones (una por punto de regresión) y se lleva a cabo la correspondiente regresión en cada uno de los puntos de la malla sobre la base de los datos de la región que lo comprende. El resultado es un conjunto de estimaciones paramétricas, una por punto de regresión. A diferencia de la conocida como *moving window regression* (MWR), y para mejor representación de los procesos espaciales continuos, en la RGP cada dato observado se pondera en el proceso de regresión inversamente a su distancia al punto de regresión, utilizándose normalmente como función de ponderación un kernel espacial gaussiano. En términos formales, la RGP no es más que una extensión del modelo de regresión tradicional que permite la estimación de parámetros a escala local (proporciona mapas de valores paramétricos) en vez de a nivel global. Los detalles sobre la estimación de estos modelos, propiedades de los estimadores, errores estándar locales, elección de la función de ponderación espacial, etc., pueden verse en Fotheringham, Brunsdon y Charlton (2002).

Como era de esperar, en el campo de la modelización local ha habido incursiones exitosas en la incorporación no solo del espacio, sino también del tiempo, y la interacción entre ambos. Un ejemplo en el ámbito de los precios de vivienda es Huang, Wub y Barry (2010).

3. El paradigma geoestadístico

Sean $X(\boldsymbol{s}_1)$, $X(\boldsymbol{s}_2)$, ..., $X(\boldsymbol{s}_n)$ los precios de n viviendas ubicadas en las localizaciones $\boldsymbol{s}_1$, $\boldsymbol{s}_2$, ..., $\boldsymbol{s}_n$ de una determinada área geográfica. La filosofía del paradigma geoestadístico a la hora de estimar el precio de la vivienda en una localización no observada, s_0, o de estimar el precio medio de la vivienda en un área geográfica de interés (municipio, provincia, región, país), tiene la misma lógica que la que utilizan los agentes económicos. Cuando un potencial comprador o vendedor de una vivienda, o un tasador, pretende evaluar el precio de una vivienda ubicada en una determinada localización, el procedimiento que utiliza es la observación de los precios de las viviendas similares en el entorno de dicha localización. En realidad, el procedimiento mental (o calculístico) que utiliza es el de promediar los precios de dichas viviendas. Y como este procedimiento tiene una lógica aplastante, no debe ser modificado. Lo único que se puede cuestionar es si, en el proceso de promediación, las ponderaciones

de los precios de las viviendas vecinas tienen que ser iguales o, por el contrario, unas deben tener mayor ponderación que otras. Lo que los agentes económicos suelen hacer es utilizar ponderaciones iguales, pero ya vimos en el epígrafe precedente los peligros que esta decisión conlleva. Superada esta cuestión (las ponderaciones no tienen por qué ser iguales), el estimador del precio de la vivienda (en un punto o en un área) propuesto desde la disciplina geoestadística es $\hat{X}(\boldsymbol{s}_0)=\sum_{i=1}^{n}\lambda_i X(\boldsymbol{s}_i)$.

Las ponderaciones, λ_i, se obtienen de tal manera que el estimador resultante sea óptimo, en el sentido de insesgadez y mínima varianza del error de estimación. Y ello en un contexto en el que se supere la condición de independencia de las variables que representan el precio de la vivienda en cada localización, ya que, como se avanzó anteriormente, la correlación espacial de carácter positivo de los precios de los bienes inmuebles está suficientemente contrastada.

En el caso habitual en el que el proceso estocástico que gobierna los precios de la vivienda no sea estacionario, el vector de ponderaciones correspondiente al punto no observado $\boldsymbol{s}_0$, resultante de la minimización de la varianza de estimación sujeta a las condiciones de insesgadez, viene dado por el denominado sistema de ecuaciones sistema de *krigeado* universal (6) (KU):

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^{n(\boldsymbol{s}_0)}\lambda_j\gamma_e(\boldsymbol{s}_1-\boldsymbol{s}_j)+\sum_{h=1}^{p}\alpha_h f_h(\boldsymbol{s}_1)=\gamma_e(\boldsymbol{s}_i-\boldsymbol{s}_0),\ \forall i=1,\ldots,n(\boldsymbol{s}_0) \\ \sum_{i=1}^{n(\boldsymbol{s}_0)}\lambda_j f_h(\boldsymbol{s}_i)=f_h(\boldsymbol{s}_0),\ \forall h=1,\ldots,p \end{cases} \qquad [1]$$

donde $n(\boldsymbol{s}_0)$ indica el número de observaciones vecinas al punto de estimación que entran en el proceso de estimación, $\sum_{h=1}^{p}\alpha_h f_h(\boldsymbol{s}_i)$representa la expresión local de la deriva en el entorno de $\boldsymbol{s}_i$, siendo $\{f_h(\boldsymbol{s}),\ h=1,\ldots,p\}$ funciones conocidas (monomios de las coordenadas) y linealmente independientes, α_h coeficientes constantes, pero obtenidos con vecindad móvil y que pueden diferir de una vecindad a otra, y p el número de términos empleados en la aproximación de la deriva. La distancia entre los puntos observados en la vecindad de $\boldsymbol{s}_0$ viene dada por $\boldsymbol{s}_i$-$\boldsymbol{s}_j$, y aquella entre éstos y el punto observado es $\boldsymbol{s}_i$-$\boldsymbol{s}_0$. γ_e representa el semivariograma de los residuos resultantes de restar el valor de la deriva (que no se estima explícitamente) a los valores observados (precios de vivienda disponibles), y no de los valores observados en sí mismos, lo cual constituye una seria limitación del procedimiento (7).

La varianza de predicción KU viene dada por:

$$V\left[\hat{X}(\boldsymbol{s}_0)-X(\boldsymbol{s}_0)\right]=\sum_{i=1}^{n(\boldsymbol{s}_0)}\lambda_i\gamma_e(\boldsymbol{s}_i-\boldsymbol{s}_0)+\sum_{h=1}^{p}\alpha_h f_h(\boldsymbol{s}_0). \qquad [2]$$

La literatura geoestadística ha aportado varias soluciones al problema del desconocimiento de γ_e, como suponer que $\gamma_X\approx\gamma_e$ en un entorno de estimación pequeño, ya que, en este caso, la deriva no puede cambiar mucho. Sin embargo, en la práctica, se ha optado por alternativas al KU como:

i) El *krigeado* con deriva externa (KDE), que en vez de utilizar monomios de las coordenadas en las ecuaciones de KU, define la deriva externamente a través de algunas variables auxiliares que se suponen conocidas en los mismos puntos en los que se conoce la variable principal (si no fuera así, es decir, si se tuviese una situación heterotópica en lo que a las variables auxiliares se refiere, debería utilizarse *cokrigeado,* la versión multivariante del *krigeado*).

ii) El *krigeado* residual (KR), también conocido como *regression kriging* o *kriging after detrending*, que supone conocida la forma de la deriva (en base a conocimientos preexistentes), la estima en el punto objeto de estimación, obtiene los residuos (supuestamente estacionarios) por diferencias, determina el semivariograma permisible que se supone gobierna el proceso estocástico a partir del semivariograma experimental de dichos residuos, lleva a cabo una estimación *krigeada* ordinaria (supone la media nula) de ellos en el punto de estimación y la suma a la de la deriva, obteniendo así la estimación deseada.

Como apuntan Hengl, Heuvelink y Stein (2003), KU, KR y KDE son matemáticamente equivalentes si los *inputs* que los alimentan son los mismos. Por tanto, la diferencia está en la definición, es decir en tales *inputs,* y en la metodología que usan. El KDE incluye variables externas en el sistema de ecuaciones de *krigeado,* y la dificultad estriba en que no se conoce (ni se puede estimar a partir de componentes observables) el semivariograma de los residuos. Lo mismo pasa en el KU (que incluye funciones paramétricas de coordenadas en dicho sistema). En el KR el problema es que los coeficientes de la deriva no son insesgados en presencia de residuos correlacionados espacialmente. Sin embargo, hay que señalar que el KR tiene la ventaja de acomodar

distintos tipos de regresión (estratificación, modelos aditivos generalizados, árboles de regresión, etc.) y de permitir la interpretación por separado de la deriva y la componente residual, cosa que no ocurre en el KU y el KDE puesto que los coeficientes de ambas se estiman a la vez.

En caso de estimación de precios medios a escala provincial, regional e incluso nacional, dicha media debe ser obtenida por el procedimiento de *krigeado de la media* (KM) (véase Montero, Fernández-Avilés y Mateu, 2015). El estimador de la misma es una media ponderada de todas las observaciones en el área, y las ponderaciones de las mismas, λ_i, se obtienen del sistema de ecuaciones de KM:

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^{n} \lambda_j C(\boldsymbol{s}_i - \boldsymbol{s}_j) - \alpha = 0, \ \forall i = 1, \ldots, n \\ \sum_{j=1}^{n} \lambda_j = 1 \end{cases}, \qquad [3]$$

que viene expresado en términos de la función de covarianza, $C(\boldsymbol{s}_i - \boldsymbol{s}_j)$, que, en el caso estacionario, solo depende de la distancia entre las observaciones. La varianza del error de estimación viene dada por α. La extensión espacio-temporal del sistema de ecuaciones de KM es inmediata, sin más que sustituir los términos covariográficos meramente espaciales por los correspondientes términos espacio-temporales $C(\boldsymbol{s}_i - \boldsymbol{s}_j, t_i - t_j)$.

Antes de finalizar estas disquisiciones geoestadísticas teóricas, queremos dejar bien patente que:

1. El procedimiento de *krigeado* habitual en la investigación sobre precios de vivienda es el *krigeado* ordinario (KO), que requiere la estacionariedad, al menos intrínseca, de los mismos. Pero la utilización de este procedimiento pudiera ser cuestionable, por cuanto dicha estacionariedad parece no verificarse. Además, su aplicación debería llevarse a cabo sobre el mismo tipo de viviendas (lo cual exige la estratificación de la muestra, si es que el tamaño de ésta lo permite), o sobre las denominadas viviendas «equivalentes», es decir, de similares características (véase Montero y Larraz, 2006, en lo que se refiere a la transformación de las viviendas de la muestra en viviendas equivalentes). De esta manera, el correspondiente efecto espacial queda aislado (en este caso la autocorrelación espacial) y puede recogerse mediante el procedimiento de *krigeado* correspondiente. Este modo de actuar se correspondería con el KR si la ecuación de la deriva incorpora, además de las coordenadas, las características individuales y de área de las viviendas (que, a su vez, por lo menos las segundas, recogerían parte de la heterogeneidad espacial existente en el proceso de precios de vivienda). Si no se lleva a cabo la estratificación de la muestra o la equiparación de las viviendas contenidas en la misma, la intensidad y forma de la autocorrelación espacial de los precios de vivienda estaría contaminada por los efectos de las características anteriormente mencionadas.

2. En el KU, la deriva (que capturaría la heterogeneidad espacial) se considera local y es solo función de la localización geográfica de las viviendas. Por consiguiente, la capacidad de este tipo de deriva de sustituir a la estratificación o equiparación de las viviendas de la muestra depende de la intensidad de la relación entre las características de la vivienda y el emplazamiento de las mismas, que suele ser discutible. Por otra parte, la captura de la autocorrelación espacial se lleva a cabo en base a un semivariograma de componentes no observables.

3. Si en la deriva del KDE se incluyen también las características individuales de las viviendas (antigüedad, superficie construida, garaje, etc.), el KDE podría ser un buen candidato para la predicción de sus precios. La deriva externa, al considerarse local, recogería gran parte de la heterogeneidad espacial, sobre todo si entre las covariables figuran las características de área de la vivienda (también podría considerarse la inclusión de la deriva interna vía coordenadas espaciales).

III. APLICACIONES PRÁCTICAS

1. Elaboración de geoíndices espacio-temporales de precios de vivienda. Una aplicación a la ciudad de Toledo

Ante la imposibilidad manifiesta de que un investigador particular disponga de una base de datos espacio-temporal de precios de vivienda, para ilustrar la elaboración de geoíndices espacio-temporales de los mismos (precio medio por metro cuadrado) hemos recurrido a la información relativa al precio de las viviendas tasadas, tanto nuevas como usadas, en Toledo capital, para una referencia temporal de cinco años (veinte trimestres), 1995-1999 (8). Se comparan las estimaciones proporcionadas por la antigua Subdirección General de Información y Estadística del Ministerio de Fomento en la publicación *Índice de precios de las viviendas. Estadística de precio medio del m² (datos obtenidos de las tasaciones hipotecarias)* con las derivadas

del estimador *krigeado* meramente espacial de la media, obtenidas en Montero (2004), y con las que proporciona el *krigeado* espacio-temporal de la media. Para la construcción de geoíndices relativos a precios de otros bienes inmuebles (oficinas, locales comerciales, etc.), que exigen técnicas de *cokrigeado,* véase Montero, Larraz y Páez (2009).

Debido al secreto estadístico, no se dispone de la localización exacta de las viviendas en los códigos postales a los que pertenecen; no obstante, ello no es impedimento para evaluar las consecuencias de obviar las dependencias espaciales o espacio-temporales inherentes a los precios de vivienda, por cuanto el resultado obtenido mediante la metodología ministerial sería exactamente el mismo fuese cual fuese la ubicación de los inmuebles. En consecuencia, la información disponible se dispuso de tal forma que cubriese la superficie de los códigos postales correspondientes, de manera que los resultados fuesen comparables con los de la estadística ministerial (9). Los covariogramas espaciales utilizados para los distintos códigos postales de Toledo capital pueden verse en Montero (2004). En el caso espacio-temporal se ha utilizado la función espacio-temporal no separable de Gneiting (2002), una función de covarianza suficientemente general como para ser válida en el caso de precios inmobiliarios:

$$C(\mathbf{h},\tau,\theta)=\frac{\sigma^2}{(a\tau^{2\alpha}+1)}\exp\left(\frac{-c\mathbf{h}^{2\delta}}{(a\tau^{2\alpha}+1)^{\beta\delta}}\right),\ (\mathbf{h},\tau)\in\mathbb{R}^d\times\mathbb{R},\ [4]$$

donde a y c son dos parámetros positivos de escalamiento espacial y temporal, respectivamente, y σ^2es la varianza *a priori* del proceso estocástico; δ y α son dos parámetros de suavizado espacial y temporal, respectivamente, que toman valores en (0, 1]; y β es el parámetro de interacción espacio-temporal, cuyo campo de variación es [0, 1]. Mayores β implican mayor grado de dependencia espacio-temporal (no separable) en el proceso objeto de estudio.

Con el fin de aislar la componente espacial de los precios por metro cuadrado de las viviendas, en Montero (2004) se procedió a la estimación, mediante un análisis de la varianza, de los efectos de los niveles de las características «estado de la vivienda», «superficie» y «tenencia o no de garaje» sobre los mismos. Una vez obtenida la clase de viviendas equivalentes (viviendas sin garaje, reformadas o nuevas y de 65 a 120 m^2), es de esperar que la única fuente de variación de los precios de las mismas sea su ubicación geográfica. Una vez obtenida la estimación *krigeada* de las viviendas equivalentes, deberán incorporarse los efectos de los testigos «estado de la vivienda», «superficie» y «tenencia o no de garaje» al precio estimado.

En lo que se refiere a la estimación *krigeada* de los precios de las viviendas equivalentes, con los covariogramas meramente espaciales se llevó a cabo la resolución de 140 sistemas de ecuaciones de *krigeado* de la media (uno para cada código postal y trimestre de los cinco años de la simulación). Con la función de covarianza espacio-temporal no separable de Gneiting se procedió al *krigeado* espacio-temporal de la media en los siete códigos postales de la ciudad. El procedimiento de agregación de las medias trimestrales de los códigos postales para generar la media anual de la ciudad es, lógicamente, el mismo que utiliza el Ministerio. La estimación de los ponderadores de los estimadores *krigeados* espaciales y espacio-temporales de la media se realizó mediante la programación de las rutinas pertinentes en lenguaje R (R Core Team, 2015).

En el cuadro n.º 1 se exponen las estimaciones espaciales y espacio-temporales anuales del precio medio de la vivienda en Toledo capital, junto con las proporcionadas por el Ministerio de Fomento, así como el índice y los geoíndices espaciales y espacio-temporales del precio de la vivienda en Toledo en la referencia temporal considerada.

Como puede apreciarse, la metodología ministerial arroja precios medios inferiores a los aportados por la metodología del *krigeado* de la media, como consecuencia, entre otras cosas, de no tener en cuenta la correlación espacial existente entre los precios de las viviendas. Éstos, a su vez, son inferiores a los que se obtienen cuando se consideran las interacciones espacio-tiempo. La evolución relativa del precio del metro cuadrado de la vivienda también depende fuertemente de si se utiliza un índice, un geoíndice espacial o un geoíndice espacio-temporal. Lo importante, en todo caso, es que en presencia de correlación espacio-temporal, la estimación *krigeada* de la media nos aleja de los resultados proporcionados por el antiguo estimador ministerial (la media aritmética) y, en consecuencia, genera una serie de precios de vivienda distinta.

2. Predicción geoestadística de precios de vivienda en la ciudad de Madrid

En esta subsección se centra la atención en otro aspecto de vital interés para los agentes participan-

CUADRO N.º 1

PRECIO MEDIO DEL METRO CUADRADO DE LA VIVIENDA LIBRE. ÍNDICE Y GEOÍNDICES DEL PRECIO DEL METRO CUADRADO. TOLEDO CAPITAL. 1995-2000

AÑO	*ESTIMACIÓN MINISTERIAL*	*ESTIMACIÓN KRIGEADA ESPACIAL*	*ESTIMACIÓN KRIGEADA ESPACIO-TEMPORAL*	*DIFERENCIA*	*ÍNDICE*	*GEOÍNDICE ESPACIAL*	*GEOÍNDICE ESPACIO-TEMPORAL*
1995	582,01	632,28	648,3	50,18	100,00	100,00	100,00
1996	577,73	647,64	672,6	69,91	99,25	102,43	103,74
1997	586,42	639,76	658,9	53,34	100,74	101,18	101,63
1998	625,14	650,67	699,3	25,43	107,39	102,91	107,87
1999	652,89	706,79	715,4	53,09	112,16	111,78	110,35

Fuente: Elaboración propia a partir de la información suministrada por la Dirección General de Programación Económica y Presupuestaria del Ministerio de Fomento y Montero (2004).

tes en los mercados inmobiliarios: la predicción (en nuestro caso, desde la perspectiva geoestadística) de precios de bienes inmuebles. Para ello, se ha utilizado una base de datos, creada por los propios autores, de los precios (por metro cuadrado) y principales características de 1000 viviendas seleccionadas mediante un muestreo aleatorio simple entre las mostradas por el portal inmobiliario idealista.*com* en el primer trimestre de 2010. Se trata, pues, de precios de oferta y no de precios de transacción, pero este aspecto es irrelevante a efectos de ilustrar la predicción geoestadística de precios de vivienda. El gráfico 1 muestra dichos precios (en logaritmos) mediante un mapa de cuartiles (en el panel izquierdo) y un *scatterplot* tridimensional (en el panel derecho). En él puede apreciarse su comportamiento ciertamente irregular, así como su estructuración en círculos concéntricos.

GRÁFICO 1
PRECIO DE LA VIVIENDA (EUROS/M2, LOGS) EN MADRID, 2010, 1er TRIMESTRE

Gráfico 1a. Mapa de cuartiles

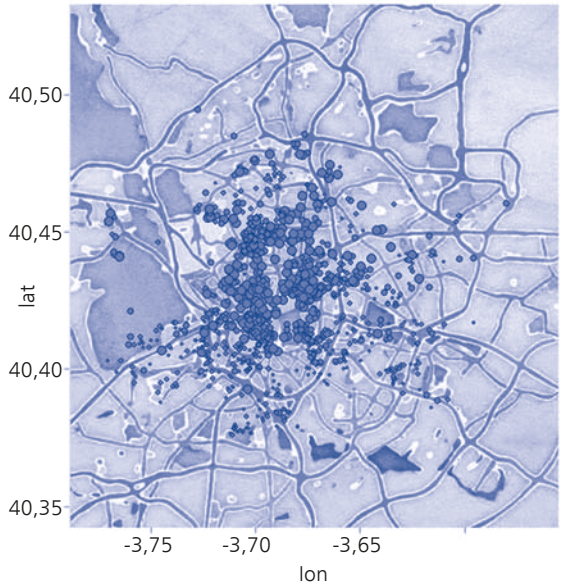
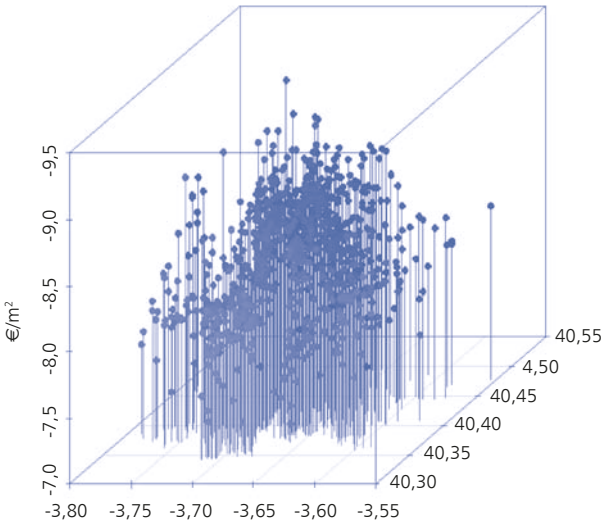


Gráfico 1b. 3D-scatterplot



CUADRO N.º 2

PRECIO Y CARACTERÍSTICAS INDIVIDUALES Y DE ÁREA DE LAS VIVIENDAS MUESTREADAS. DESCRIPCIÓN Y MEDIDAS DE SÍNTESIS

VARIABLE	*DESCRIPCIÓN*	*MEDIA*	*DESVIACIÓN TÍPICA*
	Variable respuesta		
Log(Precio, euro/m2)	Logaritmo del precio de la vivienda (euro/m^2)	8,17	0,33
	Localización: coordenadas espaciales		
Coordenada X	Longitud		
Coordenada Y	Latitud		
	Características individuales		
Estado	Indicador de buen estado	85%	
Superficie construida	Número de m^2 de superficie construida	96,54	69,53
Tipo de vivienda			
Ático	Indicator de ático	6,10%	
Piso	Indicador de piso	88,70%	
Estudio	Indicador de estudio	2,80%	
Casa	Indicador de casa	2,40%	
Antigüedad	Antigüedad de la vivienda	24,33	12,19
Piso (altura)			
Bajo	Indicador de bajo	2,80%	
1.ª planta	Indicador de 1.ª planta	23,20%	
2.ª-3.ª planta	Indicador de planta 2.ª y 3.ª	40,90%	
4.ª-5.ª planta	Indicador de planta 4.ª y 5.ª	19,10%	
6.ª planta o más	Indicador de 6.ª planta o más	14%	
Baños	Número de baños	1,5	0,83
Garaje	Indicador de tenencia de garaje	28%	
Ascensor	Indicador de tenencia de ascensor	66%	
Aire acondicionado	Indicador de tenencia de aire acondicionado	56,80%	
Piscina	Indicador de tenencia de piscina	16,30%	
Hipoteca mensual	Hipoteca mensual (euros/mes)	1.450,96	1.183,62
	Características de área		
ICA	Indicador de calidad del aire (tipificado) (y de la contaminación odorífera en la versión subjetiva)	-0,14 (28%)	1,05 (11%)
Área comercial	Indicador de área comercial	41%	
Casco histórico	Indicador de zona histórica	34%	
Jubilados (% distrito)	Porcentaje de jubilados (distrito)	18,43	2,78
Infantil (% distrito)	Porcentaje de niños menores de 14 años (distrito)	12,91	2,19
Inmigrantes (% distrito)	Porcentaje de población inmigrante (distrito)	12,89	4,67
Delincuencia	Tasa de delincuencia (distrito)	0,44	0,16
Hipoteca mensual área	Hipoteca mensual del área (euros/mes)	3.443,78	853,66

Las características de los inmuebles muestreados (dos de localización espacial, once específicas de la vivienda y ocho de área) se muestran en el cuadro n.º 2. El precio por metro cuadrado de la vivienda, así como la información sobre sus principales testigos individuales (antigüedad, superficie, etc.), calidad y equipamiento de la misma, se obtuvieron del portal inmobiliario idealista.com. También se obtuvo de dicho portal la información de carácter hipotecario. Los registros sobre las características de área se tomaron de la base de datos ALMUDENA. Las coordenadas espaciales identificativas de la localización exacta de la vivienda (expresadas en grados decimales) se obtuvieron de Google Maps. Finalmente, la información sobre el indicador de calidad ambiental se generó a partir de las mediciones facilitadas por

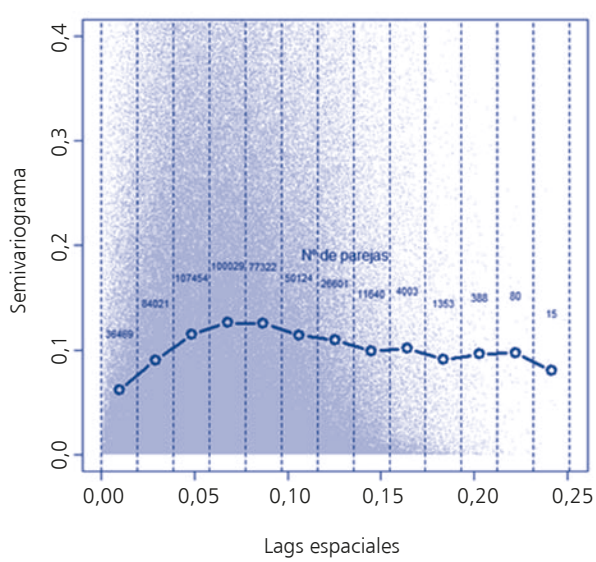
el Sistema Integral de Calidad del Aire del Ayuntamiento de Madrid, en su versión objetiva, y se obtuvo del Censo de Población y Viviendas, en su versión subjetiva.

Con los precios (en logaritmos) del millar de viviendas muestreadas se construyó el semivariograma empírico de los mismos (gráfico 2), para, a partir de él, determinar si existe dependencia espacial en los precios de la vivienda en la ciudad de Madrid y, en caso afirmativo, estimar el modelo semivariográfico válido que mejor la representa. El semivariograma empírico utilizado fue el propuesto en Cressie y Hawkins (1980), muy robusto en presencia de precios-*outlier* (que pueden apreciarse en el gráfico 1b), que viene dado por la expresión:

$$\gamma^*_{CH}(\mathbf{h}) = \frac{1}{2}\left[0{,}457 + \frac{0{,}494}{N(\mathbf{h})}\right]^{-1} \left[\frac{1}{N(\mathbf{h})}\sum_{i=1}^{N(\mathbf{h})} \left|X(\mathbf{s}_i+\mathbf{h}) - X(\mathbf{s}_i)\right|^{1/2}\right]^4 \qquad [5]$$

donde $X(\mathbf{s}_i)$ representa el precio de una vivienda en la localización $\mathbf{s}_i$, $X(\mathbf{s}_i+\mathbf{h})$ es el precio de una vivienda a una distancia h de $\mathbf{s}_i$ (en cualquier dirección), y $N(\mathbf{h})$ es el número de pares de viviendas separadas por una distancia h, en cualquier dirección.

GRÁFICO 2
NUBE SEMIVARIOGRÁFICA Y SEMIVARIOGRAMA EMPÍRICO (ESTIMADOR DE CRESSIE Y HAWKINS) DEL LOGARITMO DEL PRECIO DE LA VIVIENDA



El semivariograma empírico obtenido no tiene una interpretación sencilla. En primer lugar, parece no estabilizarse al aumentar la distancia entre las parejas de viviendas, lo que indica que pudiera no ser estacionario; además, parece incorporar una estructura de U invertida compatible con la distribución concéntrica de precios anteriormente aludida. Dada la potencial no estacionariedad de los precios de la vivienda en la ciudad de Madrid, la predicción de los mismos basada en el KO (procedimiento habitual en la literatura geoestadística, aunque en muchas ocasiones no está justificado) no parece apropiada. En esta tesitura, la predicción geoestadística deberá realizarse mediante procedimientos de *krigeado* más sofisticados, como el KU, el KDE, o aquellos que extraen explícitamente «algo estacionario» del proceso estocástico no estacionario representativo de los precios de la vivienda en Madrid (KR). No obstante lo anterior, se ha llevado a cabo un KO de dichos precios a modo de referencia, para poder evaluar el efecto de considerar estacionarios precios que no lo son. Nótese que no se establecieron de forma previa clases equivalentes de viviendas, y que las diferentes características (individuales o de área) de las viviendas pudieran estar detrás de la no estacionariedad de sus precios. Sin embargo, los procedimientos de *krigeado* no ordinario anteriormente mencionados mitigan significativamente este problema (sobre todo el KDE).

La bondad de los diferentes procedimientos de *krigeado* llevados a cabo se mide mediante un proceso de validación cruzada del tipo *leave-one-out*. Es decir, el precio de cada una de las mil viviendas de la muestra es obtenido mediante el correspondiente *krigeado* de los precios de las 999 restantes, calculándose posteriormente las medidas indicadoras de la bondad de las predicciones llevadas a cabo. Estas son:

a) El error medio de predicción, $EMP = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(X(\mathbf{s}_i) - \hat{X}(\mathbf{s}_i))$, que debería estar en torno a cero, indicando la no existencia de errores de predicción sistemáticos. No obstante, las predicciones *krigeadas* son insesgadas; así, independientemente de las decisiones adoptadas, el EMP esperado es prácticamente nulo.

b) La raíz cuadrada del error cuadrático medio de predicción, $RECMP = +\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(X(\mathbf{s}_i) - \hat{X}(\mathbf{s}_i))^2}$, que indica tanto mejores predicciones cuanto menor es su valor.

c) El error cuadrático medio estandarizado de predicción, $ECMEP = +\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{X(\mathbf{s}_i) - \hat{X}(\mathbf{s}_i)}{\hat{\sigma}(\mathbf{s}_i)}\right)^2$, cuyo valor

debe ser cercano a la unidad, indicando la compatibilidad de los errores de predicción con la varianza de predicción *krigeada* $\hat{\sigma}^2(\mathbf{s}_i)$.

A la hora de proceder al KO de los precios muestreados, se ha utilizado un semivariograma esférico isotrópico, $\gamma(\mathbf{h})=m\left(\frac{3}{2}\frac{\|\mathbf{h}\|}{a}-\frac{1}{2}\left(\frac{\|\mathbf{h}\|}{a}\right)^3\right)$ si $\|\mathbf{h}\|\leq a$ y $\gamma(\mathbf{h})=m$ si $\|\mathbf{h}\|>a$, que, al ser lineal cerca del origen, representa muy bien fenómenos continuos con un cierto grado de irregularidad, caso de los precios de la vivienda en Madrid. En el semivariograma anterior, $\|\mathbf{h}\|$ representa el módulo del vector distancia entre viviendas, m es la meseta, o varianza del proceso estocástico generador de los precios observados, y a es el alcance o rango de la dependencia espacial de tales precios. Las estimaciones de dichos parámetros fueron $m=0{,}123$ y $a=0{,}066$ y se realizaron con la librería geoR (Ribeiro y Diggle, 2015) del *software* estadístico R.

En el caso del KU, la deriva se estima únicamente en base a las coordenadas espaciales, con lo cual la heterogeneidad espacial queda recogida en tanto en cuanto dicha deriva sea capaz de recogerla, mientras que la autocorrelación espacial es capturada por el *krigeado* de los residuos. Como se avanzó anteriormente, la expresión de la deriva incluida en el KU tiene validez local (si su validez fuese global estaríamos en el caso de un KR). Las predicciones realizadas se han llevado a cabo utilizando tendencias espaciales paramétricas de primer, segundo y tercer orden, con tres vecindarios locales móviles distintos: 25, 100 y 250 viviendas (10). Como semivariograma residual se utilizó el semivariograma de los precios ya que, como puede verse en Montero, Fernández-Avilés y Mateu (2015), en un entorno de predicción pequeño el semivariograma de los residuos es aproximadamente igual al de los precios, dado que el valor de la deriva (local) se supone que no cambia significativamente.

En el KDE se ha utilizado una deriva externa construida a partir de las características individuales y de área listadas en el cuadro n.º 2, si bien, además, se ha considerado el caso en el que la deriva también incluye las coordenadas espaciales (hemos denominado a tal procedimiento *krigeado* con deriva total, KDT). El vecindario local considerado fue de 477 vecinos, el mínimo número de vecinos permitido por la librería gstats (Pebesma, 2004) dado el número de covariables contenidas en la deriva.

El gráfico 3 muestra el mapa de predicción KO de precios de vivienda en Madrid, en el primer trimestre de 2010, y el correspondiente mapa de

GRÁFICO 3
PREDICCIÓN KO DE PRECIOS DE VIVIENDA EN MADRID (2010, 1er TRIMESTRE; LOGS)

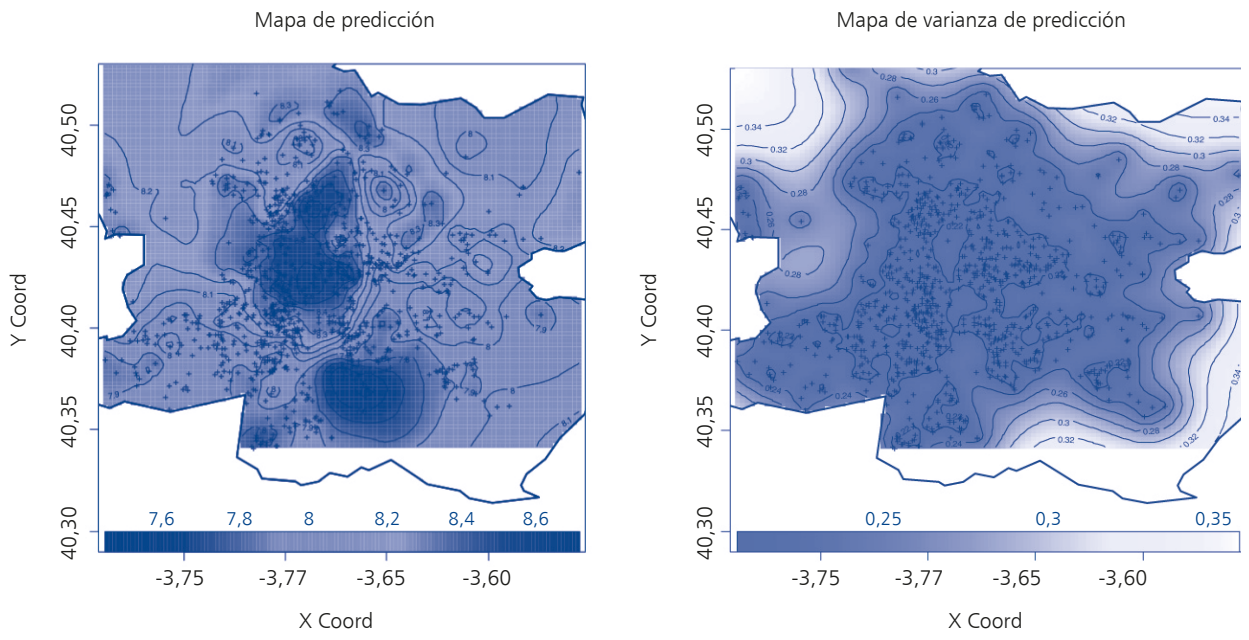
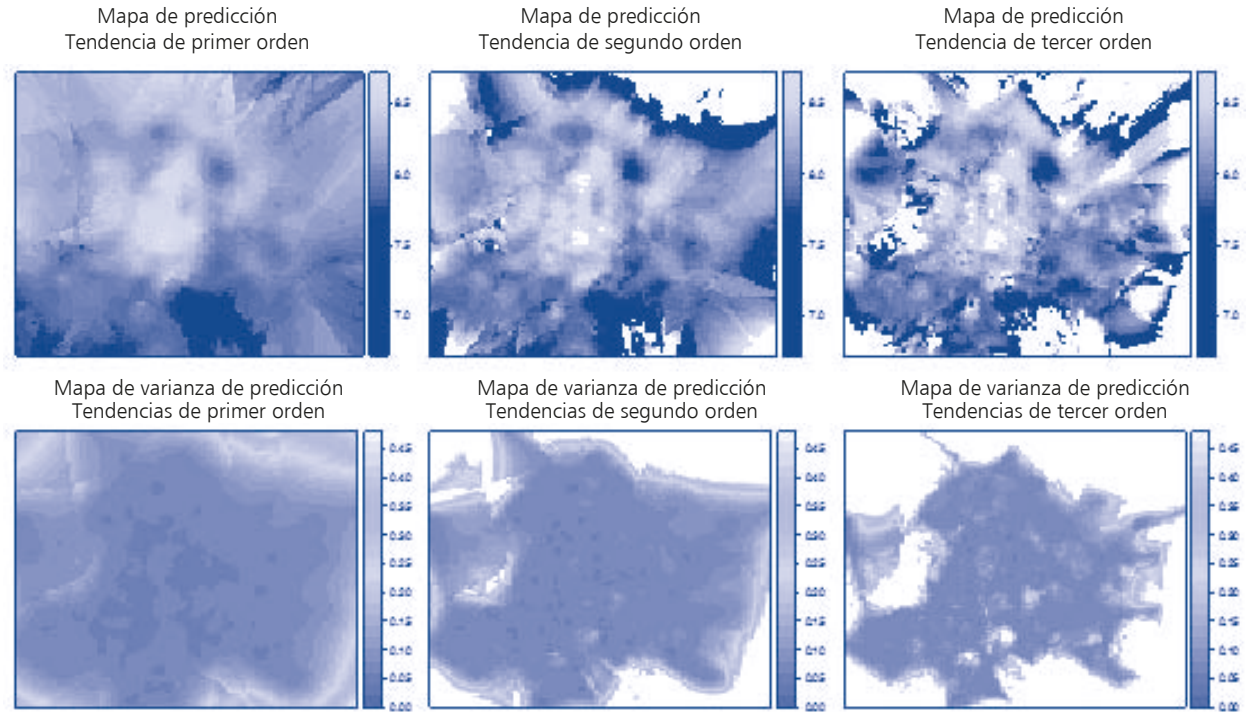


GRÁFICO 4
PREDICCIÓN KU DE PRECIOS DE VIVIENDA EN MADRID (2010, 1er TRIMESTRE; LOGS)

25 vecinos



100 vecinos

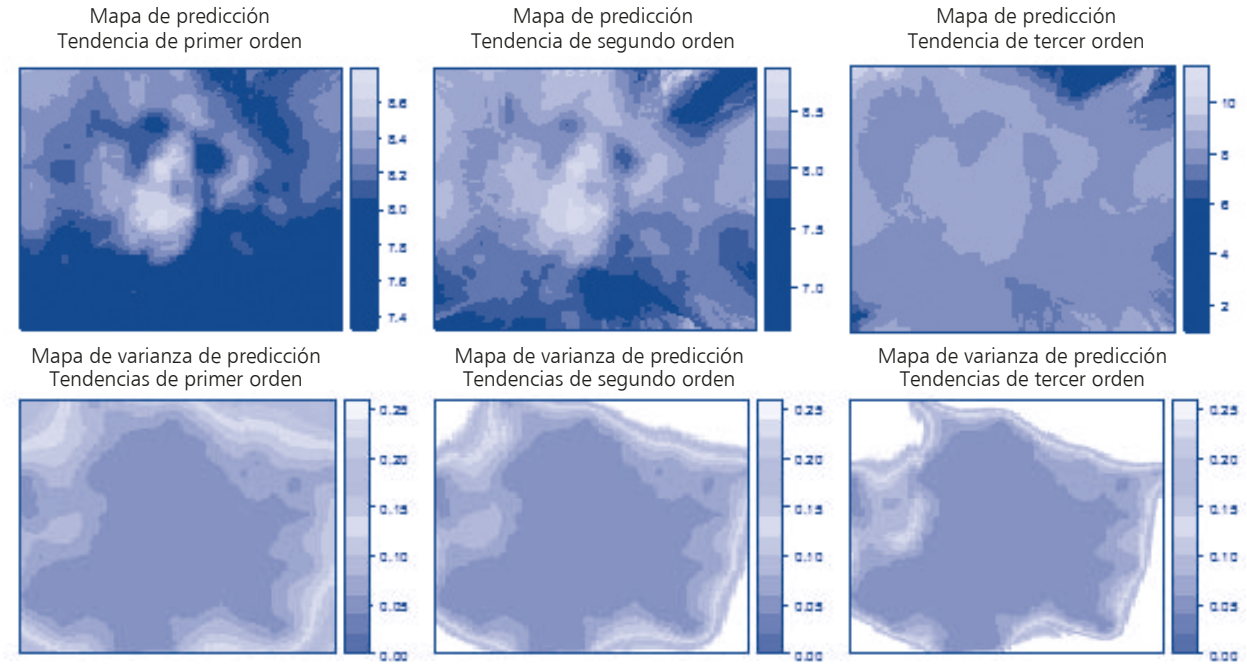


GRÁFICO 4 (*Continuación*)
PREDICCIÓN KU DE PRECIOS DE VIVIENDA EN MADRID (2010, 1er TRIMESTRE; LOGS) *(Continuación)*

250 vecinos

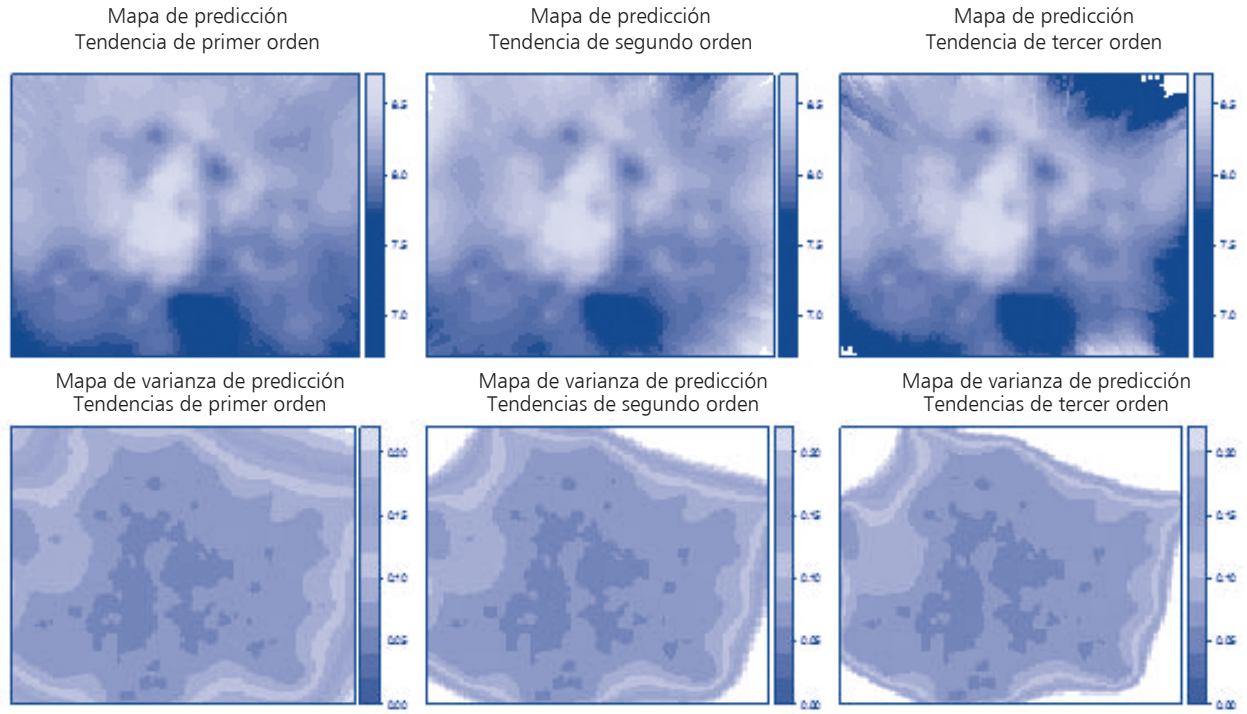


GRÁFICO 5
PREDICCIÓN KR DE PRECIOS DE VIVIENDA EN MADRID (2010, 1º TRIMESTRE; LOGS)

Tendencia paramétrica de primer orden

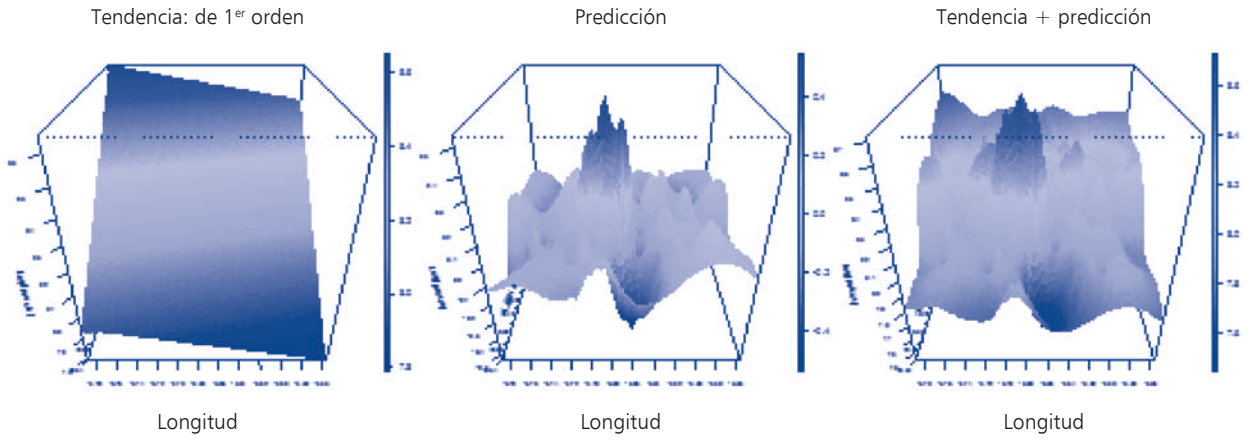
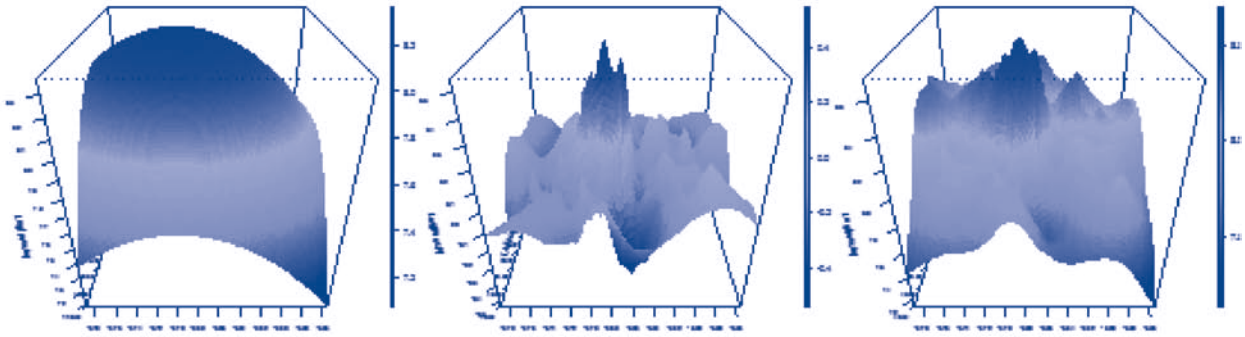


GRÁFICO 5 (*Continuación*)
PREDICCIÓN KR DE PRECIOS DE VIVIENDA EN MADRID (2010, 1er TRIMESTRE; LOGS) *(Continuación)*

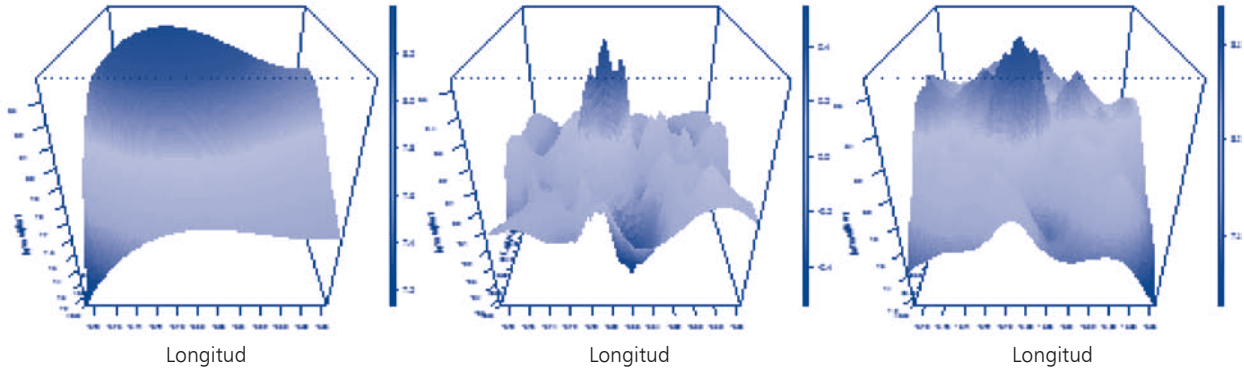
Tendencia paramétrica de segundo orden

Tendencia: de 1er orden | Predicción | Tendencia + predicción



Tendencia paramétrica de tercer orden

Tendencia: de 1er orden | Predicción | Tendencia + predicción



Mapa de varianza de predicción
Tendencia de primer orden

Mapa de varianza de predicción
Tendencia de segundo orden

Mapa de varianza de predicción
Tendencia de tercer orden

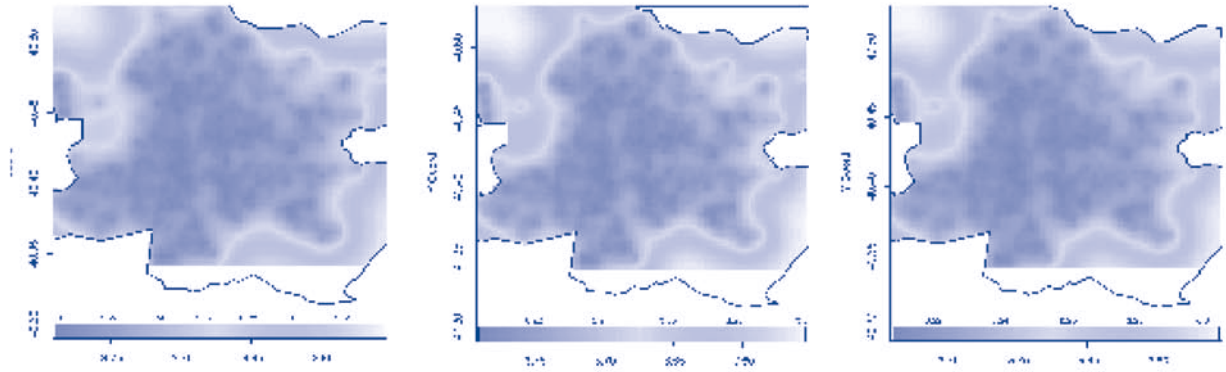
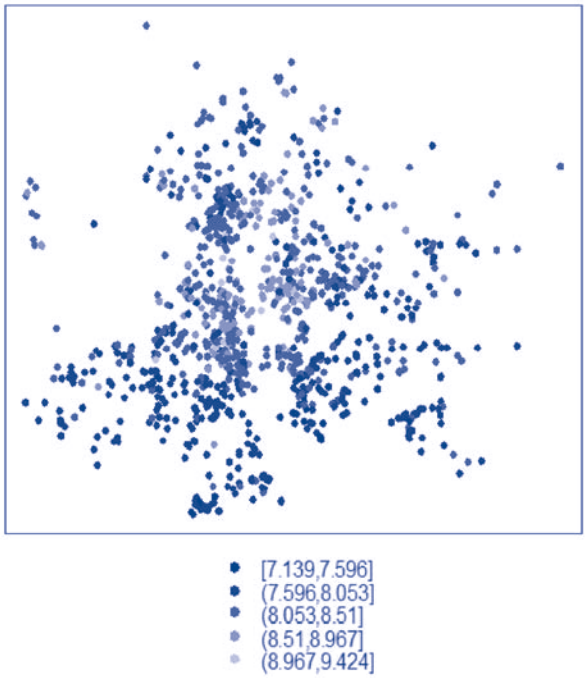


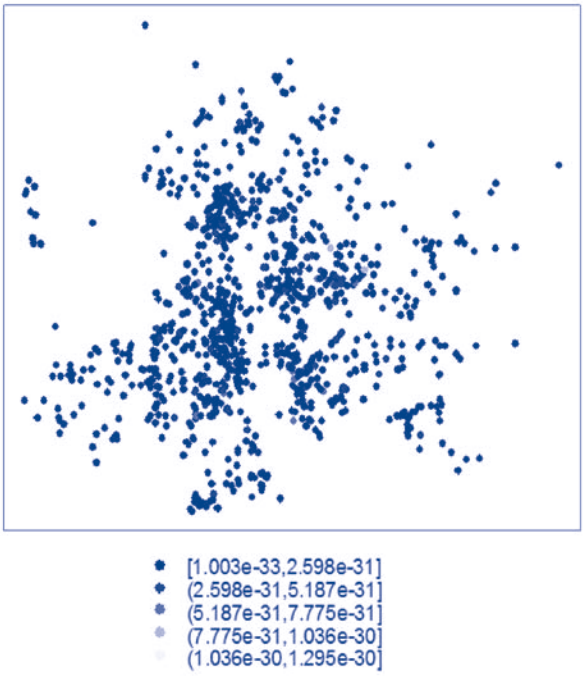
GRÁFICO 6

PREDICCIÓN KDE Y KDT DE PRECIOS DE VIVIENDA EN MADRID (2010, 1er TRIMESTRE; LOGS)

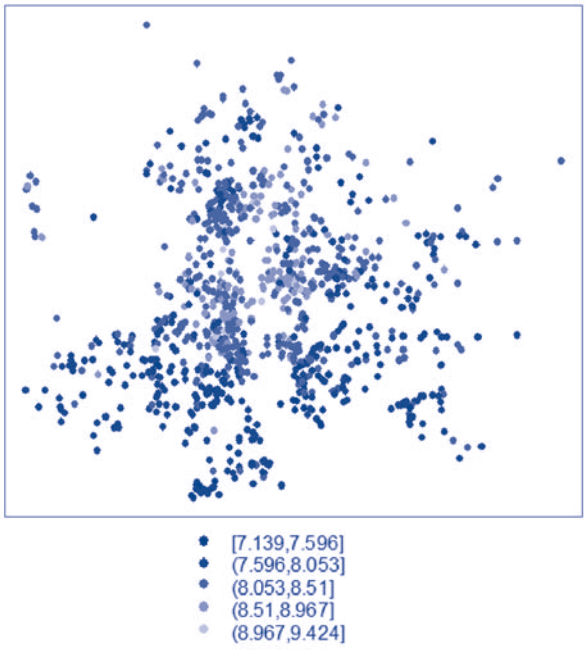
Mapa de predicción: KDE



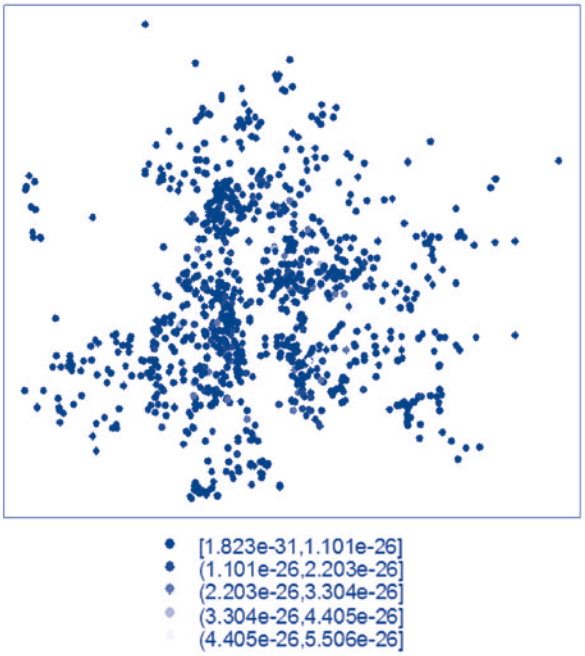
Mapa de varianza de predicción: KDE



Mapa de predicción: KDT



Mapa de varianza de predicción: KDT



varianzas de predicción (11). Los gráficos 4, 5 y 6 muestran dichos mapas para las predicciones KU, KR y KDE (o KDT), respectivamente. Como puede apreciarse, los patrones predictivos son similares con los cuatro procedimientos (si bien no lo son los errores de predicción; son sensiblemente menores en el caso del KDE), y la varianza del error de predicción disminuye con la flexibilidad de la deriva. El cuadro n.º 3 ofrece los estadísticos de bondad de predicción (EMP, RECMP y ECMEP) correspondientes a cada tipo de krigeado.

Como puede intuirse de los gráficos 3 y 4, y comprobarse en el cuadro n.º 3, las predicciones KO y KU no son muy distintas (excepción hecha del caso de KU con 25 vecinos y tendencia de segundo o tercer orden): el ECMP del KU permanece en niveles del correspondiente al KO, lo que implica una RECMP (en euros) del 27,5 por 100 en ambos casos. Por consiguiente, parece que lo que se gana en poder predictivo al considerar la no estacionariedad de los precios de vivienda, se pierde al considerar derivas paramétricas poco flexibles que parecen no representar la deriva real. Sin embargo, cuando se predice con KU, el ECMEP, que se cifra en 1,20 en el KO, se corrige y los errores de predicción con KU resultan compatibles con la varianza de predicción.

CUADRO N.º 3

MEDIDAS DE BONDAD DE PREDICCIÓN

	EMP	*RECMP*	*ECMEP*
KO	0.0001	0.2432	1.1990
KU, tendencia 1er orden, 25 vecinos	0.0000	0.2449	0.9740
KU, tendencia 1er orden, 100 vecinos	0.0009	0.2427	0.9744
KU, tendencia 1er orden, 250 vecinos	0.0009	0.2425	0.9742
KU, tendencia 2º orden, 25 vecinos	-0.0002	0.2773	1.0110
KU, tendencia 2º orden, 100 vecinos	0.0005	0.2435	0.9738
KU, tendencia 2º orden, 250 vecinos	-0.0002	0.2433	0.9755
KU, tendencia 3er orden, 25 vecinos	-0.0132	0.5026	0.9946
KU, tendencia 3er orden, 100 vecinos	0.0015	0.2563	0.9761
KU, tendencia 3er orden, 250 vecinos	-0.0001	0.2439	0.9722
KR, tendencia 1er orden	-0.0002	0.2431	1.3260
KR, tendencia 2º orden	0.0005	0.2433	1.2730
KR, tendencia 3er orden	0.0004	0.2431	1.2280
KDE	0.0004	0.2049	0.9962
KDT	0.0031	0.2047	1.0089

En cuanto a los resultados derivados del KR (12), los rasgos básicos de los mapas de predicción no varían sustancialmente como consecuencia de utilizar uno u otro orden para la tendencia. Tampoco varían los estadísticos de bondad de ajuste, que no muestran mejores resultados que los obtenidos con KO y son ligeramente peores que los proporcionados por el KU (sobre todo en lo que se refiere al ECMEP). En otras palabras, estimar una tendencia espacial paramétrica global, del orden que sea, y realizar posteriormente un KO de los residuos resultantes no ofrece ventaja alguna sobre el KO directo de los precios y, además, proporciona resultados ligeramente peores que los obtenidos con tendencia paramétrica espacial de carácter local.

Sin embargo, el KDE, estimándose la deriva externa a través de las covariables expuestas en el cuadro n.º 2, reduce entre un 16 por 100 y un 26 por 100 la RECMP obtenida con KO, KU y KR (excepción hecha del caso del KU con tendencia de tercer orden y 25 vecinos, en el que dicha reducción casi alcanza el 60 por 100). Hay que hacer notar que el hecho de incluir las coordenadas geográficas de la vivienda en el conjunto de las covariables (KDT) no produce mejora predictiva significativa alguna. Además, de las pruebas realizadas con diferentes tamaños de vecindario, se deduce que los resultados son tanto mejores cuanto más «local» se considera la deriva externa. Este hecho nos lleva a pensar que una RGP con pequeño tamaño de ventana también podría ser una buena estrategia de predicción de precios de vivienda en Madrid.

De los anteriores resultados se deduce (en el caso de Madrid, en la referencia temporal considerada) la necesidad de considerar las características individuales y de área de las viviendas a la hora de predecir su precio, no pareciendo tan relevante la ubicación geográfica de las mismas (cuyo efecto lo absorben las variables de área). En otros términos, tras el estallido de la burbuja inmobiliaria parece que el efecto espacial realmente importante en los precios de la vivienda era la heterogeneidad espacial derivada de las características (sobre todo de área) de las viviendas. La autocorrelación espacial de los precios, una vez considerada la heterogeneidad espacial de los mismos, queda en un segundo plano. Abundando en la cuestión, desde el punto de vista geoestadístico parece de todo punto necesario la previa estratificación de las viviendas en clases equivalentes antes de hacer un KO de los precios de «dichas viviendas equivalentes», si bien, a efectos prácticos, resulta menos intensivo en tiempo un KDE de los precios de las mismas sin realizar previamente equiparación alguna.

IV. CONCLUSIONES

La vivienda es el bien de primera necesidad más caro de nuestra sociedad, y a él, según la Constitución española, tienen derecho todos los españoles. Su precio incluso pudiera incluso estar detrás de las decisiones migratorias de algunos ciudadanos. Por consiguiente, la vivienda, y en concreto el acceso a la misma, está en el centro del proceso de cohesión social de cualquier sociedad desarrollada.

Sin embargo, no parece existir una intensa relación directa entre la importancia del precio de la vivienda y el calado en la sociedad de la información procedente de las estadísticas sobre dicho precio. Quizá porque un precio medio –que, además, en algunos casos, no proviene de transacciones efectivamente realizadas, sino de operaciones de tasación, y cuya máxima desagregación geográfica son los municipios de más de 25.000 habitantes– no resulte de utilidad para el ciudadano. Quizá porque índices de precios de vivienda agregados tampoco sean de utilidad alguna para los agentes involucrados en los mercados inmobiliarios.

En el caso de la utilización de precios medios, está demostrado que éstos no constituyen el mejor estimador del comportamiento central de los precios de mercado. Dada la naturaleza inherentemente espacial (o espacio-temporal) de los precios de los bienes inmuebles, los promedios meramente aritméticos deben sustituirse por promedios *krigeados* (espacial o espacio-temporalmente). En este artículo, la comparación de ambos procedimientos se ha ilustrado mediante la elaboración de un geoíndice espacial y otro espacio-temporal para el precio de la vivienda en la ciudad de Toledo.

Pero lo que realmente es de utilidad para un ciudadano no es un promedio o una tasa de variación agregada, sino un sistema que le permita incluir la ubicación de la vivienda en la que tiene interés y sus principales características (tanto individuales como de área) y le proporcione el precio de la misma, con el menor error posible respecto del precio real de mercado. La geoestadística es una de las disciplinas que proporciona estos «sistemas», que no son sino los procedimientos de *krigeado* expuestos en este artículo: los *krigeados* universal y de los residuos (si se ha llevado a cabo previamente un proceso de equivalencia de viviendas) y el *krigeado* con deriva externa (en caso contrario). En este artículo, estos procedimientos de *krigeado* se han ilustrado mediante la construcción de mapas de precios de vivienda para la ciudad de Madrid. De los resultados obtenidos, se concluye la necesidad de trabajar con muestras estratificadas o viviendas equivalentes o, lo que es lo mismo (y más operativo), utilizar como procedimiento de predicción el krigeado con deriva externa o total. De esta manera, no solo se incorpora en la predicción la autocorrelación espacial de los precios, sino también la heterogeneidad espacial (vía coordenadas y variables de área).

Dado que la deriva parece tener un carácter marcadamente local, difícil de ser capturado por especificaciones paramétricas globales, la generación de procedimientos de *krigeado* con derivas no paramétricas (interna, externa, o ambas) constituye una interesante futura línea de investigación. De esta manera, el carácter local de la deriva sería capturado por una deriva global que, además, permitiría establecer relaciones no lineales entre el precio de la vivienda y las variables que supuestamente lo determinan. En nuestra opinión, las derivas espaciales no paramétricas construidas a partir de B-*splines* penalizados tienen un potencial especialmente interesante.

La captura de los efectos espaciales (autocorrelación y heterogeneidad espacial) inherentes al precio de los bienes inmuebles también podría llevarse a cabo mediante modelos econométricos que incorporen derivas espaciales muy flexibles (como la anteriormente mencionada), relaciones no lineales entre las covariables y la variable respuesta, y un término de autocorrelación espacial de tipo autorregresivo (alguno de los pertenecientes a los conocidos como modelos SAR). Ésta también constituye una interesante línea de investigación en la que ya se está trabajando. Finalmente, y sobre la base del carácter local no estacionario de la deriva, desde la investigación geográfica, los modelos de regresión local, y concretamente los modelos de regresión geográficamente ponderada con pequeño tamaño de ventana, constituyen otra buena posibilidad para la predicción de precios de vivienda, al menos en Madrid.

En definitiva, aunque este artículo se ha centrado en los procedimientos geoestadísticos, los efectos espaciales (autocorrelación y heterogeneidad, básicamente) pueden capturarse de varias maneras y desde distintas perspectivas, por lo que éstas, lejos de considerarse excluyentes, podrían tener, más bien, carácter confirmatorio. Lo anterior puede generalizarse al caso espacio-temporal, si bien, por el momento, los desarrollos en la disciplina geoestadística parecen estar más avanzados que en la econometría espacial y la investigación geográfica (modelización local).

NOTAS

(1) Aunque sí de manera implícita, pues cuando la ocasión lo requiere, previamente se realiza una estratificación de la muestra (si su tamaño lo permite), o se construyen clases de vivienda equivalentes a lo Fotheringham, Brundson y Charlton (2002) o Montero y Larraz (2006).

(2) No seguimos la terminología de Anselin (1988), sino otra que creemos más clara, y que básicamente se deriva del trabajo de LeSage y Pace (2009).

(3) Utilizaremos los acrónimos en inglés, por ser los habitualmente utilizados en la literatura.

(4) Para detalles sobre la especificación y estimación de estos modelos, así como sobre la distinción entre impactos directos e indirectos, remitimos al lector a Anselin (1988) y LeSage y Pace (2009).

(5) Nótese que en estos modelos ya no se tienen los impactos (directos, indirectos y totales) en la variable respuesta de un cambio en una covariable, sino funciones de efectos que dependen del valor de dicha covariable, lo cual constituye un nuevo reto (los detalles sobre las funciones de efectos y su estimación pueden verse en Montero, Fernández-Avilés y Mínguez, 2015).

(6) Los detalles sobre procedimientos de *krigeado* (sea puntual o por bloques), y en particular sobre *krigeado* universal, pueden verse en Montero, Fernández-Avilés y Mateu (2015).

(7) Debido a este tipo de inconveniente, producto de la descomposición asumida, Matheron desarrolló la teoría de funciones aleatorias intrínsecas de orden *k* y covarianzas generalizadas.

(8) En la actualidad, dicha información ya no está disponible. Sin embargo, como consecuencia de anteriores investigaciones, uno de los autores dispone de ella, desde 1987 (inicio de la serie) hasta 1999, para los municipios de Castilla-La Mancha. Hasta 1995 el número de tasaciones registradas no era suficiente para obtener resultados representativos.

(9) Cualquier otra disposición que respete la pertenencia a los códigos postales no alteraría significativamente los resultados obtenidos.

(10) Los resultados no cambian significativamente con otras especificaciones del vecindario local del entorno de las utilizadas.

(11) Nótese que en la parte sur de la ciudad el mapa de predicción aparece en blanco por debajo de una determinada línea. La explicación radica en que cuando se utilizó la librería GeoR se realizaron las estimaciones sobre el cuadrado que contenía las 1.000 localizaciones de las viviendas cuyo precio se observó, habiéndose superpuesto posteriormente el contorno del municipio de Madrid. Lo mismo ocurre en los mapas de la varianza de predicción del gráfico 5, que también se realizaron con la misma librería. Se trata de una limitación de la librería GeoR, con la cual se ha diseñado el mapa.

(12) En realidad, un KR es un KU con tendencia paramétrica global. Por tanto, las predicciones KR incorporan la heterogeneidad espacial en la medida en la que las tendencias paramétricas consideradas sean capaces hacerlo; la autocorrelación espacial se considera en el krigeado de los residuos resultantes.

BIBLIOGRAFÍA

Anselin, L. (1988), *Spatial Econometrics: Methods and Models*, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht.

Banco de España (2015), *Boletín Económico* 03/2015, Banco de España, Madrid.

Banzhaf, H. S., y O. Farooque (2012), *Interjurisdictional Housing Prices and Spatial Amenities: Which Measures of Housing Prices Reflect Local Public Goods?,* WP 17809, National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA.

Basile, R.; Durban, M.; Mínguez, R.; Montero, J. M., y J. Mur (2014), «Modelling regional economic dynamics: spatial dependence, spatial heterogeneity and nonlinearities», *Journal of Economic Dynamics and Control*, 48: 229-245.

Carbó, S., y F. Rodríguez (2015), «El sector inmobiliario español: ¿recuperación o estabilización?», *Cuadernos de Información Económica*, 248: 61-70.

Cressie N., y D. H. Hawkins (1980), «Robust estimation of the variogram: I», *Mathematical Geology*, 12: 115-125.

Fotheringham, A. S.; Brunsdon, C., y M. Charlton (2002), *Geographically Weighted Regression. The Analysis of Spatially Varying Relationships*, John Wiley & Sons, Chichester.

Gámez, M.; Montero, J. M., y N. García (2000), «Kriging Methodology for Regional Economic Analysis: Estimating the housing price in Albacete», *International Advances in Economic Research,* 6: 438-451.

García-Montalvo, J. (2001), «Un análisis empírico del crecimiento del precio de la vivienda en las comunidades autónomas españolas», *Revista Valenciana de Economía y Hacienda*, 2: 117-136.

Gigou, J. L. (1982), *La rente foncière: Les theories et leur evolution depuis 1650*, Economica, París.

Gneiting, T. (2002), «Nonseparable, stationary covariance functions for space-time data», *Journal of the American Statistical Association*, 97: 590-600.

Granelle, J. J. (1970), *Espacio urbano y precio del suelo*, Sirey, París.

Helbich, M.; Brunauer, W.; Hagenauer, J., y M. Leitner (2013a), «Data-driven regionalization of housing markets», *Annals of the Association of American Geographers*, 103: 871-889.

— (2013b), *Spatial Heterogeneity in Hedonic House Price Models: The case of Austria,* Tinbergen Institute Discussion Paper TI 2013-171/VIII, Tinbergen Institute, Rotterdam.

Hengl, T.; Heuvelink, G. B. M., y A. Stein (2003), Comparison of kriging with external drift and regression-kriging, Technical note, ITC. https://www.itc.nl/library/.../hengl_comparison.pdf

Huang, B.; Wub, B., y M. Barry (2010), «Geographically and temporally weighted regression for modeling spatio-temporal variation in house prices», *International Journal of Geographical Information Science*, 24: 383-401.

Kuntza, M., y M. Helbichab (2014), «Geostatistical mapping of real estate prices: an empirical comparison of kriging and cokriging», *International Journal of Geographical Information Science*, 28: 1904-1921.

LeSage, P., y R. K. Pace (2009), *Introduction to Spatial Econometrics*, Chapman &Hall/ CRCPress, Boca Ratón.

Manganelli, B.; Pontrandolfi, P.; Azzato, A., y B. Murgante (2014), «Using Geographically Weighted Regression for Housing Market Segmentation», *International Journal of Business Intelligence and Data Mining,* 9: 146-159.

Martínez-Pagés, J., y L. A. Maza (2003), *Análisis del Precio de la Vivienda en España,* Documento de Trabajo 307, Servicio de Estudios, Banco de España, Madrid.

Montero, J. M. (2004), «El precio medio del metro cuadrado de vivienda libre: Una aproximación metodológica desde la perspectiva de la Geoestadística», *Revista de Estudios de Economía Aplicada*, 22: 675-694.

Montero, J. M.; Fernández-Avilés, G., y J. Mateu (2015), *Spatial and Spatio-Temporal Geostatistical Modeling and Kriging*, Wiley, Chichester.

Montero, J. M.; Fernández-Avilés, G., y R. Mínguez (2015), Spatial Hedonic Housing Price Models Accounting for Spatial Autocorrelation, Spatial Heterogeneity and Non-Linearity. Prediction and Assessment of Environment Impacts. Presented at the 25th Annual TIES Conference, November 22-25, 2015, United Arab Emirates (UAE) University, Al Ain, UAE.

Montero, J. M., y B. Larraz (2006), «Estimación espacial del precio de la vivienda mediante métodos de Krigeado», *Estadística Española*, 162: 201-240.

— (2011), «Interpolation Methods for Geographical Data: Housing and Commercial Establishment Markets», *Journal of Real Estate Research*, 33: 233-244.

— (2012), «Space-time approach to commercial property prices valuation», *Applied Economics*, 44: 3705-3715.

Montero, J. M.; Larraz, B., y A. Páez (2009), «Estimating Commercial Property Prices: An Application of Cokriging with Housing Prices as Ancillary Information», *Journal of Geographical Systems*, 11: 407-425.

Montero, J. M.; Mínguez, R., y M. Durbán (2012), «SAR models with nonparametric spatial trends. A P-spline approach», *Estadística Española*, 54: 89-111.

Osland, L. (2010), «An application of spatial econometrics in relation to hedonic house price modeling», *Journal of Real Estate Research*, 32: 289-320.

Pavlov, A. (2000), «Space varying regression coefficients: a semi-parametric approach applied to real estate markets», *Real Estate Economics*, 28: 249-283.

Pebesma, E. J. (2004), «Multivariable geostatistics in S: the gstat package», *Computers & Geosciences*, 30: 683-691.

Pignenburg, K. (2015), «The Spatial Dimension of US House Prices», *Urban Studies*, Publicado online el 6 de Octubre 2015 (pendiente de publicación en papel).

R Core Team (2015), R: A language and environment for statistical computing, R Foundation for Statistical Computing, Vienna. URL https://www.R-project.org/.

Ribeiro P., y P. Diggle (2015), GeoR: Analysis of Geostatistical Data. R package version 1.7-5.1. http://CRAN.R-project.org/package=geoR.

Tobler, W. R. (1970), «A computer movie simulation of urban growth in the Detroit region», *Economic Geography*, 46: 234-240.

Wackernagel, H. (2003), *Multivariate Geostatistics. An Introduction with Applications*, 3ª Ed., Springer-Verlag, Berlín.

Widłak, M.; Waszczuk, J., y K. Olszewski (2015), Spatial and hedonic analysis of house price dynamics in Warsaw, NBP WP 197, Narodowy Bank Polski, Warsaw.

Yu, D. L. (2006), «Spatially varying development mechanisms in the Greater Beijing area: a geographically weighted regression investigation», *The Annals of Regional Science*, 40: 173-190.

COLABORACIONES

IV.
APLICACIONES A LA EDUCACIÓN

MODELIZACIÓN DEL CAMBIO DE OPINIÓN DE ESTUDIANTES EN REDES DE INTERACCIÓN USANDO PRINCIPIOS DE ELECTROMAGNETISMO (*)

José A. MARTÍNEZ
Manuel RUIZ MARÍN
Universidad Politécnica de Cartagena

Resumen

De acuerdo con los principios básicos de *marketing* y psicología social, se ha analizado la variación en las opiniones de estudiantes de Administración y Dirección de Empresas ante una propuesta educativa. La relación e interacción de esas variables ha sido especificada en base a ecuaciones fundamentales del electromagnetismo. Los resultados muestran que las opiniones finales que tienen los alumnos sobre la propuesta tras interactuar entre sí, una vez descontado el efecto de la opinión inicial del estudiante, están asociadas a la fuerza con la que unos influyen sobre otros, en analogía con la ley de Coulomb. Sin embargo, esa asociación es no lineal y débil. Las implicaciones sobre el peso de la influencia social y el tiempo de interacción son discutidas finalmente.

Palabras clave: educación, electromagnetismo, influencia social, redes.

Abstract

On the basis of basic principles of marketing and social psychology a number of variables that determine the variation in the opinions of students of business economics have been proposed. The relationship and interaction of such variables have been specified employing fundamental equations of electromagnetism. After the achievement of an empirical study, and once the effect of the initial opinion of the student was discounted, the student's final opinion of the proposal after interacting with each other is associated with the force with which some influence others, in analogy with the Coulomb's Law. However, this association is nonlinear and weak. Implications related to social influence and the interaction time were discussed.

Key words: education, electromagnetism, social influence, net structure.

JEL classification: C49, I21, M30.

I. INTRODUCCIÓN

EL uso de las redes en educación se ha convertido en un asunto fundamental en los últimos años debido al auge de las nuevas tecnologías y su potencial capacidad para mejorar el aprendizaje y la satisfacción del alumno (véase, p. ej., Bal *et al.*, 2015). El empleo de plataformas virtuales de aprendizaje, como Moodle, facilita la enseñanza en línea de comunidades de usuarios, en este caso alumnos, que tienen un elemento más de interacción disponible.

Pero el concepto de red no solo se restringe al contexto de los *social media* y las herramientas virtuales de aprendizaje, sino también al aprendizaje cooperativo y a las actividades grupales que los docentes llevan desarrollando desde mucho antes de la irrupción de esas nuevas tecnologías. El Espacio Europeo de Educación Superior (EEES), además, incentiva el desarrollo de competencias interpersonales y resolución de problemas de manera autónoma por parte del alumno (López, 2015), lo que hace que los profesores integren habitualmente trabajos grupales en sus guías docentes como una parte importante de la evaluación de las asignaturas.

Por tanto, los alumnos están en un contexto de aprendizaje en la Universidad donde la posibilidad de interacción global es cada vez mayor. Sin embargo, los profesores somos conscientes de los diversos conflictos que surgen de ese entorno de aprendizaje cooperativo que, aunque siendo parte del propio mecanismo de desarrollo de esa competencia, producen desasosiego en algunos alumnos. Los estudiantes, no obstante, también deben aprender a llegar a soluciones consensuadas y a gestionar adecuadamente las diferentes opiniones que pueda haber dentro del grupo para llegar a una solución óptima.

De este modo, los estudiantes se sumergen en redes de relaciones con sus compañeros en las que tienen que tomar decisiones sobre determinados asuntos de las asignaturas, y donde la actitud prefijada hacia los estímulos que conforman la posible fuente de conflicto condiciona el resultado de esa interacción posterior, tal y como Heider (1958) mostraba en su teoría del balance, o como Douget

(2004) exponía en relación a la consistencia de los procesos cognitivos.

Así, conocer cómo los alumnos mantienen o cambian sus opiniones en función de la interacción con sus compañeros se muestra como un objetivo atractivo para ser analizado, ya que podría ser útil para entender las variables que determinan fuentes de conflicto o de acuerdo entre los estudiantes. El objetivo de esta investigación es, por tanto, profundizar en el entendimiento de las variaciones en las opiniones de los alumnos con respecto a un problema relacionado con el desarrollo de la asignatura, considerando variables relativas a las características de sus compañeros con los que interactúan y de la propia estructura de la red que conforman. Adoptamos, además, una perspectiva novedosa de análisis, basada en ecuaciones fundamentales del electromagnetismo.

II. MARCO TEÓRICO

La forma en la que los individuos se ven afectados por las opiniones de los demás es compleja. Sin embargo, existen variables clave relacionadas con la persuasión y los principios de influencia social que explican buena parte de cómo formamos nuestras actitudes y cómo pueden variar en función de la interacción con los demás.

1. Atracción y consistencia

Sentimos atracción hacia lo bello. Cuanto más nos guste una persona, más aumentará nuestro deseo de decirle que sí (Goldstein, Martin y Cialdini, 2010). Además, nos sentimos atraídos por gente similar. La investigación de Christakis y Fowler (2014) sugiere que genéticamente estamos predispuestos a entablar relaciones de amistad con personas que son similares genéticamente a nosotros; nos sentimos atraídos por ciertas personas con las que nos es más fácil entablar lazos de amistad.

Goldstein, Martin y Cialdini (2010) comentan diversos estudios acerca de cómo la gente prefiere cosas similares: Por ejemplo, el nivel de respuesta de los cuestionarios postales se incrementa para personas con el mismo nombre que la persona que envió el cuestionario. En Estados Unidos, las personas llamadas Dennis tienen más probabilidad de ser dentista (*dentist*) que el resto, por el mero hecho de que fonéticamente hay concordancias. Según Goldstein, Martin y Cialdini (2010) hay una evidencia estadística sobre asociaciones entre el nombre de las personas y el nombre de la calle o el estado en el que vive, y apellido de sus parejas. Como indican Kramer y Block (2011) este pensamiento está basado en una ilógica creencia de que si dos objetos comparten una similitud superficial entonces también comparten analogías más profundas. Por ejemplo, la gente es reluctante a comerse un trozo de chocolate con forma de excremento de perro.

Por tanto, nos atrae lo bello y lo que se parece a nosotros. En este último caso, esta es una de las explicaciones de por qué, aunque sea inconscientemente, nos atrae la gente que se llama como nosotros, que es de nuestro mismo pueblo o que tiene las mismas ideas.

La teoría de la identidad social mantiene que podemos definirnos a nosotros mismos en parte por nuestra pertenencia y afiliación a grupos sociales (Turner, 1982). La identidad social es el autoconcepto como miembro de un grupo (Abrams y Hogg, 1990), donde crecientes niveles de identificación están relacionados con un progresivo sentido de conexión con el grupo. El autoconcepto se define como el entendimiento a nivel cognitivo y afectivo de quiénes somos y qué implica lo que somos (Mälar, *et al.,* 2011), y está compuesto de varias autoidentidades, siendo la identificación con los demás solo un tipo de autoidentidad. Esas autoidentidades forman el yo real y el yo ideal, es decir, la realidad percibida de uno mismo, y los ideales y metas que el individuo aspira a tener o a llegar a ser (Lazzari, Fioravanti y Gough, 1978).

Una identidad social positiva puede también ser mantenida a través de la diferenciación intragrupo. Así, la autoestima puede ser protegida desarrollando una actitud negativa hacia los miembros que se desvían de los estándares normativos del grupo. Es una forma de reafirmar la individualidad del sujeto en esa tensión paradójica que siempre existe dentro de los grupos sociales, entre el deseo de estar unidos y la necesidad de sentirse diferente al resto.

Una de los elementos fundamentales para identificarnos con los demás es la consistencia en la cognición. Actuamos de forma coherente a nuestros comportamientos pasados e interpretamos el mundo según nuestros prejuicios y creencias. La consistencia es un mecanismo de defensa de nuestro cerebro para proteger nuestra identidad, la cual está formada, entre otras cosas, por creen-

cias y prejuicios. Hay que distinguir entre disonancia cognitiva y consistencia cognitiva; la disonancia consiste en reinterpretar lo que uno ha hecho para amoldarlo a sus esquemas mentales, mientras que la consistencia cognitiva lleva a pensar o actuar en función de sus esquemas mentales. En ambos casos, se buscar la protección del yo, la reducción de costes psicológicos.

Los humanos sienten atracción hacia la gente con pensamientos similares. En psicología, el principio físico de la atracción (los polos opuestos se atraen) no se cumple. Esta es la razón por la que la gente conecta mejor con aquéllos con los que comparten los mismos gustos musicales, deportivos, cinéfilos, etc. Además, preferimos gente con perspectivas políticas similares, así como creencias religiosas semejantes y actitudes parecidas hacia la vida.

Douget (2004) comenta que una vez que una persona ha formado una actitud hacia un estímulo el proceso de información subsiguiente es orientado de una manera que apoya la actitud existente. Esta orientación puede ocurrir a través de la exposición selectiva, atención selectiva o interpretación selectiva. Por ejemplo, la investigación ha encontrado que los lectores de periódicos selectivamente atienden los contenidos del periódico que son consistentes con sus actitudes existentes. De forma similar, algunos investigadores encontraron que los individuos que apoyaban a Nixon ponían menos atención a los asuntos relacionados con el *watergate.* Las actitudes sirven una variedad de funcionas a los individuos. De acuerdo con esta perspectiva, los individuos buscan maximizar las recompensas y minimizar las penas cuando interactúan con el entorno. Ellos forman actitudes para reflejar este deseo, forman actitudes positivas hacia los estímulos que perciben como recompensas y negativas hacia aquellos que perciben como punitivos.

El trabajo de Heider (1958) sobre la teoría del balance tiene unas implicaciones similares. La gente prefiere el equilibrio y la armonía más que el desequilibrio. Una de las formas de mantener ese equilibrio es a través de la consistencia en las actitudes o disposiciones que la gente tiene hacia diferentes objetos. Es decir, por ejemplo, si somos ecologistas, sentiremos mayor actitud positiva hacia aquellas empresas que promuevan lo ecológico. Heider (1958) se dio cuenta que a la gente le gusta formar una «unidad de relación» con otros que perciben que son de gran valor para ellos.

Por tanto, las personas con las que interactuamos nos atraen más o menos en función de varias características físicas y psicológicas. Las personas bellas y que se parecen físicamente a nosotros nos atraen, junto con aquellas que piensan de manera similar. Nos identificamos más con las personas que tienen esas características parecidas a nosotros, y eso hace que seamos más afines a ellos y que puedan influir más en nuestras opiniones. Nos resulta mucho más fácil psicológicamente estar en este tipo de «entornos afines» porque se refuerzan nuestras creencias y prejuicios y nos sentimos más integrados en el grupo.

2. Control primario y secundario

El cómo los individuos son capaces de manejar su control influye en su interacción con los demás, y en la forma en la que tratan de imponer su opinión al resto o de aceptar la que los demás tienen. Por control se entiende el causar una acción deliberada (Skinner y Chapman, 1984), la cual puede suponer el influir sobre objetos o realidades externas, o bien modificar los impactos psicológicos producidos por esas realidades (Weisz, Rothbaum y Blackburn, 1984).

Hay dos modos para ejecutar ese control: el primario y el secundario. Las personas caracterizadas por el control primario ganan sentido de control influyendo sobre realidades existentes (objetos, otras personas y circunstancias). El control primario es realizado a través de actos que expresan dominio, autonomía o individualismo. Por contra, las personas caracterizadas por el control secundario ganan sentido de control acomodándose a la realidad, realizando acciones que limitan el individualismo y la autonomía, pero que se ajustan a las circunstancias del entorno del sujeto.

De este modo, la principal diferencia entre ambos tipos de control es que en el primario se altera el entorno, y en el secundario el que se altera es el propio yo (Yang, Zhang y Peracchio, 2010). Por tanto, aquellas personas con preponderancia del control primario tratarán con más énfasis de convencer a los demás de sus opiniones, y a aquéllas con preponderancia del control secundario les será más fácil adaptarse a las opiniones de los demás.

3. Prueba social

Nos guiamos por la masa para orientar nuestro comportamiento tal y como ya mostraron algu-

nos experimentos desarrollados a mitad del siglo pasado por los psicólogos Solomon Asch y Stanley Milgram. La prueba social reduce nuestra incertidumbre sobre el valor de nuestras opiniones e incrementa nuestro sentimiento de ser aceptado por otros (Goldstein, Martin y Cialdini, 2010) No consiste en seguir al líder, consiste en seguir a la masa.

Los experimentos de conformidad con el grupo de Asch fueron una serie de pruebas realizadas en 1951 que demostraron significativamente el poder de la conformidad en los grupos. Los experimentadores, conducidos por Solomon Asch, pidieron a unos estudiantes que participaran en una «prueba de visión». En realidad todos los participantes del experimento, excepto uno, eran cómplices del experimentador y el experimento consistía realmente en ver cómo el estudiante restante reaccionaba frente al comportamiento de los cómplices. Se les mostraba a los participantes tres líneas de diferente longitud y se preguntaba por cuál era la más larga o la más corta. Todos contestaban erróneamente hasta llegar al sujeto que no estaba compinchado, quien en numerosas ocasiones, y ante la presión grupal, contestaba también fallidamente pese a estar convencido de lo contrario.

Una diferencia entre el experimento de conformidad de Asch y el también famoso en psicología social conducido por Stanley Milgram es que los sujetos de este estudio atribuían el resultado a su propia «mala vista» o falta de juicio, mientras que en el experimento de Milgram culpaban al experimentador por su comportamiento. Este tipo de experimentos han sido replicados en multitud de ocasiones a lo largo de los últimos cincuenta años, continuando patente el fenómeno de la conformidad (Rozin, 2001). Recientemente, técnicas asociadas a la neurociencia, como la resonancia magnética cerebral, han mostrado que la presión del grupo puede cambiar la percepción de la realidad de los individuos. Aquellos individuos que realizaban un juicio individual activaban la parte del cerebro relacionada con las emociones, sugiriendo que el hecho de ir en contra de la mayoría supone un coste emocional.

Por tanto, el valor de la opinión de los demás depende también del grado de acuerdo entre los integrantes de un grupo; si la mayoría de los individuos tiene la misma opinión, el efecto sobre aquellas opiniones disidentes que están en minoría puede ser más alto que la suma de los efectos individuales.

En resumen, los individuos forman opiniones y actitudes ante diferentes estímulos. Esas opiniones pueden verse alteradas tras la interacción con otras personas. Esa variación dependerá de diversas variables psicosociales, entre las que se encuentran: 1) Grado de afinidad o de atracción con respecto a los otros individuos del grupo; 2) Capacidad del individuo para sentirse más cómodo alterando o adaptándose a él; 3) Las opiniones del resto de individuos; 4) La distribución de esas opiniones en relación a la del individuo.

III. ANALOGÍA CON EL ELECTROMAGNETISMO

Los fundamentos esenciales del electromagnetismo nos pueden ayudar a plantear modelos que expliquen la interacción entre los individuos de un grupo y la capacidad de influir unos sobre otros, precisamente considerando las variables psicosociales identificadas con anterioridad.

1. Ley de Coulomb

La carga eléctrica es una propiedad de la materia, y puede ser positiva o negativa. Dos cuerpos interactúan eléctricamente si tienen carga, ya que se produce una fuerza entre esas cargas, ya sea de atracción (si las cargas son de naturaleza opuesta o de repulsión si son de la misma naturaleza).

Para dos cargas en reposo, la ley de Coulomb rige la fuerza entre ellas, a través de la siguiente ecuación:

$$\overrightarrow{F_{1,2}} = k\,\frac{q_1 q_2}{r_{1,2}^2}\,\vec{u}, \qquad [1]$$

donde k es una constante que depende de la naturaleza del medio en el que interactúan las cargas, r es la distancia que las separa, $\vec{u}$ es un vector unitario situado en la dirección de la recta que une las cargas y orientado desde la carga que ejerce la fuerza hacia la carga que la recibe. Recordemos que q_1 y q_2 pueden ser positivas o negativas. Si son del mismo signo la fuerza será de atracción y si son de sentido contrario de repulsión.

La expresión anterior puede simplificarse si consideramos que las cargas operan en un espacio unidimensional.

$$F_{1,2} = k\,\frac{q_1 q_2}{r_{1,2}^2}. \qquad [2]$$

Por tanto, la fuerza que recibe una carga puntual q_1 debido a una carga puntual q_2 puede calcularse como una magnitud escalar que depende de la naturaleza de las cargas, el cuadrado de la distancia que las separa, y una constante propia del medio en el que interaccionan.

Es importante señalar que:

$$F_{1,2} = F_{2,1}. \qquad [3]$$

Para conocer la fuerza que recibe una carga puntual q_1 en presencia de n cargas hay que aplicar el principio de superposición; la fuerza con la que interaccionan dos cargas no se ve alterada por la presencia de una tercera carga. De este modo:

$$F_{1,n} = \sum_{i=2}^{n} F_{1,i}, \qquad [4]$$

donde $F_{1,i}$ es la fuerza que la carga i-ésima ejerce sobre la carga q_1.

Llegados a este punto ya tenemos los elementos necesarios para plantear el esquema de fuerzas que representan la interacción de las personas dentro de un grupo, con las particularidades de detallamos a continuación:

2. Producto de las cargas

Ya hemos justificado que en psicología las personas parecidas se atraen y las dispares se repelen, es decir, y en analogía con las cargas eléctricas, se produce justamente el efecto contrario que en electromagnetismo. Como la carga es una propiedad de la materia y se conserva, no tiene mucho sentido tratar de medir la «carga» de una persona como un elemento invariante e independiente del medio.

Creemos mucho más adecuado especificar el producto de esas cargas como una medida de atracción/repulsión entre dos individuos, de manera que cada persona pueda mostrar el grado de afinidad con otra en una escala. Eso convierte al producto de las cargas en dependiente de la perspectiva de cada carga. Es decir, si definimos el grado de afinidad del individuo 1 con respecto al individuo 2 como q_1q_2, y el grado de afinidad del individuo 2 con respecto al individuo 1 como q_2q_1, entonces no necesariamente tienen que ser iguales.

$$q_1q_2 \neq q_2q_1. \qquad [5]$$

3. Distancia entre las cargas

La distancia que separa las cargas sería, en este caso, la diferencia en opiniones entre individuos. Dos personas estarán más separadas respecto a un tema en cuestión en la medida en que sus opiniones sean más divergentes. La distancia entre cargas disminuye o aumenta en función del tipo de fuerza que soportan las cargas; por tanto, una distancia puede hacerse más grande si hay repulsión y más pequeña si hay atracción.

4. Constante del medio

Las características del medio en el que interaccionan las cargas condiciona la fuerza que una carga ejerce sobre otra. Desde el punto de vista de las personas que interactúan, ese medio podría considerarse como la diferencia que existe entre la dominancia entre sus controles primario y secundario. Si especificamos $k_{1,2}$ como un valor del medio en el que interactúa el individuo 2 con el individuo 1, ese valor dependería del grado en que en el individuo 2 predomine el control primario sobre el secundario frente al grado en el que el predomine en el individuo 1.

Así, por ejemplo, ese valor será alto si el individuo 2 tiene una gran preponderancia del control primario y el individuo 1 del secundario, y será mínimo si ocurre a la inversa. Si ambos tienen el mismo nivel de preponderancia, el efecto será nulo sobre la fuerza, es decir, $k_{1,2}=1$.

IV. LÍMITES A LA CONCEPTUALIZACIÓN LINEAL

Hasta ahora hemos supuesto que existe una relación lineal entre todas las variables propuestas, reflejada además en la implementación de su interacción a través de la ley de Coulomb.

Pero la forma de producir efectos en los individuos de las variables psicológicas es compleja y, al igual que sucede en muchos procesos biológicos y físicos, existen relaciones no lineales que explican mejor el patrón de asociación.

Conceptos como la hormesis o la histéresis nos ayudan a entender este tipo de relaciones. La hormesis es un fenómeno de respuesta a dosis caracterizado por una estimulación por dosis bajas y una inhibición para dosis altas, que resulta en una curva de respuesta a nuevas dosis en forma de J o de U invertida. Es un concepto muy empleado en toxicología,

pero también tiene su aplicación en *marketing* para explicar la complejidad de las relaciones entre los estímulos recibidos y las actitudes de los individuos. Por ejemplo, el referido a la relación entre la efectividad de la apelación al miedo en publicidad y su intensidad. El miedo aterroriza a la gente y puede llegar a hacerle cambiar su comportamiento. En psicología de la salud el miedo es usado para realizar campañas de prevención y concienciar a los ciudadanos (ver Gallopell-Morvan *et al.,* 2011). Sin embargo, a pesar de que Witte y Allen (2000) propusieron una relación lineal tras su metanálisis, otros estudios más recientes como los de Gallopel-Morvan *et al.* (2011) o Rossiter y Bellman (2005) sugieren que cuando el miedo es muy explícito la reacción es contraria a lo esperado, formando una relación de U invertida, clásica de los fenómenos de hormesis.

La histéresis, por su parte, es un conocido fenómeno físico en el que un material ferromagnético es imantado ante la presencia de un campo magnético de intensidad H. La inducción magnética B solo empieza a crecer a partir de un determinado valor de H. Cuando el material se acerca a la saturación existen rendimientos decrecientes, por lo que incrementos muy grandes de H apenas producen efectos en B. Sin embargo, cuando el campo magnético se elimina, el material no se desmagnetiza, existe un magnetismo residual que se mantiene aunque la fuente generadora del campo magnético ya no esté. Para que B vuelva a cero hay que desmagnetizar el material aplicando un campo en sentido opuesto, por ejemplo, aunque también se pueden emplear otros procedimientos.

Este fenómeno es comentado ampliamente en la investigación de Hanssens y Ouyang (2001) en el ámbito del *marketing*. La histéresis por tanto, nos hace pensar que realmente muchos fenómenos se rigen por este principio. Por ejemplo, sería plausible pensar que la relación entre la intensidad de acciones publicitarias y su efectividad podría ser modelada por una curva de histéresis, donde se produce un efecto de saturación a partir de cierta intensidad, y donde cuando esa publicidad desaparece queda un residuo en la mente del consumidor que puede permanecer casi indefinidamente. La histéresis también se ha postulado como una explicación al efecto de diversos programas educativos sobre las actitudes e intenciones de los alumnos (Fayolle y Gailly, 2015).

Tanto el concepto de hormesis como el de histéresis nos indican que los estímulos con capacidad para persuadir no lo hacen linealmente en todo su espectro de actuación, sino que existen rendimientos decrecientes a partir de un determinado umbral y que el proceso es no lineal. La diferencia entre ambos es que la hormesis nos indica que si el estímulo continúa la curva invierte su tendencia ascendente, mientras que la histéresis nos habla de un punto de saturación y una impregnación posterior cuando el estímulo desaparece.

Parece lógico, por tanto, tratar de analizar nuestra hipótesis en un contexto lineal y no lineal. Aunque la ley de Coulomb refleje un patrón de fuerzas lineal para las cargas en electrostática, otros fenómenos electromagnéticos se rigen por relaciones no lineales, como la imantación de un material ferromagnético, la curva de carga de un condensador, o el comportamiento de resistencias no óhmicas en circuitos eléctricos. De este modo, partimos del supuesto de que la ley de Coulomb es un buen instrumento para ejemplificar las fuerzas de interacción, pero que el efecto de esa fuerza resultante sobre el cambio de opinión de los individuos después de haber interactuado entre ellos puede tener un carácter no lineal.

V. ESTUDIO EMPÍRICO

1. Participantes

Un total de 92 estudiantes de segundo curso de Administración y Dirección de Empresas participaron en el estudio, divididos en 11 grupos de entre 3 y 20 personas.

Los alumnos participaron de manera voluntaria. Para incrementar su motivación se les indicó previamente que obtendrían una compensación asociada a la nota de una de las asignaturas si realizaban el experimento correctamente y luego se interesaban por la discusión posterior del mismo en la clase.

2. Procedimiento

Se diseñó una investigación no directamente relacionada con el objetivo en cuestión, con el fin de enmascarar en la medida de lo posible el fin último de este estudio: analizar el cambio de opinión de los alumnos en función de su interacción. De este modo, a los estudiantes se les indicó que se estaba trabajando en una propuesta para cambiar el sistema de clases de varias asignaturas para el próximo curso, de forma similar a como Bal *et al.* (2015) han propuesto para emplear las redes sociales de

forma integrada en el contexto de aprendizaje de las asignaturas de administración de empresas. Esa propuesta formaba parte de un nuevo proyecto de investigación docente que estábamos desarrollando y, por tanto, era algo totalmente real.

El procedimiento seguido fue idéntico en todos los grupos. En primer lugar, presentamos a los estudiantes la idea para enfocar las asignaturas para el año siguiente, y les dimos una hoja resumen de esa presentación que acabábamos de realizar. Dado que el nuevo enfoque reportaba aparentemente ventajas para los estudiantes (mayor autonomía en el aprendizaje, creación de webs propias, eliminación de todos los trabajos prácticos de las asignaturas, etc.), insertamos varios puntos más polémicos en nuestra propuesta, para que hubiera una mayor diversidad de opiniones y no todas fueran muy positivas. Así, propusimos que los alumnos deberían costearse la compra del dominio y alojamiento web por su cuenta y que deberían realizar un artículo semanal en el blog creado si querían aprobar la asignatura. Estas dos puntualizaciones no estaban en la propuesta original de Bal *et al.* (2015), y tampoco en nuestro proyecto de innovación docente, ya que la universidad sufragaría esos costes y no se llevaría un seguimiento semanal, sino quincenal o mensual.

Una vez realizada la presentación, los alumnos debían rellenar un cuestionario. Se les pidió que valoraran a sus compañeros de clase en función de su afinidad en una escala diferencial semántico de -5 a +5, donde el 0 no era una opción, es decir, las valoraciones tenían que ser positivas o negativas en una escala de 10 puntos. Se les indicaba claramente que -5 significaba «muy lejos» y +5 «muy cerca» desde el punto de vista de la afinidad. Asimismo, se les explicó que por afinidad debían entender un concepto amplio en el que podían caber características físicas, psicológicas, comportamentales, ideológicas, morales, etcétera.

Asimismo, los estudiantes tenían que valorar la propuesta del nuevo formato de clases en una escala de 0 a 10, siendo 0 el valor mínimo y 10 el valor máximo.

Finalmente, los alumnos tenían que mostrar su grado de acuerdo en una escala de 0 a 10 con las dos siguientes afirmaciones: *(1) Soy una persona individualista, que me gusta llevar el control. Soy independiente y autónomo, y me gusta influir sobre las cosas y las situaciones, en lugar de adaptarme a ellas; (2) Soy una persona que me gusta adaptarme a las situaciones, y limito mi individualismo y autonomía en aras de ajustarme a las necesidades de los demás y de las circunstancias que me rodean.* Esas preguntas medían el control primario y secundario, de la misma forma como Martínez y Soler (2015) emplean en su estudio.

Una vez que los alumnos rellenaban el cuestionario se les dejaba entre quince y veinte minutos solos en clase para que discutieran con sus compañeros la propuesta. El objetivo era que intercambiaran sus opiniones. De este modo, al ser conscientes de las opiniones de los demás, las suyas propias podrían cambiar o no en función de su grado de afinidad con respecto a cada uno de sus compañeros.

Tras concluir ese lapso de tiempo, los profesores entrábamos de nuevo a clase y volvíamos a pasar un brevísimo cuestionario a los estudiantes donde simplemente tenían que indicar ahora cuál era su opinión con respecto a la nueva propuesta educativa. Después de que entregaran su respuesta se terminaba la clase. La semana siguiente se discutiría el experimento en clase, para que durante esa semana (que fue cuando se recogió información en los diferentes grupos) no hubiera posibilidad de que se supiera el objetivo enmascarado el estudio por parte de algunos alumnos y se lo pudieran comentar a otros en los que todavía no se había realizado la investigación.

3. Variables

Se emplearon, de este modo, las siguientes variables en su analogía con la ley de Coulomb:

1. Afinidad del individuo *i* con respecto a *j*: q_{ij}.

2. Distancia entre el individuo *i* y el individuo *j*: r_{ij} = diferencia entre las opiniones sobre el proyecto.

3. Dominancia del control primario entre el individuo *i* y el individuo *j*: k_{ij} = diferencia entre las valoración del control primario y secundario del individuo *i*, para después a su vez establecer su diferencia con el individuo *j*.

4. Fuerza resultante ejercida por los individuos de la red en el individuo *i*:

$$F_i = \sum_j F_{ij} = \sum_j k_{ij} \frac{q_{ij}}{r_{ij}^2} \qquad [6]$$

es la suma de las fuerzas ejercidas por cada individuo *j* de la red sobre el individuo *i*, $F_{ij} = k_{ij} \frac{q_{ij}}{r_{ij}^2}$.

5. Opinión sobre el nuevo programa educativo del individuo *i* en el momento *t*: O_{it}.

6. Opinión sobre el nuevo programa educativo del individuo *i* en el momento $t+1$, es decir, después de que los alumnos discutieran entre ellos: O_{it+1}.

7. Variables de control estadístico X_{kit}, referidas al tamaño de los grupos X_{3t}, a la media de las valoraciones de cada grupo X_{4t} (para analizar el posible efecto de tendencia a ir hacia la opinión media), y las posibles interacciónes entre F_{it} y el resto de variables, así como la posible presencia de polinomios de hasta grado 3.

4. Análisis

Con el fin de detectar si existe una relación estadísticamente significativa entre la fuerza ejercida por cada individuo de la red y la opinión final sobre la acción educativa de cada individuo hemos analizado los siguientes modelos de regresión, por su simplicidad y capacidad de detectar efectos lineales y no lineales:

Modelo lineal:

$$O_{it+1} = \alpha + \beta_1 O_{it} + \beta_2 F_{it} + \sum_{k=3}^{m} \beta_k X_{kit} + e_{it}. \qquad [7]$$

Modelo no lineal:

$$O_{it+1} = \alpha + \beta_1 O_{it} + \beta_2 / F_{it} + \sum_{k=3}^{m} \beta_k X_{kit} + e_{it}. \qquad [8]$$

5. Resultados

En primer lugar, se calcularon las fuerzas resultantes para cada individuo, determinadas como la suma de cada una de las fuerzas a las que los participantes se veían sometidos en su interacción con el grupo. Gráficamente, se puede ver la red para cada una de las cuatro clases estudiadas (gráfico 1), donde los nodos de la red son los alumnos y su tamaño es proporcional a la fuerza resultante en valor absoluto. Los puntos negros representan fuerzas resultantes negativas, o lo que es lo mismo, individuos cuya suma de fuerzas era de repulsión (afinidad negativa).

Para analizar la influencia de la fuerza sobre la opinión final de los participantes estimamos varios modelos de efectos aleatorios (mínimos cuadrados generalizados) al estar las observaciones anidadas en cada uno de los grupos, y también modelos de regresión agregado (mínimos cuadrados ordinarios) con errores estándar estimados robustos por grupos. Los resultados se muestran en el cuadro n.º 1.

Como puede apreciarse, una vez controlado por la opinión inicial, el modelo lineal no presenta significación en la fuerza resultante, pero sí en el modelo no lineal, con un coeficiente de 1,42 (,003) para el modelo de efectos aleatorios y de 1,69 (,001) para el modelo agregado con errores estándar robustos por grupo.

Ni el tamaño de los grupos ni la opinión media tienen un efecto significativo, así como tampoco las diferentes especificaciones alternativas que se probaron con polinomios cúbicos e interacciones entre la fuerza resultante y el resto de covariables (por simplicidad se omiten todos estos análisis).

CUADRO N.º 1

RESULTADOS DE LAS ESTIMACIONES

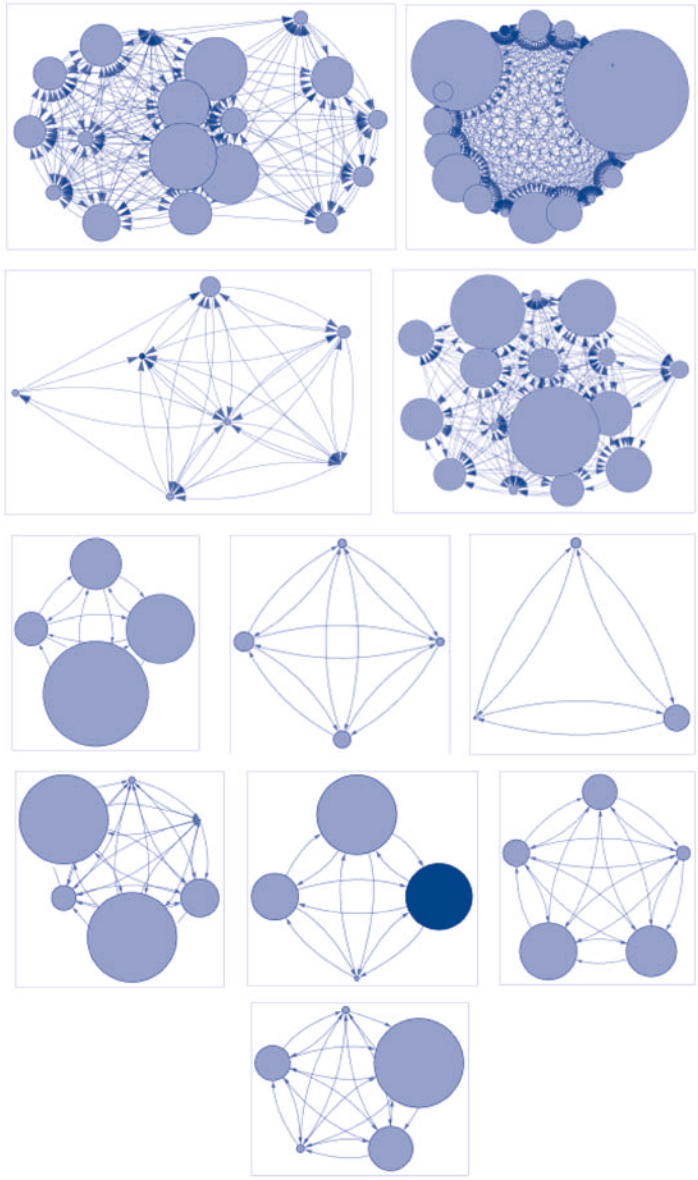
	LINEAL				*NO LINEAL*			
	EFECTOS ALEATORIOS		*AGREGADO*		*EFECTOS ALEATORIOS*		*AGREGADO*	
	Coef.	*p-valor*	*Coef.*	*p-valor*	*Coef.*	*p-valor*	*Coef.*	*p-valor*
α	-,78	,728	-,39	,866	-1,51	,526	-1,17	,607
O_t	,72	,000	,73	,000	,76	,000	,77	,000
F_t	,0005	,084	,0001	,673				
$1/F_t$					1,42	,003	1,69	,001
X_{3t}	,003	,930	-,012	,756	,02	,576	,003	,943
X_{4t}	,35	,276	,32	,306	,38	,246	,357	,255
R^2	,56		,56		,57		,58	

La estimación por efectos aleatorios es más eficiente con respecto a la de efectos fijos cuando se puede asumir que la correlación entre el efecto aleatorio y las covariables es nula y el test de Hausman es no significativo, lo que ocurre en nuestro caso.

Los resultados indican un efecto muy pequeño, pero significativo, de la interacción con la red sobre la opinión final, que apenas aporta dos centésimas a la mejora de la varianza explicada de esa opinión.

La interpretación del efecto es compleja y aparentemente contraintuitiva, y nos indica que cuando se incrementa la fuerza resultante disminuye de manera no lineal su efecto sobre la opinión final. Esto viene a reforzar la hipótesis de saturación del efecto de la fuerza.

GRÁFICO 1
RED DE INTERACCIÓN Y FUERZAS RESULTANTES PARA CADA INDIVIDUO EN CADA UNO DE LOS GRUPOS



Fuente: Elaboración propia.

VI. CONCLUSIONES E IMPLICACIONES

Los estudiantes están continuamente interactuando en sus redes de relaciones personales, y eso implica que sus opiniones y decisiones sean dependientes de las características de esa red. Cuando se proponen diferentes programas docentes, o cualquier tipo de intervención educativa que suponga una discrepancia en las opiniones de los alumnos, esas opiniones pueden modificarse espontáneamente por la propia evolución dinámica de las interacciones en la red.

Basándonos en principios básicos de *marketing* y psicología social hemos propuesto una serie de variables que determinan la variación en las opiniones de los individuos, porque están relacionadas con la capacidad de persuasión que unas personas pueden tener sobre otras. El cómo esas variables se relacionan e interactúan es un tema complejo, pero nosotros hemos hipotetizado una forma de integración basada en ecuaciones fundamentales del electromagnetismo, como es la ley de Coulomb. De este modo, la medida en la que los individuos influyen sobre cada persona dentro de una red depende de la afinidad entre esos individuos, la diferencia entre sus opiniones, y la divergencia entre su capacidad de liderazgo o sumisión (control primario o secundario).

A través de un estudio empírico realizado con estudiantes de Administración y Dirección de Empresas, que tenían que valorar una propuesta educativa real para el curso siguiente, y que afectaba su modo de trabajo y de cómo iban a ser evaluados hemos encontrado que, efectivamente, el cambio de opinión de los estudiantes tras interactuar entre sí está asociado precisamente a la fuerza con la que unos influyen sobre otros, en analogía con la ley de Coulomb.

Sin embargo, es preceptivo señalar que esa asociación es no lineal, con rendimientos decrecientes y contraintuitiva.

Las implicaciones para las ciencias sociales son interesantes, ya que hemos mostrado que podemos modelar el cambio de opinión de los individuos a partir de la aproximación a ecuaciones de la física empleando variables psicológicas, lo que es una contribución atractiva para seguir profundizando en el futuro, en consonancia como otros investigadores han realizado (p. ej., Hanssens y Ouyang, 2001).

Además, hemos mostrado que las opiniones de los estudiantes pueden estar sujetas a cambios con interacciones temporales muy pequeñas (apenas 15-20 minutos de discusión entre compañeros), lo que implica que existe una dinámica en la estructura de la opinión de los individuos, y que está asociada a las interacciones que tiene con sus semejantes, lo que podría cuestionar los modelos de cambios de opinión basados simplemente en el número de personas con opiniones polarizadas en grandes conjuntos poblaciones, tal y como propone Galam (2003). De este modo, futuras investigaciones deberían profundizar en si realmente lo fundamental para modelar la variación de las opiniones de las personas es su red más cercana, más que la estructura de las opiniones del conjunto de población que las rodea. El pequeño tamaño de efecto observado en nuestro estudio, sin embargo, puede sugerir que esa influencia social es poco relevante o que el tiempo de interacción entre los estudiantes no fue suficiente.

Desde el punto de vista educativo, podemos inferir que cuando a los estudiantes se les fuerza a trabajar en grupos con personas que ellas no eligen, cabe la posibilidad de que haya poca afinidad entre los miembros del grupo, con lo que si existe polarización en las opiniones será mucho más difícil llegar a un acuerdo, y los conflictos serán más prevalentes. Si los estudiantes eligen su propia red de trabajo, lo más probable es que elijan personas afines, y será más fácil llegar a acuerdos (que haya cambios de opinión) ante visiones diferentes de problemas determinados.

A nivel educativo esto abre un interesante debate sobre qué es más adecuado para los alumnos: si aprender a trabajar en entornos colaborativos que pueden ser hostiles y ver cómo se desempeñan o incitar a que se trabaje en entornos mucho más afines. En el primer caso, quizá, se les estaría preparando también para cuando, al dejar la Universidad, trabajen con personas con las que no tienen por qué compartir afinidades.

Finalmente, reconocemos que nuestro estudio tiene limitaciones. La muestra escogida es pequeña, y debería replicarse nuestra investigación con el objetivo de confirmar nuestros resultados. Asimismo, sería preceptivo proponer otras aproximaciones metodológicas para el estudio del cambio de opinión, más allá de la que hemos elaborado nosotros, y profundizar en la dinámica del cambio de opinión ante sucesivas modificaciones del entorno. Los modelos de difusión espacial (ver Elhorst, 2016), pueden ser una alternativa muy atractiva.

Como hemos indicado, todo ha sido realizado en un contexto controlado de laboratorio, pero en la vida real los estudiantes tienen otras fuentes de interacción y estímulos que pueden influir también en el cambio de opinión, como el uso de las redes sociales o su entorno familiar. Es importante señalar, asimismo, que las respuestas de los participantes pueden estar sujetas a error de medida, sobre todo en aquellos casos en los que esos participantes estaban inmersos en grupos grandes y debían valorar su afinidad a muchos compañeros.

Futuras investigaciones deberían, además, profundizar en la explicación de ese efecto contrario de la afinidad sobre la opinión de los individuos. Pese a ser un efecto muy pequeño, los resultados implican que cuanto mayor es la fuerza ejercida por la red más pequeña es su repercusión, lo que puede significar que las personas reaccionan de manera contraria a la presión social de su entorno cercano como una forma quizá de diferenciarse y de reafirmar su personalidad.

NOTAS

(*) Los autores agradecen la financiación recibida del proyecto ECO2015-65637-P (MINECO/FEDER). Asimismo, este trabajo es el resultado de la actividad desarrollada en el marco del Programa de Ayudas a Grupos de Excelencia de la Región de Murcia, de la Fundación Séneca, Agencia de Ciencia y Tecnología de la Región de Murcia proyecto 19884/GERM/15.

BIBLIOGRAFÍA

Abrams, D., y M. A. Hogg (1990), «Social identification, self-categorization and social influence», *European Review of Social Psychology,* 1: 195-228.

Bal, A. S.; Grewal, D.; Mills, A., y G. Ottley (2015), «Engaging students with social media», *Journal of Marketing Education,* 37: 190-203.

Christakis, N. A., y J. H. Fowler (2014), «Friendship and natural selection», *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America,* 111 (Supplement 3), 10796-10801 PMID:25024208

Douget, L. (2004), «Service provider hostility and service quality». *Academy of Management Journal,* 47: 761-771.

Elhorst, J. P. (2016), Spatial Models. In: Leeflang et al. (eds.) *Advanced Methods for Modelling Markets*, Springer.

Fayolle, A. y B. Gailly (2015), «The Impact of Entrepreneurship Education on Entrepreneurial Attitudes and Intention: Hysteresis and Persistence», *Journal of Small Business Management,* 53: 75-93.

Galam, S. (2003), «Modelling rumors: the no plane Pentagon French hoax case», *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications,* 320: 571-580.

Gallopel-Morvan, K.; Gabriel, P.; Le Gall-Ely, M.; Rieunier, S., y B. Urien (2011), «The use of visual warnings in social marketing: The case of tobacco», *Journal of Business Research,* 64: 7-11.

Goldstein, N. J.; Martin, S. J., y R. B. Cialdini (2010), *Yes! 50 scientifically proven ways to be persuasive*, Free Press, Nueva York.

Hanssens, D. M., y M. Ouyang (2001), «Hysteresis in Market Response: When is Marketing Spending an Investment?», *Review of Marketing Science, 419*, Social Science Research Network Electronic Library (SSRN).

Heider, F. (1958), *The psychology of interpersonal relations*, Wiley, Nueva York.

Kramer, T., y L. Block (2011), «Nonconscious effects of peculiar beliefs on consumer psychology and choice», *Journal of Consumer Psychology,* 21: 101-111.

Lazzari, R.; Fioravanti, M., y H. G. Gough (1978), «A New Scale for the Adjective Check List Based on Self Versus Ideal-Self Discrepancies», *Journal of Clinical Psychology,* 34: 361-365.

López, P. (2015), «Posibilidades y limitaciones del aprendizaje cooperativo en el EEES: análisis de una experiencia en el aula de inglés», *Porta Linguarum,* 24: 163-177.

Malär, L.; Krohmer, H.; Hoyer, W. D., y B. Nyffenegger (2011), «Emotional brand attachment and brand personality: The relative importance of the actual and the ideal self», *Journal of Marketing*, 75: 35-52. 10.1509/jmkg.75.4.35

Martínez, J. A., y M. M. Soler (2015), «El efecto del «más de» como herramienta de persuasión. El caso de los libros de pegatinas», *Revista Portuguesa de Marketing,* 17.

Rossiter, J. R., y S. Bellman (2005), *Marketing Communications,* Pearson Prentice Hall, Sidney.

Rozin, P. (2001), «Social psychology and science: Some lessons from Solomon Asch», *Personality and Social Psychology Review*, 5: 2-14.

Skinner, E. A., y M. Chapman (1984), «Control beliefs in an action perspective», *Human Development,* 27: 129-133.

Turner, J. C. (1982), *Towards a cognitive redefinition of the social group. Social Identity and Intergroup Relations*, en Tajfel H. (ed.), Cambridge University Press, Cambridge.

Weisz, J. R.; Rothbaum, F. M., y T. F. Blackburn (1984), «Standing out and standing it: The psychologiy of control in America and Japan», *American Psychologist,* 39: 955-969.

Witte, K., y M. Allen (2000), «A Meta-Analysis of Fear Appeals: Implications for Effective Public Health Campaigns», *Health Education and Behavior,* 27: 608-632.

Yang, W.; Zhang, J., y L. Peracchio (2010), «Understanding the impact of self-concept on the stylistic properties of images», *Journal of Consumer Psychology,* 20: 508-520.

REPETIR CURSO: CONDICIONANTES DEL NIVEL PRIMARIO USANDO DATOS DE PANEL GEORREFERENCIADOS (*)

Marcos HERRERA

CONICET-IELDE, Universidad Nacional de Salta (Argentina)

Resumen

Utilizando un panel de datos de 220 escuelas primarias con información georreferenciada, este trabajo explora los determinantes de la tasa de repetición a nivel escuela, contexto y vecindario geográfico. Los resultados muestran que a nivel escuela únicamente la matrícula escolar es una variable significativa. Los factores contextuales como la tasa de desempleo y la proporción de mujeres en edad escolar se relacionan con la tasa de repetición primaria. Además, el desempleo y la proporción de mujeres de las áreas contiguas muestran efectos significativos. Estos resultados reflejan la importancia de incorporar la localización de las escuelas y su entorno social a la hora de establecer adecuadas políticas educativas que contemplen a la repetición escolar.

Palabras clave: tasa de repetición, datos espaciales de panel, dependencia espacio-temporal.

Abstract

Using a panel data of 220 primary schools with georeferenced information, this research explores the determinants of repetition rate at school, contextual and geographical neighborhood levels. Results show that the matriculation is a significant variable at school level. Contextual factors such as unemployment rate and percentage of female youth of primary school age are related to the grade repetition rate in primary school. In addition, the unemployment and the women's proportion of the contiguous areas show significant effects. These results reflect the importance to consider the school localization and its social context if we want to establish suitable educational policies that address the grade repetition.

Key words: repetition rate, spatial panel data, spatial-temporal dependence.

JEL classification: C23, I21, I28

I. INTRODUCCIÓN

La repetición o retención escolar es un tema que levanta acalorados debates en países de diferentes niveles de desarrollo (1). La repetición de curso es una práctica que ocurre cuando los estudiantes inician un nuevo año escolar en el mismo curso que el año previo (Brophy, 2006). El motivo principal de esta práctica es un bajo nivel académico, aunque también puede deberse a otras causas como absentismo, decisión de los padres, imposición de la escuela, entre otros. El objetivo básico de esta medida es establecer un parámetro de calidad educativa tal que todos los alumnos promocionados posean un nivel mínimo de conocimiento en el curso lectivo superior.

El impacto de repetir el año escolar ha sido extensamente investigado en diferentes niveles de agregación: a nivel individual, a nivel de escuela y en la sociedad. La literatura destaca que la repetición está asociada, significativamente, con el posterior abandono o fracaso escolar de dicho alumno (Allensworth, 2005; Ou y Reynolds, 2010). Grissom y Sheppard (1989) encuentran que el alumno repetidor tiene entre un 20 y 30 por 100 más de probabilidad de no completar la educación secundaria. Por otra parte, la gran mayoría de las investigaciones reflejan un dato crucial: el nivel educativo del estudiante no mejora al repetir el año lectivo. Un metaanálisis realizado por Jimerson (2001) no encuentra evidencia de una mejora en el rendimiento académico posterior y, además, refleja que la repetición temprana es condicionante de numerosos factores de riesgo emocionales y de salud.

Existen otras consecuencias que involucran al funcionamiento del sistema educativo. Además del importante coste en términos monetarios que implica perder un año académico, la elevada repetición puede ocasionar un aumento en el tamaño de la clase dificultando la evaluación y supervisión efectiva del docente. Esto generará limitaciones en el uso de los recursos públicos y puede suceder que no permita el acceso a la educación de más niños (World Bank, 2012). Es decir, para la sociedad en su conjunto, es más eficiente que cada alumno sea promovido al siguiente año académico.

Las mencionadas consecuencias negativas son solo una cara de la moneda. En la otra cara, los defensores de la repetición sostienen que esta práctica genera importantes beneficios. Por un lado, los alumnos de bajo nivel educativo tienen otra oportunidad de adquirir el conocimiento necesario antes de exponerse a un nivel al que no están

preparados. Igualmente, la amenaza de repetir el curso empuja al estudiante a realizar un esfuerzo adicional en aprender los contenidos y los mejores alumnos ven recompensado su esmero. El resultado de estos beneficios se reflejará en una educación de excelencia en donde la promoción al siguiente curso es un resultado meritocrático.

En América Latina, y particularmente en Argentina, existe un importante debate sobre la conveniencia de la repetición y esta discusión se focaliza especialmente en los primeros años de la educación primaria. El debate se centra en brindar oportunidades educativas a los más desfavorecidos sin dejar de premiar el esfuerzo de aquellos que buscan progresar. El equilibrio entre estas dos posiciones evitará situaciones extremas como las investigadas por N'tchougan-Sonou (2001) para dos países africanos: Ghana reformó su sistema educativo hacia la promoción automática, mientras que Togo continuó una política selectiva mediante altas tasas de repetición. Ambos sistemas tienen sus problemas: i) Togo ha sido criticado por las escasas oportunidades educativas, con tasas muy bajas de escolaridad en donde el reducido número de graduados proviene de altos estratos sociales; ii) En Ghana la promoción automática trajo aparejado resultados decepcionantes en las evaluaciones de calidad educativa. Queda claro que una muy baja tasa de repetición es más bien un indicativo de baja calidad académica.

En este trabajo se llama la atención sobre la necesidad de reconocer cuáles son los factores que determinan una alta o baja tasa de repetición en vez buscar un determinado nivel de la misma. Conocer con mayor detalle los condicionantes socioeconómicos de la tasa de repetición permitirá entender la complejidad del problema y también sus posibles soluciones.

Las causas de la repetición son numerosas y tienen en común el reconocimiento de factores múltiples a diferentes niveles o escalas de agregación. Dependiendo de las características de los datos disponibles, algunas investigaciones analizan la retención escolar a nivel individual relacionando tal evento con características propias del estudiante o de su entorno familiar (Byrd y Weitzman, 1994; Corman, 2003). Otros estudios incluyen variables a nivel de escuela como el tamaño de la clase y la razón estudiantes/profesor (Taniguchi, 2015). Algunas, aunque escasas, investigaciones incluyen factores regionales como en el trabajo de Bali *et al.* (2005) en donde se detecta que la retención escolar es dirigida por características regionales locales, además de las características anteriormente mencionadas.

Nuestro trabajo reconoce la acción de factores múltiples a diferentes escalas de agregación. Sin embargo, nuestro punto de focalización está en las características de la escuela (en vez de factores específicos del estudiante). El objetivo principal es mostrar los condicionantes de la *tasa de repetición* incorporando factores de cada centro educativo así como de índole regional local, en forma similar al trabajo de Bali *et al.* (2005). Adicionalmente, se incluyen efectos espaciales a nivel regional que son omitidos por la gran mayoría de las investigaciones revisadas.

El trabajo continúa de la siguiente manera. En la segunda sección se muestra la evolución de la repetición en América Latina y la variabilidad intranacional de Argentina para contextualizar la etapa analizada entre los años 2008-2011 en la provincia de San Luis. En la tercera sección se detalla la base de datos y la estrategia empírica aplicada. Los resultados inferenciales son analizados en la sección cuarta. Por último, las conclusiones se desarrollan en la quinta sección.

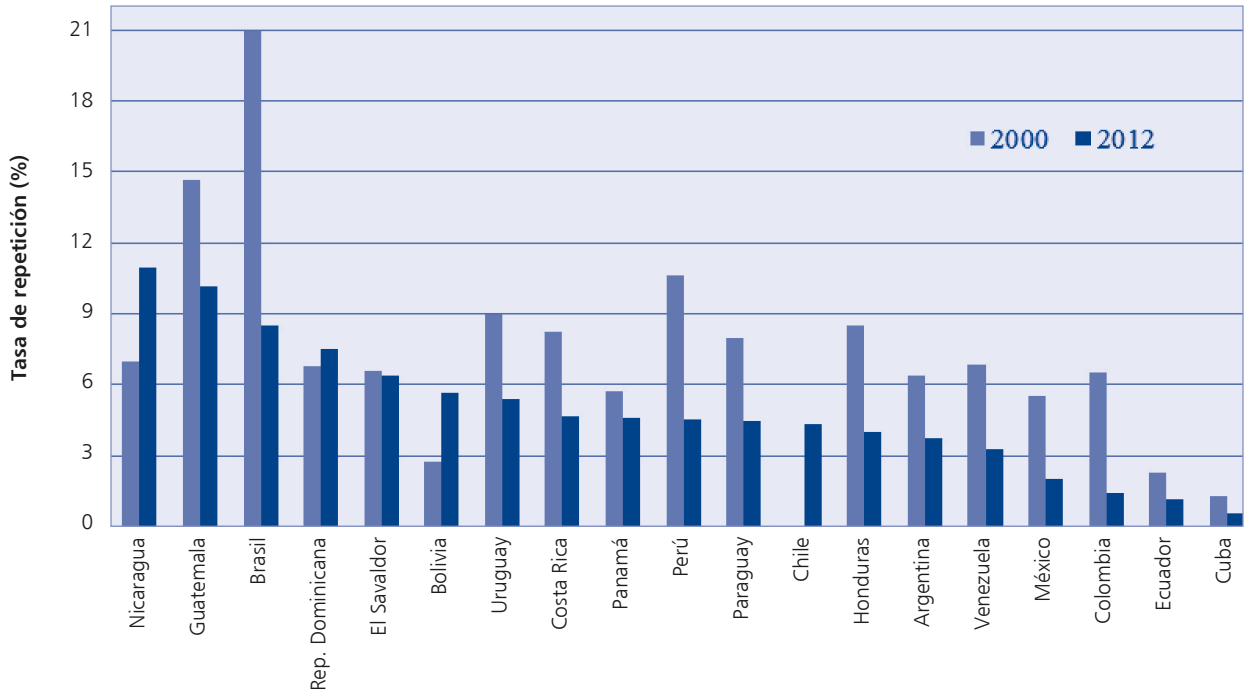
II. EVOLUCIÓN DE LA TASA DE REPETICIÓN: UNA VISIÓN GENERAL

El gráfico 1 presenta las tasas de repetición promedio para los países de América Latina en los años 2000 y 2012. El nivel de las tasas para el año 2000 es notoriamente elevado, con algunos países superando el 12 por 100. A lo largo de la década puede observarse que la región ha mejorado el reporte de repetición, pasando de un promedio global de 7,25 por 100 en el año 2000 a un valor de 4,95 por 100 en el año 2012. En la mayoría de los países las tasas disminuyeron, aunque siguen observándose altos valores.

Otro resultado destacable del gráfico 1 es la disparidad de las tasas entre países. Por ejemplo, Brasil muestra una clara mejoría entre los dos años; sin embargo, la tasa del 2012 duplica la reportada por ocho países de la región (Chile, Honduras, Argentina, Venezuela, México, Colombia, Ecuador y Cuba).

Dentro de la región, Argentina ha sido históricamente uno de los países con mejores indicadores educativos. Por ejemplo, datos de la Unesco ubican a la tasa neta de escolarización primaria por encima del 93 por 100 para el período 1999-2005, niveles comparables a países de alto desarrollo. En el

GRÁFICO 1
REPETICIÓN PRIMARIA EN AMÉRICA LATINA, AÑOS 2000 Y 2012



Fuente: Elaboración propia basada en datos del Instituto de Estadísticas de la Unesco (UIS).

caso de la repetición sucede algo similar, con una tendencia decreciente entre los años 2000 y 2012, pasando de un 6,4 por 100 a un 3,73 por 100. Estos resultados ubican al país entre los seis países latinoamericanos con mejor comportamiento. Sin embargo, estas tasas nacionales ocultan una gran heterogeneidad intranacional con valores muy diferentes entre jurisdicciones argentinas.

El cuadro n.º 1 es un ejemplo de la disparidad jurisdiccional argentina en los años 2009-2010. La información se encuentra ordenada de mayor a menor repetición para las 23 jurisdicciones provinciales más Ciudad Autónoma de Buenos Aires (CABA). Las diferencias entre jurisdicciones son claras, CABA muestra una repetición siete veces inferior al mayor valor observado, Corrientes. Incluso sin considerar ambos extremos, la situación es desigual.

Una explicación de las diferencias jurisdiccionales proviene, además de factores composicionales socioeconómicos, del ordenamiento territorial del país. Argentina es un país federal en donde las provincias son una unidad elemental de organización del poder público y esto incluye al sector educativo. Leiras (2013) realiza un detallado análisis histórico sobre la capacidad autonómica de las provincias para establecer normativas en todo su territorio. En el plano educativo, desde la década de los noventa se vienen sucediendo reformulaciones en el funcionamiento general del sistema. A inicios de los noventa se finaliza el proceso de descentralización, formalizado por la Ley Federal de Educación 24.195 (LFE, 1993), en donde se confiere a las provincias competencias previamente nacionales y se reformula la estructura de la educación primaria y secundaria (Tedesco y Tenti Fanfani, 2001). La puesta en funcionamiento de la LFE generó numerosos problemas y fue finalmente derogada dando lugar a la Ley Nacional de Educación 26.206 (LEN), sancionada el año 2006 y actualmente vigente. Esta ley reorganizó los años educativos al formato previo a la LFE, creando, además, el Consejo Federal de Educación encargado de la concertación, acuerdo

y coordinación de la política educativa nacional, aunque sosteniendo la autonomía de las provincias dentro de su territorio. Esto posibilita la puesta en marcha de proyectos nacionales así como proyectos provinciales propios. También es posible que proyectos internacionales se lleven a cabo en algunas provincias, sin involucrar a la totalidad del país. Por ejemplo, el proyecto «Todos pueden aprender» (2), apoyado por Unicef, ha sido implementado desde el año 2003 en cinco provincias argentinas con el objetivo de disminuir la repetición, la sobreedad y la deserción escolar.

En el caso de la provincia de San Luis, se han impulsado diferentes proyectos que incluyen entre sus objetivos la disminución de la repetición y el abandono escolar. Entre estas propuestas, San Luis impulsó por primera vez la puesta en marcha de «Escuelas autogestionadas», en el año 2000, con la idea de satisfacer una demanda heterogénea y dar al sector privado la posibilidad de contribuir a la formación educativa mediante proyectos sociales. Más recientemente puede mencionarse el proyecto de «Estampillas escolares: ahorro para mi futuro», iniciado en el año 2011, en donde se recompensa monetariamente al alumno que finaliza cada curso lectivo mediante estampillas que al final del ciclo secundario pueden canjearse por dinero en efectivo.

CUADRO N.º 1

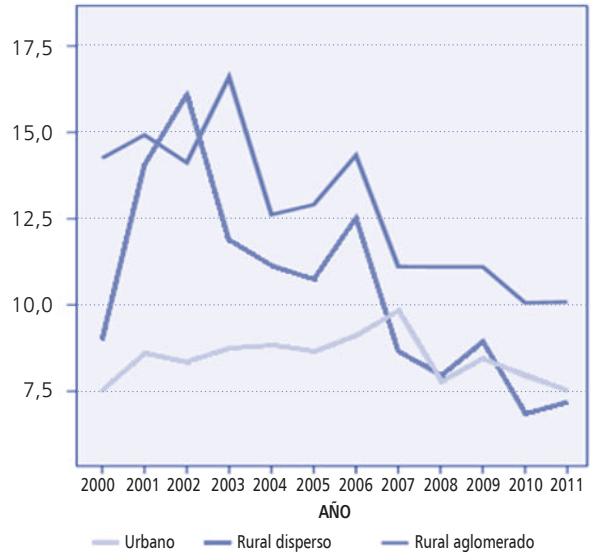
PROMEDIO DE TASAS DE REPETICIÓN POR PROVINCIA. ESCUELAS PÚBLICAS Y PRIVADAS. NIVEL PRIMARIO. AÑOS 2009-2010

PROVINCIA	*REPETICIÓN*	*PROVINCIA*	*PROVINCIA*
Corrientes	13,3	Catamarca	4,0
Formosa	8,9	San Juan	3,9
Stgo. del Estero	8,8	Tierra del Fuego	3,9
Misiones	7,7	La Pampa	3,9
San Luis	7,7	Santa Fe	3,8
Santa Cruz	7,0	Buenos Aires	3,7
Salta	6,7	Córdoba	3,4
Chaco	6,0	Tucumán	3,3
Entre Ríos	5,6	Chubut	3,2
La Rioja	5,3	Río Negro	3,2
Neuquén	4,9	Jujuy	3,1
Mendoza	4,8	Ciudad de Buenos Aires	1,9

Fuente: INDEC, en base a datos del Ministerio de Educación de la Nación y DiNIECE. Relevamientos anuales, 2009 y 2010.

GRÁFICO 2

EVOLUCIÓN DE LA REPETICIÓN PRIMARIA POR ÁMBITO. TOTAL DE ESCUELAS PRIMARIAS. PROVINCIA DE SAN LUIS. PERÍODO 2000-2011



Fuente: Elaboración propia en base a informes provinciales del Ministerio de Educación de la Provincia de San Luis.

Estas y otras propuestas en el ámbito provincial generan particularidades en el sistema educativo que se reflejan en las diferentes medidas de eficiencia.

Las acciones conjuntas a nivel provincial y nacional han afectado la evolución de la repetición a lo largo del período 2000-2011. En el gráfico 2 se visualiza el descenso de la repetición primaria según el ámbito educativo: urbano, rural aglomerado y rural disperso. El gráfico muestra el promedio general de todas las escuelas sin distinguir el tipo de gestión, aunque son las escuelas públicas las que tienen mayor peso en términos de matriculación y también en donde se encuentran las mayores tasas de repetición.

La evolución temporal de las escuelas rurales presenta una clara mejoría a partir del año 2006. Las escuelas en zonas de campo abierto (rural disperso) incluso muestran tasas inferiores a las observadas en regiones urbanizadas. En el caso de las escuelas en localidades de menos de 2.000 habitantes (rural aglomerado), la repetición ha descendido año tras año desde el 2006, aunque sus niveles se mantienen por encima de dos puntos porcentuales respecto a los otros ámbitos.

En resumen, tanto a nivel de América Latina como nacional y provincial, la repetición ha sido un tema de especial atención y puede observarse el resultado de las políticas educativas. Lo llamativo del caso es la prácticamente nula investigación académica realizada sobre este tema. Entre los pocos trabajos recientes que aproximan el problema de la repetición puede mencionarse el aporte de Gómez Vera (2014) en donde se realiza un análisis comparativo entre cuatro países latinoamericanos. La información utilizada proviene del programa PISA (*Programme for Internacional Student Assesment*), que es una evaluación de calidad educativa estandarizada de la OCDE (Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico) para alumnos de 15 años de edad. La evidencia empírica presentada por Gómez Vera destaca la condición de repetidor del alumno como una característica limitante en la capacidad lectora. En dicho trabajo Argentina es comparada a Uruguay, Brasil y Chile, determinando qué aspectos, tanto individuales como escolares, se ven afectados por la repetición, y cuál es exactamente su influencia sobre la calidad (3). Nuestro trabajo busca contribuir en este vacío académico mediante nueva evidencia proveniente de un panel de datos de escuelas primarias.

III. DATOS Y ESTRATEGIA EMPÍRICA

La información disponible permite una amplia cobertura (prácticamente total) de las escuelas primarias de gestión pública para la provincia de San Luis. Como ventaja adicional, el conjunto de datos se encuentra georreferenciado y se describe a continuación.

1. Base de datos

La base de datos contiene 246 escuelas públicas que impartían el nivel primario en el año 2012. Para cada una de estas escuelas, el Ministerio de Educación de la provincia de San Luis recolectó información sobre la tasa de repetición y tasa de sobreedad en un único registro anual cubriendo el período desde el año 2000 hasta el año 2011.

La información sobre cada establecimiento educativo proviene de una planilla anual cumplimentada por personal de cada escuela. La información es entregada al Ministerio a lo largo de cada año lectivo. Este formulario, denominado Planilla de Organización, contiene cuatro secciones generales: *Datos de establecimiento*, *Nivel inicial y primario*, *Nivel secundario*, *Personal en otra repartición* y *Datos del personal*. Dicha estructura es única para todos los establecimientos educativos (públicos, privados o autogestionados) en todos los niveles, y especialidades, con una cobertura temporal para los años 2008, 2009, 2010 y 2011. Esto permitió construir un conjunto de variables que describen la composición del personal docente y no docente, la edad promedio de los docentes, cantidad de matriculados en cada año lectivo, cantidad de habitaciones de la escuela y cantidad de habitaciones consideradas aulas.

La ubicación geográfica de cada escuela proviene del sitio web *Mapa Educativo* (http://www.mapaeducativo.edu.ar) que releva información georreferenciada de cada unidad educativa cubriendo todo el territorio de la República Argentina. Cada escuela es identificada con un código único de establecimiento (CUE) y el sitio web muestra un legajo en donde pueden consultarse los datos institucionales, la evolución de la matrícula por nivel y grado, así como su ubicación geográfica (latitud y longitud).

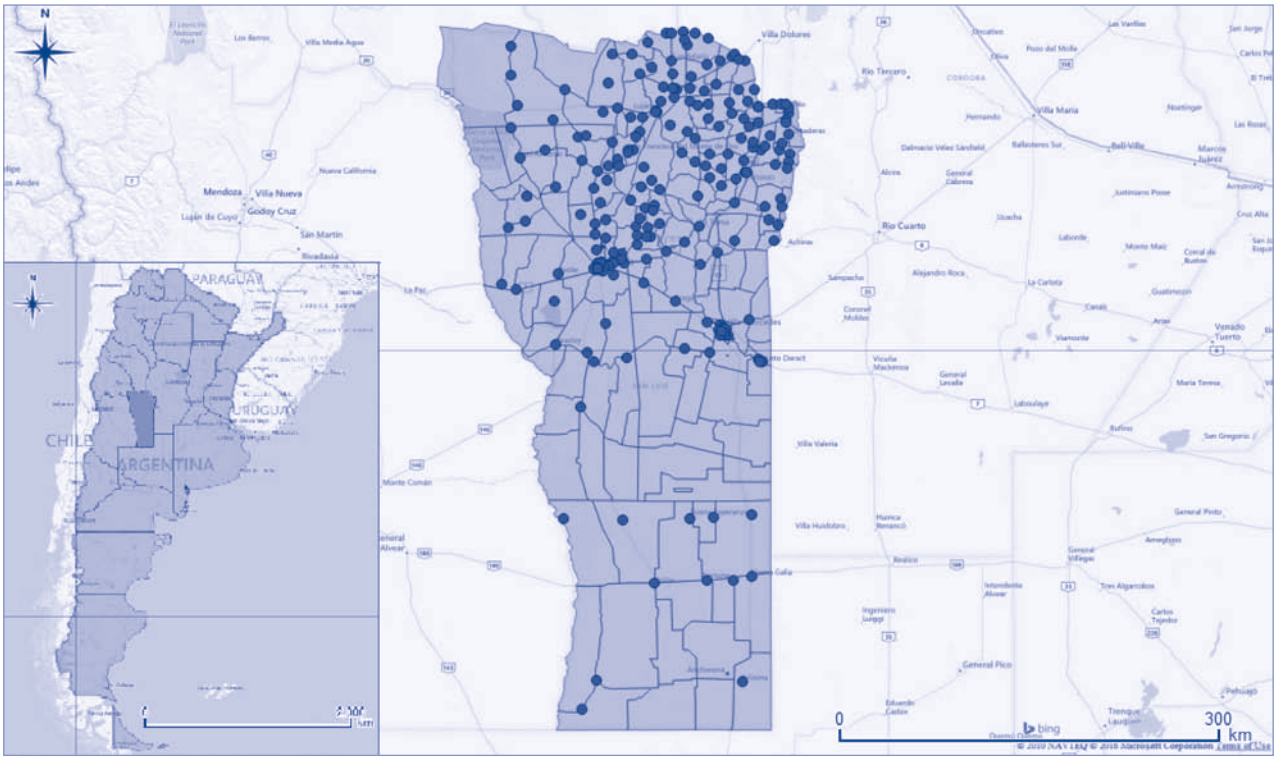
Una fuente de información adicional ha sido la información de la encuesta básica del Censo Nacional del año 2010 (4), disponible en la página web del Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INDEC). Los datos censales contienen información georreferenciada para un conjunto de variables socioeconómicas. La unidad de menor desagregación es denominada *radio censal* y posee una completa cobertura del territorio nacional. La definición y delimitación geográfica del *radio censal* depende de la cantidad de viviendas; en el caso de la provincia de San Luis existen 656 radios censales que contienen un promedio de 215 viviendas. En el gráfico 3 puede observarse conjuntamente los radios censales y la ubicación de las 246 escuelas primarias que forman parte de la base de datos original.

La conjunción de las diferentes bases de datos permite analizar la repetición y sus factores explicativos a nivel de escuelas primarias en un período temporal que abarca desde el año 2008 hasta el año 2011. Las escuelas primarias incluidas son únicamente de gestión pública, no considerando escuelas primarias de gestión privada o autogestionadas.

2. Variables del estudio

Las 246 escuelas presentan información de repetición en al menos un año en el período 2008-

GRÁFICO 3
DISTRIBUCIÓN GEOGRÁFICA DE LAS ESCUELAS PÚBLICAS CON NIVEL PRIMARIO



Nota: Representación de 246 escuelas primarias.
Fuente: Elaboración propia en base a información INDEC, Mapa educativo y Ministerio de Educación Provincial de San Luis.

2011, sin embargo, hay escuelas que no presentaron planillas de organización en todo el período y las mismas fueron eliminadas de la base final. Otro conjunto de 22 escuelas presentan planillas de organización en un único año y, siguiendo un análisis conservador, se optó por excluir de la base final a dichas instituciones (5). Con estas decisiones, la base de datos final incluye únicamente información de 220 escuelas públicas que complementaron al menos dos veces la planilla de organización. Esto implica un panel de datos desigual con 55 escuelas que presentan información en dos años, 75 escuelas que presentan información en tres años, y 90 escuelas que tienen información completa para los cuatro años del panel de datos. El panel posee brechas temporales (*gaps*) que son un tipo particular de desgaste muestral (*attrition bias*): hay escuelas sin información en los primeros años, algunas poseen datos faltantes en años intermedios y otras en el último período.

Las variables utilizadas pueden ordenarse según el grado de agregación considerando los niveles: escuela y radio censal. Las variables a nivel escuela son medidas en diferentes períodos temporales. Las variables contextuales son construidas únicamente con información censal de un único período y provienen de una encuesta básica. A continuación, se presentan las definiciones utilizadas para construir la variable dependiente y el conjunto de variables explicativas a utilizar:

Nivel escuela:

1. *Repetición*: variable dependiente medida como el porcentaje de alumnos repetidores respecto a la matrícula total de la escuela.

2. *Tamaño*: número total de matriculados en el año lectivo.

3. *Alum/prof*: porcentaje de la razón entre alumnos matriculados y número de profesores.

4. *Edadprof*: edad promedio de los profesores de la escuela, medida en años.

5. *Pct_aula*: porcentaje de la cantidad de habitaciones utilizadas como aulas respecto al total de habitaciones de la escuela.

6. *Pct_prof*: porcentaje de profesores respecto al total del personal vinculado a la escuela.

7. *Rural*: variable ficticia si la escuela pertenece a una zona rural aglomerada, es decir, en localidades con menos de dos mil habitantes.

Nivel radio censal:

8. *Desempleo*: relación porcentual entre las personas mayores que no están trabajando pero buscan trabajo activamente (ignora a los desalentados) en relación a la población adulta mayor económicamente activa.

9. *Hacina*: porcentaje de hogares en hacinamiento extremo en donde hay más de tres personas por habitación.

10. *Analf*: porcentaje de personas que no saben leer ni escribir respecto al total de la población en el radio censal.

11. *Pct_fem014*: porcentaje de mujeres respecto al total de la población del grupo de edad de 0 a 14 años en el radio censal.

12. *Pct_fem15+*: porcentaje de mujeres respecto al total de la población del grupo de edad de 15 o más años en el radio censal.

Las variables a nivel de radio censal fueron utilizadas para construir variables espaciales que capturan el valor promedio de los radios vecinos de desempleo, hacinamiento, analfabetismo e índices de feminidad: $W \times Desempleo$, $W \times Hacina$, $W \times Analf$, $W \times Pct_fem014$, y $W \times Pct_fem015+$, donde W representa a la matriz de pesos espaciales.

La matriz W es una matriz de pesos espaciales que establece «quién es vecino de quién» para cada radio censal. Existen diferentes criterios de vecindad según el problema a analizar; en nuestro caso la construcción de esta matriz se realizó por criterio de contigüidad. Bajo este criterio se considera como vecindario al conjunto de radios censales que comparten un límite común. Este criterio tiende a ser el más adecuado debido a que la educación pública se caracteriza, en términos generales, por estudiantes que provienen de los estratos sociales más desfavorecidos, con bajas posibilidades de elección y limitados a un entorno geográfico cercano (para mayor evidencia de estas características véase Narodowski y Nores 2000; Narodowski y Moschetti 2015). Bajo este criterio de vecindad, existe un promedio de seis vecinos para cada radio censal, implicando un vecindario promedio compuesto por 1.300 viviendas aproximadamente. En las principales zonas urbanas el vecindario se amplía a once o más radios vecinos y en zonas rurales la cantidad de radios vecinos disminuye, pero se incrementa la superficie de cobertura de dichos radios censales (véase el gráfico 3). El cuadro n.º 2 presenta las estadísticas descriptivas agregadas de las variables utilizadas en el análisis.

Las variables a nivel escuela fueron construidas siguiendo la revisión de la literatura. Por ejemplo, Taniguchi (2015) utiliza el número de matriculados como tamaño escolar; Duflo *et al.* (2015) utiliza la ratio alumnos/profesor y la experiencia medidas en años, entre numerosas investigaciones que utilizan dichas variables. Las variables «proporción de profesores respecto al total del personal docente» y «la proporción de aulas» han sido construidas para describir la heterogeneidad de las escuelas (algunas poseen una importante proporción de personal administrativo y de maestranza, así como de habitaciones que no son utilizadas como aulas).

El factor contextual del hacinamiento ha sido estudiado como un elemento causal del rendimiento escolar, mostrando que aumenta la probabilidad de repetición (Goux y Maurin, 2005). Otros estudios cercanos que analizan el fracaso escolar han incorporado efectos contextuales similares a los aquí utilizados. De acuerdo a la Comisión Europea (2015) y a De Witte *et al.* (2013) el abandono temprano se relaciona con condiciones laborales desfavorables (desempleo), exclusión social y pobreza. En nuestro trabajo estos efectos contextuales intentan ser capturados por la tasa de desempleo y el analfabetismo promedio en el radio censal. El analfabetismo actúa como factor de bajo capital humano en la región comúnmente relacionado a pobreza y exclusión social. Respecto al porcentaje de mujeres, diversos estudios utilizan la ratio de género para caracterizar al grado escolar y al profesorado (Gomez-Neto y Hanushek, 1994; Duflo *et al.,* 2015), existiendo también investigaciones sobre el impacto diferencial de la presencia materna en el rendimiento

CUADRO N.º 2

RESUMEN DE LAS VARIABLES. AÑOS COMBINADOS

VARIABLE	*OBS.*	*MEDIA*	*S.D*	*MIN.*	*MEDIANA*	*MAX.*
Repetición	695	8,52	10,49	0,00	6,00	100,00
Tamaño	695	184,21	215,67	1,00	65,00	792,00
Alum/prof	695	13,07	5,56	1,00	13,00	31,00
Edadprof	695	44,16	5,30	25,00	44,00	65,00
Pct_prof	695	80,33	16,00	25,00	79,49	100,00
Pct_aula	695	57,09	20,54	10,00	58,33	100,00
Rural	695	0,12	0,32	0,00	1,00	1,00
Desempleo	695	4,60	3,50	0,00	4,50	13,98
Hacina	695	4,93	4,57	0,00	4,00	23,91
Analf	695	8,80	3,84	2,86	8,15	25,00
Pct_fem014	695	48,01	7,01	0,00	49,12	64,71
Pct_fem15+	695	46,49	6,14	26,79	47,57	60,48
W×Desempleo	695	4,40	2,69	0,00	4,26	13,19
W×Hacina	695	4,60	2,60	0,00	4,61	14,57
W×Analf	695	8,83	2,84	0,00	8,52	21,82
W×Pct_fem014	695	47,88	4,89	16,67	48,47	66,67
W×Pct_fem15+	695	45,25	6,00	24,42	45,24	57,62

Nota: La información descriptiva desagregada por año se presenta en el cuadro A del Apéndice.
Fuente: Elaboración propia según base de datos.

académico de los alumnos de primaria (Downey, 1994). Debido a la falta de información más desagregada, el trabajo introduce este índice de género a nivel contextual y espacial como variables proxies de los efectos de género enunciados.

3. Estrategia empírica de estimación

El diagrama del gráfico 4 muestra la estructura de datos a ser analizada. Pueden distinguirse tres niveles de anidación o jerárquicos: i) nivel 1: período temporal; ii) nivel 2: escuela primaria; y iii) nivel 3: radio censal. Para cada nivel hay variables que son de relevancia; la variable dependendiente es medida al nivel 1; hay características de las escuelas del nivel 2; y todas las variables socioeconómicas provienen del nivel 3.

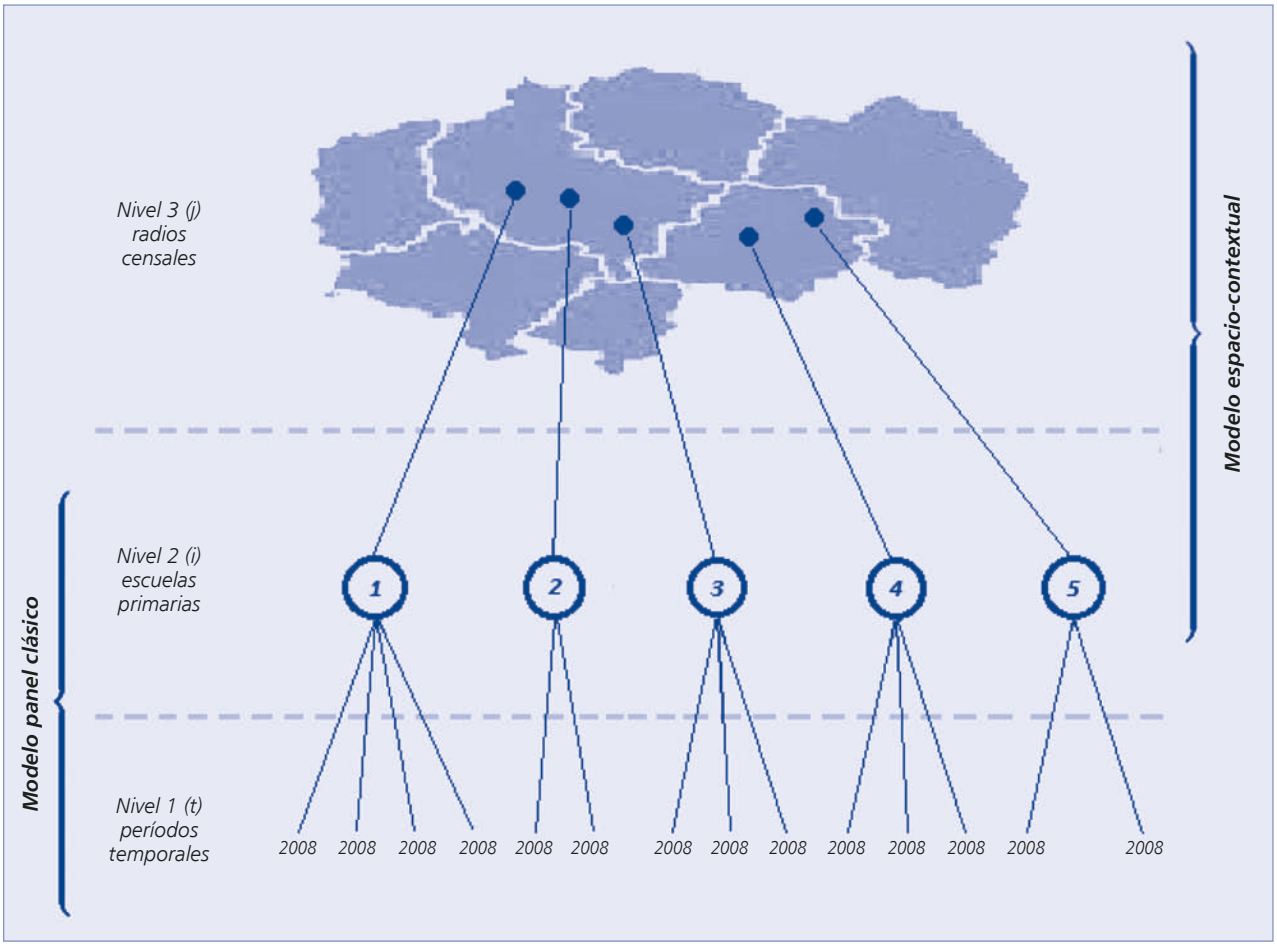
La estructura habitual de un panel de datos solo considera el nivel 1 y nivel 2, tal como puede observarse en el esquema del gráfico 4.

Debido a que no todas las escuelas son observadas en los cuatro períodos se tiene un panel de datos desequilibrado: la escuela 1 posee información completa para todos los años considerados. Las escuelas 3 y 4 únicamente tienen información para tres años, pero no son los mismos para ambas escuelas. Las escuelas 2 y 5 muestran información de dos años con la particularidad que para la escuela 2 los años son consecutivos y para la escuela 5 la información disponible es para el primer y último período.

Además, en el gráfico 4 puede observarse un nivel 3 de agregación superior que es representado por los radios censales con información atemporal (único año censal, 2010). La información de este nivel fue utilizada para contextualizar el entorno de las escuelas.

Dada la estructura de los datos, es posible utilizar diferentes estrategias de especificación. Una posibilidad es imputar a las escuelas la información superior, proveniente de los radios censales, y trabajar el panel como un panel de datos espaciales con efectos de vecindario proviniente de la proximidad «entre escuelas». De esta forma, se trabajaría únicamente con escuelas utilizando la información

GRÁFICO 4
ESTRUCTURA JERÁRQUICA Y ESPACIAL DE LOS DATOS



Fuente: Elaboración propia siguiendo la estructura jerárquica de la base de datos.

georreferenciada para incluir efectos espaciales. Un problema de esta estrategia es de tipo operativo ya que los paneles espaciales trabajan con datos balanceados y solo podrían usarse 90 escuelas que tienen información completa o deberían imputarse datos a 130 escuelas con los riesgos inferenciales que ello conllevaría.

Otra especificación alternativa es considerar un modelo jerárquico de dos niveles, escuelas y radios censales, agregando la información temporal como un promedio para cada escuela y trabajar los datos como si fuesen de un corte transversal único. Esta estrategia es identificada en el gráfico 4 como Modelo espacio-contextual, ya que pueden usarse los efectos contextuales de cada radio censal y los efectos espaciales considerando los radios censales vecinos. Este tipo de especificación posee varias limitaciones, pero la más notoria es la pérdida de variabilidad temporal intraescuela.

Nuestra propuesta sigue la línea de investigación de modelos jerárquicos bajo estructuras complejas (Rabe-Hesketh y Skrondal, 2012, cap. 7-8). La estrategia adoptada permite utilizar toda la información disponible sin agregar información temporal o descartar escuelas.

La especificación inicial contiene tres niveles de agregación (tiempo, escuela y radio censal). A nivel superior se aprovecha la información socioeconómica y la distribución geográfica para construir las

variables del vecindario espacial. Además, se utiliza toda la información del panel desbalanceado aprovechando la información temporal para cada escuela.

Las variables medidas a nivel de radio censal proveen de los llamados efectos contextuales que afectan a las escuelas situadas en dicho radio censal. Por ejemplo, en el gráfico 4 se imputa un valor de desempleo del radio censal a las escuelas 1, 2 y 3; y otro valor de desempleo para las escuelas 4 y 5, suponiendo que la tasa cambia entre estos radios censales.

Además, se incorpora el efecto espacial a nivel de radio censal, que es el valor promedio de los radios censales vecinos tal que toda la información de los radios censales es utilizada para medir estos efectos, no solo de los radios que tienen escuelas. En el gráfico 4, la variable espacial *W×Desempleo* para el radio censal con tres escuelas será construida como el valor promedio del desempleo de los radios limítrofes (incluirá el desempleo del radio vecino con 2 escuelas y el valor del desempleo de los radios censales limítrofes en donde no hay escuelas).

Una particularidad de estos determinantes contextuales y espaciales es que no poseen variabilidad intraescuela ocasionando que algunos métodos de estimación no puedan utilizarse para dar respuesta a la pregunta de investigación. En particular, no puede utilizarse la estimación por efectos fijos y esto decanta en el uso de métodos de estimación de efectos aleatorios. Una excelente discusión sobre las ventajas del modelos de efectos aleatorios puede revisarse en Bell y Jones (2015).

La especificación inicial incluyó tres niveles jerárquicos y se contrastó la significancia de cada uno de ellos comenzando desde el superior, radio censal. La descomposición ANOVA del modelo vacío, sin incluir variables explicativas, mostró componentes de varianza conjuntamente significativos a nivel de radio censal y de escuela. Sin embargo, al incluir variables explicativas a nivel escuela, la variabilidad entre radios censales se torna no significativa concluyendo que el efecto aleatorio a nivel 3, de radio censal, no es necesario en la especificación (los resultados pueden consultarse en el cuadro B del Apéndice). Con estos resultados, se simplifica la especificación hacia un modelo jerárquico de dos niveles siendo el superior la escuela y el inferior el tiempo (similar a un panel desbalanceado de efectos aleatorios). La información de los radios censales (contextual y espacial) puede ser imputada a cada escuela sin mayores inconvenientes.

IV. ANÁLISIS EMPÍRICO

La elección del modelo más adecuado fue realizada secuencialmente utilizando tres modelos alternativos de especificación. En primer lugar, se estimó un modelo con variables propias a cada escuela, modelo Escuela de efectos aleatorios:

$$y_{it}=x_{it}'\beta+u_i+\varepsilon_{it},\ i=1,\ldots,220;\ t=2008,\ldots,2011,$$
$$u_i\sim N(0,\sigma_u^2),\varepsilon_{it}\sim N(0,\sigma_\varepsilon^2), \qquad [1]$$

donde y_{it} representa la tasa de repetición de la escuela *i-ésima* en el año *t-ésimo*, siendo x_{it} un vector de variables explicativas y β es un vector de parámetros desconocidos. El término de error está compuesto por u_i, efecto aleatorio para la escuela *i-ésima*, y una perturbación aleatoria, ε_{it}, representando el error de especificación bajo normalidad.

El segundo modelo incorporó variables contextuales: desempleo, hacinamiento, analfabetismo y participación femenina. Denominado como modelo Escuela-Contexto, su especificación es la siguiente:

$$y_{it}=x_{it}'\beta+Z_j'\theta+u_i+\varepsilon_{it},i=1,\ldots,220;\ t=2008,\ldots,2011; \qquad [2]$$
$$j=1,\ldots,186,\ u_i\sim N(0,\sigma_u^2),\varepsilon_{it}\sim N(0,\sigma_\varepsilon^2),$$

donde Z_j representa a las variables contextuales obtenidas a nivel de radio censal. Este modelo solo utiliza información de los radios censales en donde hay al menos dos escuelas observadas en el mismo período o una escuela observada en al menos dos períodos temporales.

Finalmente, se incorporaron los efectos espaciales al modelo (2) obteniéndose el modelo más completo posible, modelo Escuela-Contexto-Espacial, con una estructura de especificación:

$$y_{it}=x_{it}'\beta+Z_j'\theta+WZ_j'\gamma+u_i+\varepsilon_{it},i=$$
$$=1,\ldots,220;\ t=2008,\ldots,2011; \qquad [3]$$
$$j=1,\ldots,186,\ u_i\sim N(0,\sigma_u^2),\varepsilon_{it}\sim N(0,\sigma_\varepsilon^2).$$

Este último modelo incorpora variables espaciales utilizando información del vecindario parcialmente excluido del modelo Escuela-Contexto. Los resultados de la estimación de los tres modelos se presentan en el cuadro n.º 3.

Para cada modelo, además de los términos lineales se incluyeron efectos cuadráticos e interac-

CUADRO N.º 3

RESULTADOS DE ESTIMACIÓN DE MODELOS ALTERNATIVOS

MODELO	*ESCUELA*		*ESCUELA-CONTEXTUAL*		*ESCUELA-CONTEXTUAL-ESPACIAL*	
Variables	*Beta Est.*	*Test T*	*Beta Est.*	*Test T*	*Beta Est.*	*Test T*
nivel escuela						
Tamaño	0,028***	3,66	0,021**	2,46	0,019**	2,03
Tamaño^2	−0,000***	−3,72	−0,000***	−2,76	−0,000**	−2,48
Alum_prof	−0,110	−1,01	−0,120	−1,16	−0,112	−1,09
Edadprof	−0,074	−0,81	−0,100	−1,25	−0,059	−0,75
Pct_prof	−0,023	−0,50	−0,022	−0,50	−0,024	−0,55
Pct_aula	−0,011	−0,31	−0,015	−0,44	−0,009	−0,28
Rural	11,411	0,82	17.836	1,21	12.231	0,79
Rural×Tamaño	−0,126*	−1,71	−0,142	−1,50	−0,175*	−1,82
Rural×Tamaño^2	0,000*	1,71	0,000	1,34	0,000*	1,69
Rural×Alum_prof	−0,201	−0,66	−0,087	−0,27	0,121	0,36
Rural×Edad_prof	0,107	0,32	0,018	0,05	0,083	0,23
Rural×Pct_prof	0,077	1,11	0,069	0,97	0,086	1,22
Rural×Pct_aula	−0,127	−0,88	−0,162	−1,07	−0,149	−1,03
contextuales						
Desempleo			1.402***	2,69	1.523***	2,87
Desempleo^2			−0,080**	−2,10	−0,091**	−2,34
Hacina			0,612*	1,89	0,598*	1,90
Hacina^2			−0,018	−1,19	−0,019	−1,29
Analf			−0,366	−0,60	−0,741	−1,30
Analf^2			0,022	0,89	0,034	1,57
Pct_fem014			−0,494***	−2,74	−0,442**	−2,29
Pct_fem014^2			0,006***	2,58	0,005**	2,22
Pct_fem15+			−2,038	−1,15	−2.744	−1,54
Pct_fem15+^{2}			0,021	1,11	0,031	1,57
espaciales						
W×Desempleo					0,445*	1,90
W×Hacina					0,371	1,62
W×Analf					0,107	0,46
W×Pct_fem014					−0,069	−0,79
W×Pct_fem15+					−0,322**	−2,33
comp. de varianza						
$\hat{\sigma}_u^2$	19,458***		14,729***		12,034***	
$\hat{\sigma}_\varepsilon^2$	86,355***		86,042***		86,133***	
contrastes residuales						
Coef. AR(1) resid.	0,185*		0,220*		0,214*	
z(I Moran global)	1,349**		0,768		0,506	
AIC	5216,521		5209,215		5204,789	

Nota: *signif. al 10 %; **signif. al 5 %; y ***signif. al 1 %. El test de Moran global se construyó usando una matriz inversa de distancia a nivel escuela con dimensiones diferentes para cada año, considerando los efectos aleatorios (r.e.) predichos por cada modelo. Los componentes de varianza fueron obtenidos previamente a corrección residual. Todas las estimaciones incluyen corrección robusta de los errores. AR(1): autorregresivo de orden 1.

ciones quedando seleccionados aquellos términos más adecuados según su significancia conjunta y utilizando el criterio de información de Akaike (AIC). Los efectos cuadráticos predominan en el caso de las variables contextuales. Bajo ninguna especificación se encontraron efectos significativos de las interacciones entre variables explicativas continuas.

Una vez obtenida la especificación polinómica más adecuada se realizaron chequeos sobre la estructura de los residuos para cada modelo. Según la tendencia temporal del gráfico 2, los últimos años muestran series más estables con baja persistencia. Pero dicho gráfico incluye a todas las escuelas primarias, no solo las públicas, y puede suceder que exista cierta correlación serial para el grupo de las escuelas que conforman el panel. Bajo el modelo simple de Escuela pudo utilizarse la estrategia propuesta por Wooldridge (2002) para contrastar la presencia de un proceso AR(1) en los residuos. El valor del contraste es no significativo al 5 por 100 y este resultado fue considerado como un primer indicio. Sin embargo, hay problemas relacionados al contraste: utiliza efectos fijos y por ende el resultado es el mismo cuando se aplica a los otros modelos, ya sea Escuela-Contexto o Escuela-Contexto-Espacial. Ante esta dificultad se optó por estimar el coeficiente autorregresivo residual considerándolo como un parámetro de molestia. El valor estimado del coeficiente y su significancia se presenta para cada modelo al final del cuadro n.º 3, *Contrastes residuales.*

Adicionalmente, se contrastó la presencia de autocorrelación espacial a nivel escuela. Para ello se construyó una matriz de contactos general con dimensión variable para cada año del panel. El criterio de vecindad elegido fue la inversa de distancia con un parámetro de alisado igual a 2 (6). El test de Moran univariante sobre la variable dependiente arrojó una dependencia espacial significativa; pero cuando se incorporan las variables condicionantes no se encuentra evidencia de tal dependencia. Estos resultados del test I de Moran se presentan al final del cuadro n.º 3, sección Contrastes residuales. Para cada uno de los modelos se muestra evidencia de no-autocorrelación espacial. En todos los casos se requirió la estimación de las predicciones de los efectos aleatorios para cada escuela.

Finalmente, se realizaron contrastes de Wald de significancia conjunta de las variables contextuales en el segundo modelo y de las variables espaciales en el tercer modelo, rechazando la hipótesis nula en ambos casos. La evidencia estadística permite establecer al modelo Escuela-Contexto-Espacial como el más completo para explicar la tasa de repetición.

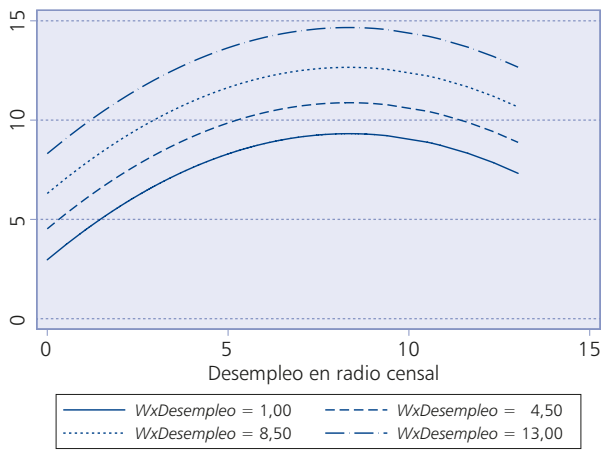
Los resultados muestran que los procesos contextuales y espaciales son factores condicionantes sobre la tasa de repetición escolar. Además, la significancia de variables espacio-contextuales se produce simultáneamente con efectos aleatorios importantes a nivel escuela. Estos resultados evidencian la presencia de procesos que actúan a diferente nivel de agregación y que deberían ser especificados explícitamente sin perder información en ningún nivel.

Respecto a los condicionantes, la única variable importante en términos estadísticos a nivel escuela es el tamaño, medido por el número de matriculados, siendo significativo en todos los modelos. Este resultado está en línea con evidencia similar encontrada para especificaciones más desagregadas en otros países (véase Barrow y Rouse, 2005). La no significancia del cociente entre alumnos y profesor ha sido reportada por diferentes estudios sobre variables educativas, por ejemplo el trabajo de Dearden *et al.* (2002) usando datos de escuelas públicas británicas.

En el modelo Escuela-Contexto, el desempleo del radio censal a la que pertenece la escuela juega un rol importante al explicar la repetición escolar agregada. Este resultado está alineado con los obtenidos por De Witte *et al.* (2013), donde el desempleo regional se relaciona con el fracaso escolar. El hacinamiento también aparece como una variable de relevancia, aunque solo es significativa al 10 por 100. La proporción de niñas en la población estudiantil muestra una relación negativa, este signo era esperado considerando que es una variable proxy de la mayor presencia femenina en las escuelas ubicadas en el radio censal. Esta relación es similar a la encontrada en estudios con otro nivel de desagregación como los presentados por Agasisti y Cordero (2015).

Los principales resultados del estudio provienen del tercer modelo que mantiene la importancia de los factores previamente mencionados e incorpora el impacto del vecindario. El modelo Escuela-Contexto-Espacial muestra que los efectos espaciales son importantes condicionantes sobre la tasa de repetición, en particular la proporción femenina adulta y en menor medida el desempleo. Para una mejor interpretación de los resultados de este modelo se presentan algunas gráficas de efectos marginales considerando el rango de variabilidad adecuada para cada factor explicativo.

GRÁFICO 5
EFECTOS MARGINALES DEL DESEMPLEO SOBRE LA TASA DE REPETICIÓN

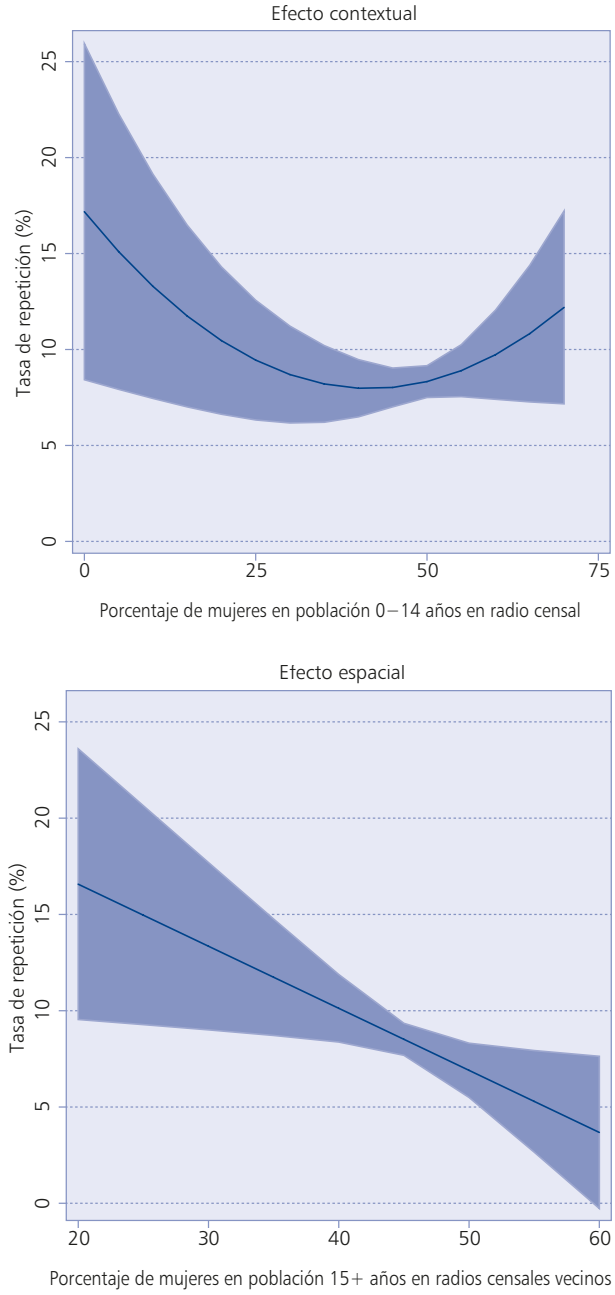


Fuente: Elaboración propia según estimación modelo Escuela-Contexto-Espacial.

En el gráfico 5 se muestra el efecto marginal de la tasa de desempleo sobre la repetición, *ceteris paribus,* para los percentiles del desempleo del radio censal entre el 5 por 100 y 95 por 100. Además se condiciona el efecto contextual por diferentes valores del desempleo del vecindario (efecto espacial). Los efectos no lineales son capturados a nivel contextual predominando el efecto lineal hasta alcanzar un desempleo del 8 por 100. Este impacto contextual es obtenido suponiendo que el vecindario no se ve afectado ante un cambio local del desempleo. Un análisis más detallado de los datos muestra que existe una correlación positiva significativa entre el desempleo local y el vecindario de 0,42 (correlación parcial de 0,24) implicando que un cambio en el desempleo local tiende a ser acompañado por un cambio de igual signo en el vecindario. De esta forma, una situación más adecuada es contemplar cambios simultáneos en el desempleo, contextual y espacial, que trasladan la curva de forma paralela tal como se bosqueja en el gráfico 5. A mayor desempleo espacial se espera un traslado adicional hacia arriba de la curva.

Otro condicionante de interés es el referido a la presencia de mujeres (contextuales y espaciales) representado en el gráfico 6. Los signos de estos efectos están en consonancia con los obtenidos por estudios que utilizan agregaciones diferentes (la literatura encuentra que la proporción de más niñas en la escuela o la presencia de las madres en la educación primaria disminuye la probabilidad de repetición). Un incremento de niñas en edad escolar en el radio censal disminuye la tasa de repetición

GRÁFICO 6
EFECTOS MARGINALES DE LA PROPORCIÓN DE MUJERES SOBRE LA TASA DE REPETICIÓN



Fuente: Elaboración propia según estimación modelo Escuela-Contexto-Espacial.

aunque el efecto no es lineal y la mejora es esperada cuando las niñas parten de una clara situación de minoría. Este efecto supone que la mayor presencia de mujeres en el radio censal se ve reflejado en una mayor presencia en la matrícula de las escuelas locales. Otro efecto agregado que se pudo detectar fue a nivel vecindario, donde una mayor cantidad de mujeres adultas condiciona la tasa de repetición a un menor valor. Estas variables no presentan una clara interacción entre sí, reflejado por correlaciones (total y parcial) no significativas para el conjunto de datos.

Por último, un resultado observable en el cuadro n.º 3 es el referido a la variabilidad del nivel escuela. La varianza entre escuelas ($\hat{\sigma}_u^2$) se reduce a medida que el modelo propuesto se torna más complejo. El valor 19.485 del primer modelo se reduce a un valor de 14.729 para el modelo Escuela-Contexto y finalmente a 12.034 para el modelo Escuela-Contexto-Espacial. A pesar de su reducción, la significancia de este parámetro implica la presencia de procesos simultáneos a diferentes niveles que deben ser considerados explícitamente.

V. CONCLUSIONES

La repetición es un problema en numerosos países y ha sido estudiada en diferentes niveles de agregación. Los estudios más habituales utilizan datos de alumnos mostrando que existen factores individuales importantes: falta de comprensión de texto, alta tasa de absentismo, escasa dedicación en el hogar, falta de materiales de estudio, entre otros. Farías *et al.* (2007) destaca que estos niños tienden a concentrarse en los hogares más pobres y por ello trabajar intensamente en la disminución de la repetición y el abandono escolar es equivalente a trabajar en la mejora de las oportunidades educativas de esos hogares.

Los resultados de esta investigación apoyan lo destacado por Farías *et al.* (2007) aunque en un nivel diferente al que generalmente se direccionan las políticas educativas. El estudio detecta que debe prestarse atención al contexto socio-espacial del lugar en donde se enseña. Las condiciones laborales desfavorables de la zona, así como el nivel de desempleo del vecindario que rodea a dicha zona afectan a la repetición observada en la escuela y los mismos deberían ser tomados en cuenta. Adicionalmente se encuentra evidencia de la importancia de la presencia femenina a nivel local y regional sobre la tasa de repetición en las escuelas.

La mayoría de las iniciativas educativas se focalizan en el alumno dejando de lado los factores aquí analizados. Los resultados de esta investigación plantean como desafío la realización de proyectos más integrales que consideren al área de influencia de la escuela y su posible impacto para el logro de los objetivos que involucran a la tasa de repetición.

El análisis desarrollado en esta investigación dista mucho de agotar completamente la complejidad del problema, aunque abre un conjunto de preguntas más generales que deberían ser consideradas en la agenda en investigación educativa:

- Basado en la comparación de investigaciones a nivel individual: *¿puede ser que los resultados presentados aquí sean efecto de la agregación a nivel escuela debido a la imposibilidad de contar con información a nivel alumno y familiar?*

- En base a los resultados obtenidos: *¿no será necesario incorporar información contextual y de localización a las encuestas que recopilan información del alumno para comprender más íntegramente el proceso de aprendizaje (ya sea repetición, calidad, etc.)?*

Ninguna de estas preguntas puede ser respondida de una forma adecuada sin una mejora en la información educativa. La primera pregunta, además, pone de relieve una limitación de los resultados presentados: no pueden generalizarse hacia el nivel individual/familiar. Nuestro estudio se focaliza sobre el comportamiento agregado a nivel escuela, y, por tanto, no implica que los resultados inferenciales sean válidos a nivel alumno.

La segunda pregunta es esencial, y un punto crítico reflejado a lo largo del trabajo, destacando la necesidad de contar con bases de datos más complejas que permitan analizar simultáneamente características individuales, familiares, escolares y contexto-espaciales. Prácticamente la totalidad de las encuestas educativas no incluyen información georreferenciada para contextualizar los resultados educativos y esto genera que los interrogantes de esta investigación no puedan profundizarse a menos que se procure una información integral del proceso educativo. Basta simplemente mencionar que muchas discusiones entabladas por especialistas y actores políticos consideran elecciones de políticas educativas como si el lugar y la geografía no fuesen de importancia. Realmente, *¿pueden entenderse los resultados educativos, como la tasa de repetición, sin considerar el contexto geográfico y social en donde se realiza la actividad?*

NOTAS

(*) El autor agradece los comentarios realizados por Enrique López-Bazo en las Jornadas de discusión de Funcas: «*Papeles de Economía Española*: Redes de Interacción Social y Espacial: Aplicaciones a la economía española» (23-24 de junio, Madrid, 2016). Esta investigación ha sido parcialmente financiada mediante el proyecto de investigación del Ministerio de Economía y Competitividad de España (ECO2015-65758-P). E-mail: mherreragomez@gmail.com

(1) España no es una excepción a esta problemática tal como puede consultarse en una reciente entrada del blog *Nada es Gratis* (http://nadaesgratis.es/admin/efectividad-de-la-repeticion-de-curso-en-el-sistema-educativo-espanol).

(2) Enmarcado dentro del proyecto hemisférico «Elaboración de políticas y estrategias para la prevención del fracaso escolar» (http://www.porlainclusion.educ.ar/proy_hemisferico/proy_hemisferico.htm).

(3) Si bien la calidad educativa no es analizada en nuestro trabajo (debido a falta de información), claramente es un tema que se encuentra relacionado a la evolución de la repetición. Por ejemplo, Argentina participó en las ediciones PISA 2000, 2006, 2009 y 2012 con magros resultados en el *ranking* internacional. Los últimos resultados muestran que Argentina se encuentra entre los peores ocho países participantes y no ha logrado mejorar en ninguna asignatura luego de una década de participación (Ganimian, 2013).

(4) Respecto al Censo 2010, el INDEC presentó oficialmente la información a fines del año 2015. Como dato de relevancia, debe mencionarse la inclusión por primera vez de los mapas y códigos de radios y fracciones censales que permiten la georreferenciación.

(5) Para evaluar el impacto de estas decisiones sobre los resultados inferenciales finales se realizó un análisis de sesgo de selección. Los resultados obtenidos no muestran una pérdida de información significativa al utilizar una submuestra de 220 escuelas. La estimación de la segunda etapa de este análisis puede consultarse en el cuadro C del Apéndice.

(6) También se realizaron pruebas de robustez de la función de distancia utilizando un parámetro de alisado igual a 1. Los resultados no difieren de los presentados en el cuadro n.º 3.

BIBLIOGRAFÍA

Agasiste, T., y J. M. Cordero (2015), *The determinants of repetition rates in European countries: insights from an empirical analysis using PIRLS 2011 data,* Instituto Nacional de Evaluación Educativa-INEE.

Allensworth, E. (2005), «Dropout rates after high-stakes testing in elementary school: A study of the contradictory effects of Chicago's efforts to end social promotion», *Educational Evaluation and Policy Analysis*, 27: 341-364.

Bali, V.; Anagnostopoulos, D., y R. Roberts (2005), «Toward a political explanation of grade retention», *Educational Evaluation and Policy Analysis*, 27: 133-155.

Barrow, L., y C. Rouse (2005), *Causality, causality, causality: the view of education inputs and outputs from economics,* WP-05-15, Federal Reserve Bank of Chicago.

Bell, A., y K. Jones (2015), «Explaining fixed effects: Random effects modeling of time-series cross-sectional and panel data», *Political Science Research and Methods*, 3: 133-153.

Brophy, J. (2006), *Grade repetition* (Vol. 6). París, Bruselas: International Institute for Educational Planning, International Academy of Education and UNESCO.

Byrd, R., y M. Weitzman (1994), «Predictors of early grade retention among children in the United States», *Pediatrics*, 93: 481-487.

Comision Europea (2016), *Early school leaving.* Consultado de: http://ec.europa.eu/education/policy/school/early-school-leavers_en.htm

Corman, H. (2003), «The effects of state policies, individual characteristics, family characteristics and neighbourhood characteristics on grade repetition in the United States», *Economics of Education Review*, 22: 409-420.

De Witte, K.; Nicaise, I.; Lavrijsen, J.; Van Landeghem, G.; Lamothe, C., y J. van Damme (2013), «The impact of institutional context, education and labour market policies on early school leaving: a comparative analysis of EU countries», *European Journal of Education*, 48: 331-345.

Dearden, L.; Ferri, J., y C. Meguir (2002), «The effect of school quality on educational attainment and wages», *Review of Economics and Statistics*, 84: 1-20.

Downey, D. (1994), «The school performance of children from single-mother and single-father families: Economic or interpersonal deprivation?», *Journal of Family Issues,* 15: 129-147.

Duflo, E.; Pascaline, D., y M. Kremer (2015), «School governance, teacher incentives, and pupil-teacher ratios: Experimental evidence from Kenia primary schools», *Journal of Public Economics*, 123: 92-110.

Farías, M.; Fiol, D.; Kit, I., y S. Melgar (2007), *Todos Pueden Aprender. Propuestas para superar el fracaso escolar*. Fondo de las Naciones Unidas para la infancia y Asociación Civil Educación para Todos, Buenos Aires.

Ganimian, A. (2013), *No logramos mejorar. Informe sobre el desempeño de Argentina en el Programa para la Evaluación Internacional de Alumnos (PISA) 2012*. Programa Educar 2050, Buenos Aires.

Gomes-Neto, J., y E. Hanushek (1994), «Causes and consequences of grade repetition: Evidence from Brazil,» *Economic Development and Cultural Change*, 43(1): 117-148.

Gómez Vera, G. (2013), «Los efectos de la repitencia en tanto que política pública en cuatro países del Cono Sur: Argentina, Brasil, Chile y Uruguay. Un análisis en base a PISA 2009», *Revista Latinoamericana de Educación Comparada*, 4, SAECE: 59-70.

Goux, D., y E. Maurin, «The effect of overcrowded housing on children's performance at school», *Journal of Public Economics*, 89: 797-819.

Grisson, J., y L. Sheppard (1989), «Repeating and droping out of school», en Sheppard, L. y Smith, L. (eds.): *Flunking grades: Research and policies on retention*, Falmer, Londres, pp. 34-63.

Jimerson, S. (2001), «Meta-analysis of grade retention research: Implications for practice in the 21st century», *School Psychology Review*, 30: 420-437.

Leiras, M. (2013), «Las contradicciones aparentes del federalismo argentino y sus consecuencias políticas y sociales», en Acuña, C. (ed): *¿Cuánto importan las instituciones?. Gobierno, Estado y actores en la política argentina*, Siglo XXI.

Naradowski, M., y M. Moschetti (2015), «The growth of private education in Argentina: evidence and explanations», *Compare: A Journal of Comparative and International Education*, 45: 47-69.

Naradowski, M., y M. Nores (2000), «¿Quiénes quedan y quiénes salen? Características socioeconómicas en la composición de la matrícula en las escuelas públicas y en las escuelas privadas en la Argentina», *Documento de Trabajo n.º 31, Fundación Gobierno y Sociedad,* Buenos Aires.

N'tchougan-Sonou, C. H. (2001), «Automatic promotion or large-scale repetition - which path to quality?», *International Journal of Educational Development*, 21: 149-162.

Ou, S., y A. Reynolds (2010), «Grade retention, post-secondary education and public aid receipt», *Educational Evaluation and Policy Analysis*, 32: 118-139.

Rabe-Hesketh, S., y A. Skrondal (2012), *Multilevel and longitudinal modeling using Stata*, vol. 1, 3rd ed., College Station: Stata Press.

Taniguchi, K. (2015), «Determinants of grade repetition in primary school of sub-Saharan Africa: An event history analysis for rural Malawi», *International Journal of Educational Development*, 45: 98-111.

Tedesco, J., y E. Tenti Fantani (2001), *La reforma educativa en la Argentina. Semejanzas y particularidades,* Ministerios de Educación de Argentina, Chile y Uruguay, Grupo Asesor de la Universidad de Stanford/BID, Buenos Aires.

Wooldridge, J. (2002), *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*, MIT Press, Cambridge.

World Bank (2012), *World Development Indicator*, Development Data Centre, Washington D. C.

APÉNDICE

CUADRO A

RESUMEN DE LAS VARIABLES. NIVEL ESCUELA POR AÑO

	VARIABLE	MEDIA	STD	RANGO	P25	MEDIANA	P75
Año 2008	*Repetición*	8,04	8,81	36,00	0,00	7,00	13,00
	Tamaño	168,35	212,73	791,00	14,00	47,00	297,00
	Alum/prof	13,07	5,73	30,00	9,00	12,65	16,97
	Edadprof	43,44	5,79	37,00	40,00	43,00	46,00
	Prop_prof	81,52	16,00	68,57	72,73	80,00	100,00
	Prop_aula	56,01	21,26	90,00	40,48	56,41	70,00
	Rural	0,12	0,33	1,00	0,00	1,00	1,00
	***Escuelas* N = 215**						
Año 2009	*Repetición*	9,87	10,20	83,00	0,00	9,00	15,00
	Tamaño	230,28	227,22	783,00	34,00	123,00	433,00
	Alum/prof	14,05	5,80	27,58	10,00	14,00	17,93
	Edadprof	43,90	4,58	32,00	42,00	44,00	46,00
	Prop_prof	78,55	14,56	75,00	70,45	78,57	84,63
	Prop_aula	60,99	18,93	85,71	50,00	61,90	72,73
	Rural	0,15	0,36	1,00	0,00	1,00	1,00
	***Escuelas* N = 149**						
Año 2010	*Repetición*	8,43	12,51	100,00	0,00	5,00	12,00
	Tamaño	173,74	209,98	773,00	13,00	54,00	316,00
	Alum/prof	12,66	5,45	26,68	8,00	13,00	16,63
	Edadprof	44,25	5,05	32,00	41,00	44,00	46,00
	Prop_prof	80,33	16,70	75,00	70,59	80,00	100,00
	Prop_aula	55,69	20,60	90,00	40,00	55,56	70,00
	Rural	0,12	0,33	1,00	0,00	1,00	1,00
	***Escuelas* N = 189**						
Año 2011	*Repetición*	7,95	10,16	50,00	0,00	6,00	12,00
	Tamaño	173,81	210,71	704,00	13,00	51,50	319,00
	Alum/prof	12,65	5,62	25,50	8,33	12,67	16,40
	Edadprof	45,39	5,39	31,00	41,00	45,00	47,00
	Prop_prof	80,38	16,49	75,00	70,00	79,13	100,00
	Prop_aula	56,51	20,71	88,89	40,00	59,79	70,00
	Rural	0,13	0,33	1,00	0,00	1,00	1,00
	***Escuelas* N = 142**						

Fuente: Elaboración propia según base de datos.

CUADRO B

ESTIMACIÓN DE MODELOS ALTERNATIVOS CON TRES NIVELES

MODELO	*VACÍO*	*ESCUELA*	*ESCUELA-CONTEXTUAL*	*ESCUELA-CONTEXTUAL-ESPACIAL*
Nivel Escuela	No	Sí	Sí	Sí
Contextuales	No	No	Sí	Sí
Espaciales	No	No	No	Sí
Comp. de Varianza				
$\hat{\sigma}^2_v$ (radio censal)	13,471	5,498	0,284	0,000
$\hat{\sigma}^2_u$ (escuela)	17,360	13,942	14,632	12,219
$\hat{\sigma}^2_\Delta$ (residual)	89,121	86,326	86,317	86,189
Contraste LR				
H_0: $\sigma^2_v = 0$	4,92 (0,03)	00,90 (0,34)	0,00 (0,96)	0,00 (1,00)

Nota: p-valores entre paréntesis.
Fuente: Elaboración propia según base de datos.

CUADRO C

SESGO DE SELECCIÓN. RESULTADOS DE 2° ETAPA

MODELO	*ESCUELA-CONTEXTUAL-ESPACIAL*	
Variables	***beta est.***	***test t***
Tamaño	0,019**	2,00
Tamaño^2	−0,000**	−2,47
Alum_prof	−0,113	−1,10
Edadprof	−0,058	−0,74
Pct_prof	−0,023	−0,53
Pct_aula	−0,010	−0,30
Rural	12.749	0,83
Rural×Tamaño	−0,174*	−1,79
Rural×Tamaño^2	0,000*	1,67
Rural×Alum_prof	0,113	0,33
Rural×Edadprof	0,075	0,21
Rural×Pct_prof	0,086	1,22
Rural×Pct_aula	−0,150	−1,03
Desempleo	1;522***	2,87
Desempleo^2	−0,091**	−2,34
Hacina	0,598*	1,89
Hacina^2	−0,019	−1,29
Analf	−0,775	−1,34
Analf^2	0,036	1,60
Pct_fem014	−0,438**	−2,28
Pct_fem014^2	0,005**	2,20
Pct_fem15+	−2.741	−1,53
Pct_fem15+^{2}	0,031	1,57
W×Desempleo	0,466*	2,00
W×Hacina	0,334	1,47
W×Analf	0,138	0,59
W×Pct_fem014	−0,073	−0,84
W×Pct_fem15+	−0,314**	−2,27
$\hat{\lambda}$ (inversa de la ratio de Mills)	**0,657**	**0,46**

Notas: * signif. al 10 %; ** signif. al 5 %; y *** signif. al 1 %.

COLABORACIONES

V.
APLICACIONES A LA ECONOMÍA PÚBLICA

EFECTOS ESPACIALES EN EL GASTO PÚBLICO MUNICIPAL. EVIDENCIAS EN EL PERÍODO 2010-2012

Fernando A. LÓPEZ (*)

Universidad Politécnica de Cartagena

Resumen

Los gobiernos locales son las administraciones más próximas a los ciudadanos y a ellos les corresponde el dotar de los servicios más básicos. Múltiples evidencias empíricas sostienen que hay similitudes entre los gastos de municipios que se encuentran próximos. Evaluar la intensidad, el tipo y el signo de estos efectos espaciales puede dar luz sobre las políticas presupuestarias que guían a las entidades locales. En este trabajo se analizan los presupuestos de los municipios españoles con más de 1000 habitantes en el período 2010-2012 para seis de los programas de gasto con mayor impacto en el bienestar de los ciudadanos (Seguridad ciudadana; Vivienda y urbanismo; Bienestar comunitario; Servicios sociales; Educación, y Cultura). Los resultados muestran la fuerte (di)similitud en los gastos en todos los programas entre municipios que están próximos identificando tres diferentes tipos de efectos espaciales: exógenos, endógenos y residuales.

Palabras clave: presupuestos municipales, gobiernos locales, modelos SUR, España.

Abstract

A key function of local governments is to provide a wide array of public services. The supply of these services has been found to create spatial spillovers among neighbouring municipalities. To evaluate the intensity of these spatial effects can provide evidence on budgetary policies that guide local entities. In this paper the budgets of the Spanish municipalities with more than 1,000 inhabitants in the period 2010-2012 for six of spending programs with greater impact on the welfare of citizens are analysed. The results show the strong (di)similarity in expenditure in all programs between neighbouring municipalities, identifying three different types of spatial effects: exogenous, endogenous and residuals.

Key words: municipal budget, local government, spatial effects, Spain.

JEL classification: C21, C50, H72.

I. INTRODUCCIÓN

LOS ayuntamientos son las administraciones públicas más próximas a los ciudadanos y sobre ellos recae la responsabilidad de suministrar los servicios más básicos, cuya buena gestión afecta directamente al bienestar de la comunidad. La ley regula los servicios que estos gobiernos locales deben prestar, aunque son libres de ofertar aquéllos que sirvan para complementar otros que son competencia de otras administraciones, principalmente las comunidades autónomas (CC.AA.). Los gestores municipales deben planificar los presupuestos municipales con el fin de ofertar tanto los servicios obligatorios como los no obligatorios. Un buen número de factores inciden en la distribución de estos presupuestos. Las específicas características de cada municipio, en relación a su estructura demográfica y económica son los más importantes, aunque otros factores como la ideología política de sus habitantes también tienen peso en la determinación de la forma que distribuyen su presupuesto. Pero no son solo factores *indoor* los que determinan la política de gasto –en referencia a las características específicas de cada municipio–, sino que otros factores *outdoor*, fruto de las interacciones con los municipios de su entorno, también son relevantes en su determinación. Este tópico: el estudio de las interacciones espaciales y efectos desbordamientos en las políticas fiscales en los gobiernos locales es el que centra la presente investigación.

El tópico ha sido una cuestión relevante tanto en el campo de las finanzas como en ciencia regional, y a partir de los trabajos iniciales de Case, James y Harvey (1993) y Kelejian y Robinson (1993) se han llevado a cabo multitud de investigaciones en las que se exploran las relaciones entre políticas fiscales de ayuntamientos vecinos. La literatura aborda tanto políticas de ingresos, vía impuestos municipales (p. ej., Brett y Pinkse, 2000; Delgado y Mayor, 2011 en el caso español), como de gasto. Ambas políticas generan efectos desbordamiento ya que las decisiones que se toman en una región con certeza que afectarán a las regiones del entorno. Por ejemplo, una política de bajos impuestos hará atractivo el municipio tanto para los ciudadanos como para las empresas y por tanto los municipios de su entorno deberán mantener similares niveles de impuestos si no quieren que sus ciudadanos opten por pagarlos en otros municipios. La misma cuestión puede plantearse con las políticas de gasto; por ejemplo, una política de bajos precios en actividades culturales será apreciada no solo por los habitantes de un municipio, sino también por los de su entorno que, además, exigirán similares servicios a sus gobernantes.

En referencia a las políticas de gasto que centran nuestra investigación, las evidencias de la presencia de estos efectos espaciales son múltiples. Por ejemplo, esta hipótesis ha sido testada por Werck, Heyndels y Geys (2008) en Bélgica; Lundberg (2006) en Suecia; St'astná (2009) en la República Checa; Ermini y Santolini (2010) en Italia; Costa *et al.* (2015) en Portugal o Solé-Ollé, (2006) en España. El tópico también se ha contrastado para distintos programas presupuestarios: Cultura (Lundberg, 2006; Werck, Heyndels y Geys, 2008; St'astná, 2009; Benito, Bastida y Vicente, 2013); Deporte y actividades recreativas (St'asná, 2009; Ermini y Santolini, 2010); Seguridad (Schaltegger y Zemp, 2003); Servicios de rescate (Hanes, 2002) o Medio ambiente (St'astná, 2009; Ermini y Santolini, 2010; Deng *et al.*, 2012; Choumert y Cormier, 2011) son algunos ejemplos. Los enfoque metodológicos han sido también diversos, utilizando variadas técnicas específicas de econometría espacial que van desde modelos de un solo corte transversal (Ermini y Santolini, 2010; Werck, Heyndels y Geys, 2008; St'astná, 2009; Deng *et al.*, 2012) hasta modelos de datos de panel (Akai y Suhara, 2013; Lundberg, 2006; Benito, Bastida y Vicente, 2013).

El caso español también ha recibido alguna atención, y hay diversos trabajos que presentan resultados en este sentido. La primera evidencia es el trabajo de Solé-Ollé (2006) que analiza el gasto per cápita total de los municipios con más de 1.000 habitantes en el año 1999 encontrando evidencias de estructuras de dependencia espacial que tiene mayor intensidad en zonas urbanas. Benito, Bastida y Vicente (2013) también plantean modelos espaciales de regresión para los municipios de más de 1.000 habitantes con datos correspondientes al año 2005 analizando el gasto per cápita en siete programas diferentes, aunque no considera correlaciones entre ellos. En López, Martínez y Cegarra (2015) se analiza el gasto per cápita en tres programas para el período 2010-2012 considerando las correlaciones entre ellos, aunque agregando el gasto por comarcas para reducir la heterogeneidad.

Aunque todos estos trabajos encuentran síntomas de similitud en el gasto per cápita de municipios próximos, las evidencias empíricas sobre el signo de la dependencia espacial son ambiguas. En unos casos se identifica dependencia espacial positiva (por ejemplo, Revelli, 2006; St'astná, 2009), en otros casos negativa (por ejemplo, Hanes, 2002; Lundberg, 2006; Akai y Suhara, 2013) e incluso ambos signos de forma simultánea (Case, James y Harvey, 1993; St'astná, 2009; Deng *et al.*, 2012).

Atendiendo a todas estas consideraciones, el interés de este trabajo es aportar nuevas evidencias sobre la estructura espacial del gasto per cápita en los municipios españoles en seis programas de gasto: Seguridad; Vivienda y urbanismo; Bienestar comunitario; Servicios sociales; Educación, y Cultura.

El trabajo se estructura como sigue: la segunda sección está dedicada a presentar una breve referencia sobre la distribución del gasto municipal. La tercera sección, presenta el enfoque metodológico y la cuarta los resultados más destacados. La última sección está dedicada a las conclusiones.

II. ESTRUCTURA DEL GASTO EN LOS AYUNTAMIENTOS

La Administración Local en España está regulada por la Ley 7/1985 de 2 de abril Reguladora de las Bases del Régimen Local (LRBRL), según la cual los ayuntamientos están obligados a prestar determinados servicios a sus ciudadanos que se incrementan a medida que aumenta el tamaño del municipio (1). Estos son los denominados servicios propios u obligatorios, pero, además, la ley también les otorga la posibilidad de que presten todos aquellos servicios que ayuden a satisfacer la demanda y necesidades de los ciudadanos (gastos de tipo discrecional) o incluso que complementen aquéllos que deben ser prestados por otras administraciones (gastos supletorios, por ejemplo, en sanidad o educación). Aunque la mayoría del presupuesto de los ayuntamientos está dedicado a prestar los servicios a los que está obligado por ley, los ayuntamientos también destinan una buena parte de sus presupuestos a gastos no obligatorios. Según el estudio realizado por el Instituto de Estudios Fiscales (2012) –a partir de datos de la liquidación del año 2010 procedentes del Ministerio de Hacienda y Administraciones Públicas– el gasto impropio de la planta municipal española está por encima del 25 por 100. En un informe similar, Rodríguez y Romera (2014) confirman este resultado al igual que en Mas, Salinas y Vilalta (2011) que identifican que el destino de este 25 por 100 se concentra principalmente en los programas de Seguridad y Cultura. Esta discrecionalidad del gasto y la posibilidad de atender tanto a gastos obligatorios como no obligatorios incrementa las posibilidades de que se presenten similitudes en los gastos de ayuntamientos próximos.

1. La distribución del gasto por programa

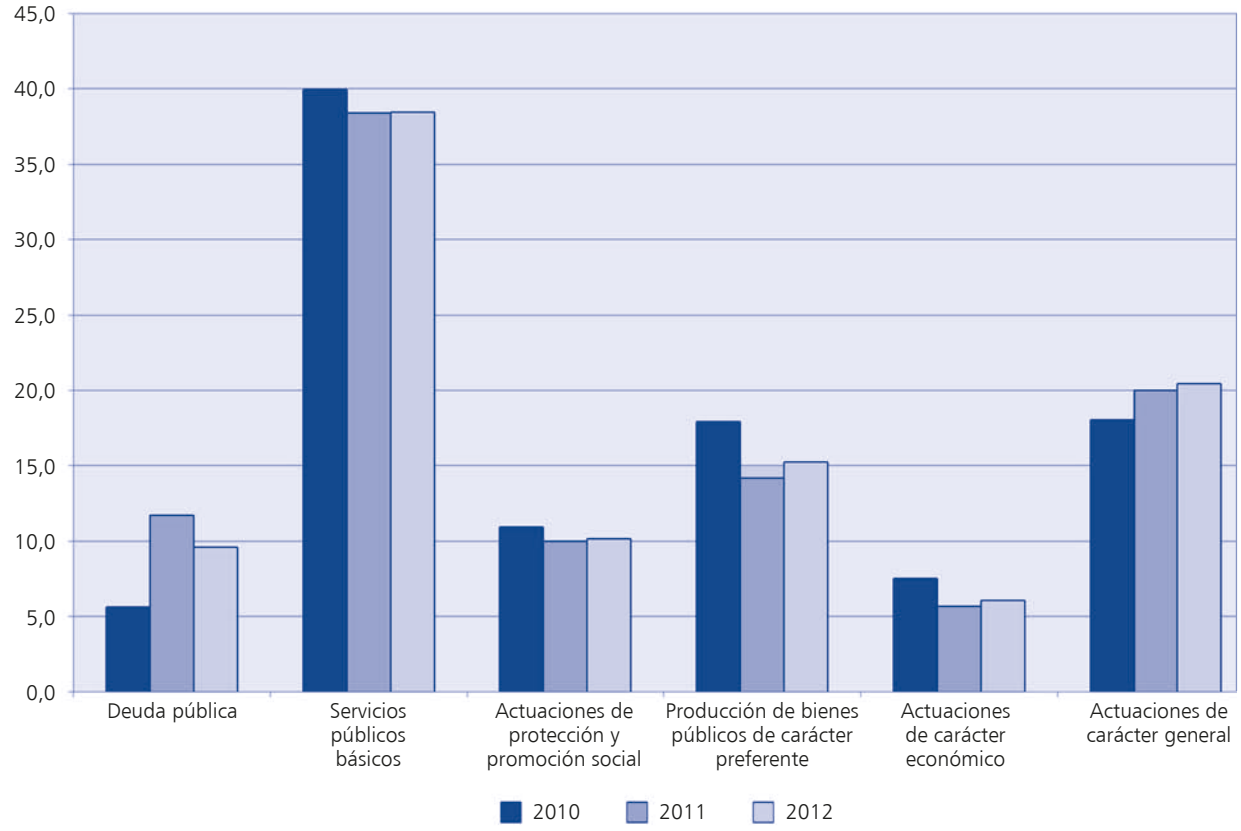
La mencionada ley LRBRL (2) también establece criterios para diferenciar los gastos de un municipio según su finalidad, identificando seis grandes áreas de gasto (Deuda pública; Servicios públicos básicos; Actuaciones de protección y promoción social; Producción de bienes de carácter preferente; Actuaciones de carácter económico; y Actuaciones de carácter general) que a su vez se subdividen en programas y éstos en subprogramas. El gráfico 1 muestra el porcentaje de gasto de cada una de las grandes áreas para el período 2010-2012.

Son los servicios públicos básicos (Seguridad, Vivienda, Bienestar y Medio Ambiente) los que concentran la mayor parte del gasto con una participación cercana al 40 por 100 mientras que son las actuaciones de carácter económico las que apenas suponen un 5 por 100 del total del gasto municipal. Estas grandes áreas de gasto a su vez se subdividen en un total de 24 programas. El cuadro n.º 1 describe cada uno de ellos mostrando el total de gasto junto a su distribución porcentual. Un resultado emerge con claridad de este cuadro: la fuerte reducción del gasto de los ayuntamientos durante el período analizado, con una disminución próxima al 17 por 100 que presenta desigual impacto en los distintos programas. La práctica totalidad de ellos han sufrido fuertes reducciones –destacando el programa de Investigación, desarrollo e innovación con un 55,1 por 100 e Infraestructuras con un 53,2 por 100–, mientras que solo dos programas han incrementado sus gastos, encabezados por un incremento del 41,6 por 100 en Deuda pública.

2. Seis programas con mayor impacto en los ciudadanos

Este trabajo se centrará en el análisis del gasto per cápita en seis de los programas que tienen un

GRÁFICO 1
DISTRIBUCIÓN PORCENTUAL DEL GASTO MUNICIPAL POR GRANDES ÁREAS



CUADRO N.º 1

GASTO POR PROGRAMA (Millones de euros)

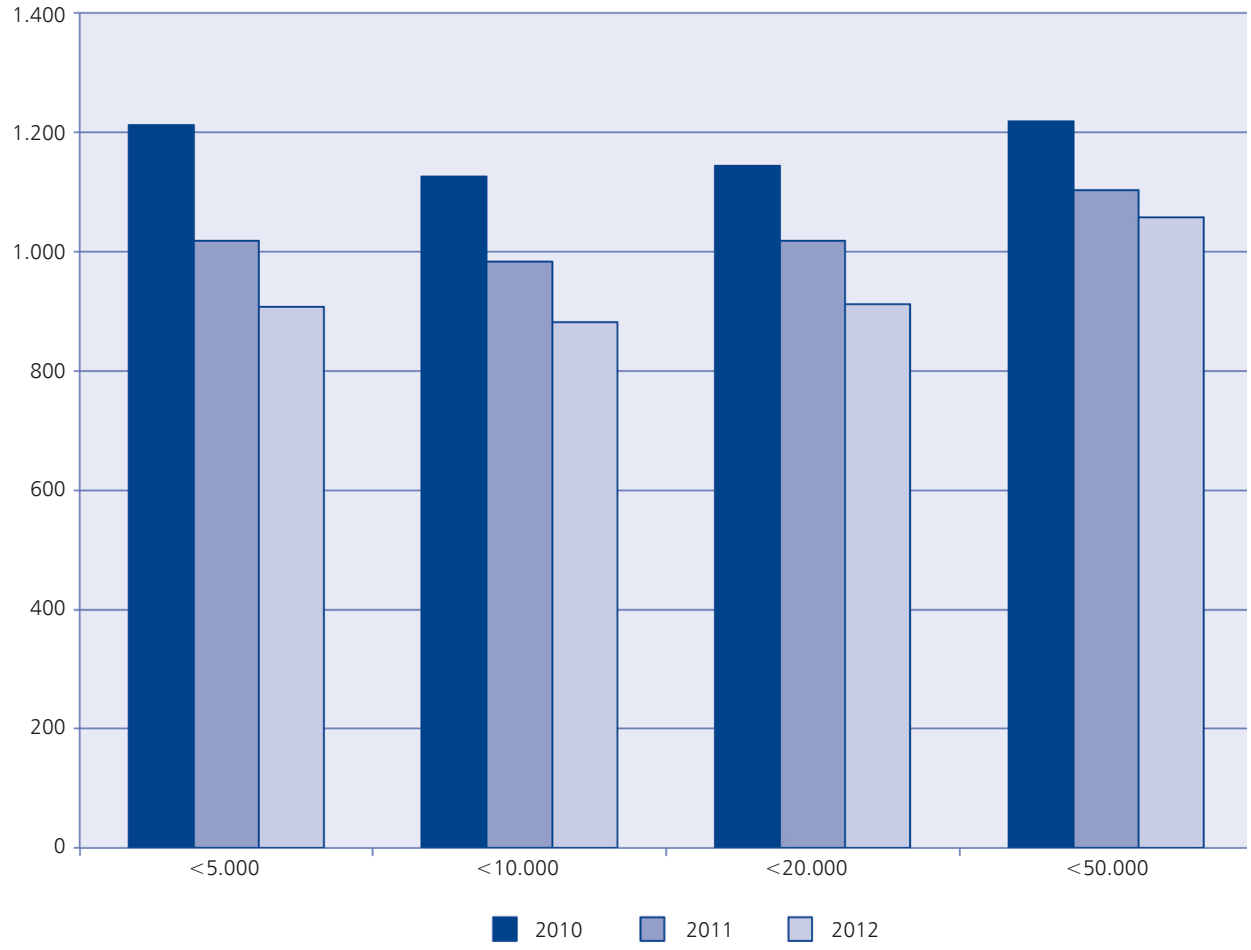
	NOMBRE PROGRAMA	*2010*	%	*2011*	%	*2012*	%	*VARIACIÓN 10-12 (%)*
Deuda pública								
01	Deuda pública	3.166,7	5,64	4.962,1	10,62	4.484,1	9,60	41,6
Servicios públicos básicos								
13	Seguridad y movilidad ciudadana	5.002,5	8,90	4.334,9	9,28	4.464,7	9,56	-10,7
15	Vivienda y urbanismo	7.862,2	14,00	3.929,8	8,41	4.557,7	9,75	-42,0
16	Bienestar comunitario	7.804,8	13,89	6.660,7	14,25	7.506,6	16,07	-3,8
17	Medio ambiente	1.770,1	3,15	1.326,5	2,84	1.448,0	3,10	-18,2
Actuaciones de protección y promoción social								
21	Pensiones	372,6	0,66	176,7	0,38	309,3	0,66	-17,0
22	Otras prestaciones económicas	331,0	0,59	236,2	0,51	261,3	0,56	-21,1
23	Servicios sociales y promoción social	4.050,6	7,21	3.127,1	6,69	3.434,0	7,35	-15,2
24	Fomento del empleo	1.399,5	2,49	688,6	1,47	750,0	1,61	-46,4
Producción de bienes públicos de carácter preferente								
31	Sanidad	733,9	1,31	408,5	0,87	520,1	1,11	-29,1
32	Educación	2.735,9	4,87	1.858,6	3,98	2.216,1	4,74	-19,0
33	Cultura	3.745,9	6,67	2.163,9	4,63	2.512,0	5,38	-32,9
34	Deporte	2.843,1	5,06	1.583,9	3,39	1.876,2	4,02	-34,0
Actuaciones de carácter económico								
41	Agricultura, ganadería y pesca	219,1	0,39	80,9	0,17	132,0	0,28	-39,8
42	Industria y energía	195,7	0,35	77,2	0,17	114,4	0,24	-41,5
43	Comercio, turismo y pymes	891,7	1,59	588,9	1,26	608,5	1,30	-31,8
44	Transporte público	994,4	1,77	904,3	1,94	960,8	2,06	-3,4
45	Infraestructuras	1.512,5	2,69	520,1	1,11	707,5	1,51	-53,2
46	Investigación, desarrollo e innovación	17,4	0,03	5,8	0,01	7,8	0,02	-55,1
49	Otras actuaciones de carácter económico	399,4	0,71	240,3	0,51	309,9	0,66	-22,4
Actuaciones de carácter general								
91	Órganos de gobierno	1.205,3	2,15	801,7	1,72	1.012,4	2,17	-16,0
92	Servicios de carácter general	6.577,2	11,71	5.603,0	11,99	6.183,0	13,23	-6,0
93	Administración financiera y tributaria	1.870,8	3,33	1.623,3	3,47	1.883,3	4,03	0,7
94	Transferencias a otras Administrac.	475,7	0,85	441,5	0,94	466,5	1,00	-2,0
	Total	56.178,1	100	42.344,6	100	46.726,1	100	-16,8

Fuente: Elaboración propia a partir de datos del Ministerio de Hacienda y Administraciones Públicas (MINHAP).

mayor impacto sobre los servicios que se prestan al ciudadano y que a la vez suponen un mayor porcentaje de gasto: i) Seguridad y movilidad ciudadana; ii) Vivienda y urbanismo; iii) Bienestar comunitario; iv) Servicios sociales y promoción social; v) Educación; y vi) Cultura. Estas partidas suponen más de la mitad del gasto municipal (un 55,6 por 100 en 2010 y un 55,8 por 100 en 2012) para los municipios con más de 1.000 habitantes (la fiabilidad de los datos para los municipios con menor población es dudosa).

El gráfico 2 muestra la evolución del gasto per cápita municipal total en función del tamaño de la

GRÁFICO 2
GASTO PER CÁPITA TOTAL POR TAMAÑO DEL MUNICIPIO (>1.000 HAB.)



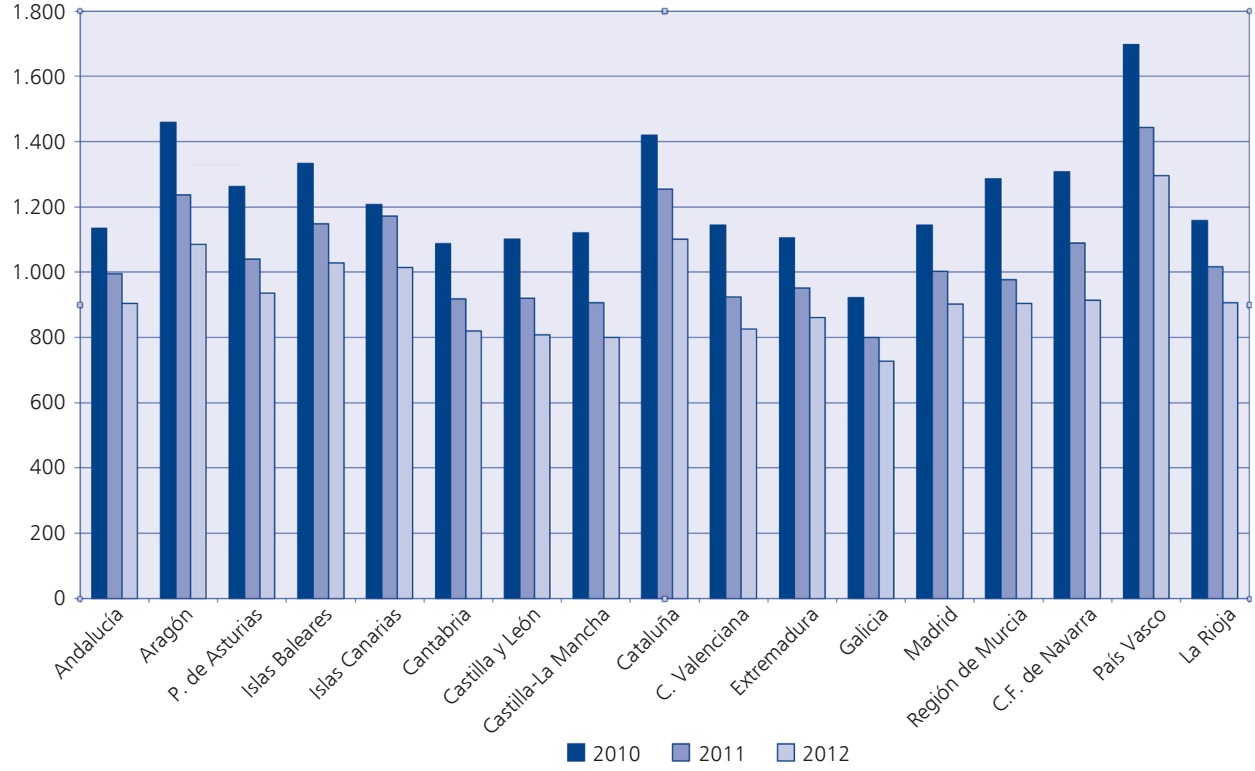
población que atienden. En los tres años que abarca este estudio, el gasto per cápita ha pasado de 1.210 euros en 2010 a 1.029 euros en 2011 y 917 euros en 2012. La reducción también ha sido desigual dependiendo del tamaño del municipio, con mayor esfuerzo por parte de los municipios más pequeños (<5.000 hab.) que en el período 2010-2012 han reducido el gasto per cápita total en más de un 25 por 100 mientras que los municipios con más de 50.000 habitantes solo presentan una disminución del 13 por 100.

El gasto per cápita nuevamente presenta un comportamiento diferente si se analizan los cambios producidos en las distintas CC.AA. El gráfico 3 muestra el gasto per cápita por comunidad autónoma. Galicia es la comunidad autónoma cuyos ayuntamientos tienen un menor gasto per cápita total (727 euros en 2012; 923 euros en 2010) frente a País Vasco (1.297 euros en 2012; 1.698 euros en 2010) y Cataluña (1.101 euros en 2012; 1.419 euros en 2010). Son los ayuntamientos de la Comunidad Foral de Navarra con un 30,2 por 100 y de la Región de Murcia con un 29,7 por 100 los que han realizado un mayor esfuerzo en la reducción del gasto, mientras que en las Islas Canarias se sitúan los ayuntamientos que menos han reducido el gasto total per cápita.

3. La estructura espacial en el gasto per cápita en los municipios españoles

Es difícil imaginar que los gobiernos locales tomen sus decisiones sobre la forma en la que

GRÁFICO 3
GASTO PER CÁPITA TOTAL POR CC.AA. (MUNICIPIOS >1.000 HAB.)



Fuente: Elaboración propia a partir de datos del MINHAP.

distribuyen el gasto de forma aislada. Por el contrario, parece coherente que aquellos municipios que estén próximos compartan problemas similares y que sus ciudadanos también demanden necesidades comunes. Además, los ciudadanos de municipios próximos tendrán características socioeconómicas y demográficas parecidas y, por tanto, es natural esperar que emerjan (di)similitudes en la forma en la que los ayuntamientos distribuyen el gasto. A esto debemos añadir la discrecionalidad de los equipos de gobiernos municipales para distribuir los presupuestos y la posibilidad de atender gastos no obligatorios.

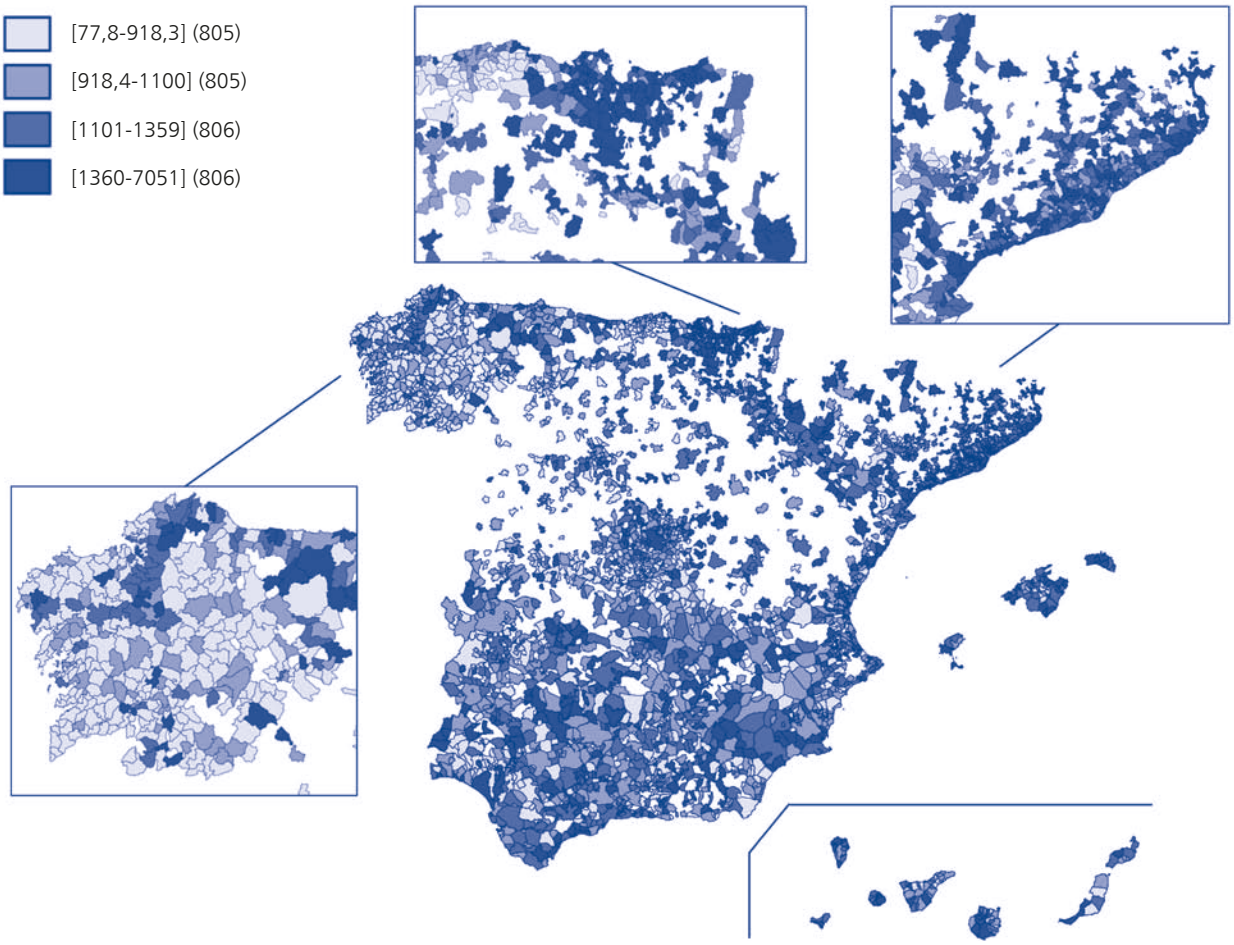
La presencia de estas (di)similitudes en las partidas de gasto entre municipios próximos induce cierta estructura de autocorrelación espacial (Anselin, 1988) en el gasto de la variable per cápita. El gráfico 4 muestra el mapa cuartil de variable gasto per cápita total para el año 2010 (similares resultados para los otros dos años). Emerge de esta figura un claro patrón espacial en el que destacan los municipios localizados en las CC.AA. de Cataluña y País Vasco con muchos de sus municipios situados por encima del tercer cuartil frente a los localizados en Galicia en los que se muestra una aglomeración de municipios en tonos más claros indicando valores de la variable inferiores al primer cuartil. Este resultado invita a incorporar efectos espaciales en cualquier modelización del gasto per cápita.

III. METODOLOGÍA

1. Datos y variables

La información que se analiza en este trabajo corresponde al gasto per cápita en euros corrientes de 3.222 municipios españoles para el período 2010-2012 con más de 1.000 habitantes en seis subprogramas de gasto (Seguridad, Vivienda, Bienestar, Servicios sociales, Educación y Cultura). Los

GRÁFICO 4
MAPA CUARTIL DEL GASTO PER CÁPITA TOTAL MUNICIPAL 2011 (MUNICIPIOS > 1000 HAB.)



Fuente: Elaboración propia a partir de datos del MINHAP.

datos han sido obtenidos de la ejecución de los presupuestos municipales de la web del Ministerio de Finanzas y Administraciones Públicas y son de libre disposición.

Con el objetivo de especificar un modelo econométrico que explique el gasto per cápita en cada uno de los seis programas analizados se han seleccionado varios factores que han sido relevantes en trabajos similares (p. ej., Ermini y Santolini, 2010; Benito *et al.*, 2014; St'astná, 2009). Los factores se han agrupado en cuatro categorías: Factores políticos; Estructura poblacional; Económicos; y Geográficos. El cuadro n.º 2 presenta la descripción tanto de las variables endógenas como exógenas.

2. Modelo econométrico

Con el objetivo de estimar simultáneamente el gasto per cápita en los seis programas en este trabajo se estimará un modelo SUR (*Seemingly unrelated regression*; Zellner, 1962) que incorpora efectos espaciales en un marco panel (López, Mur y Angulo, 2014). La estrategia de modelización se inicia en primer lugar con la estimación del modelo más simple que no considera estos efectos espaciales:

CUADRO N.º 2

DESCRIPCIÓN DE LAS VARIABLES Y DESCRIPTIVOS

Variables dependientes (gasto en euros per cápita)

PROGRAMA	*DESCRIPCIÓN (CON SUBPROGRAMAS)*	*2010*		*2011*		*2012*		
		Media	*Des.Tip.*	*Media*	*Des.Tip.*	*Media*	*Des.Tip.*	*Fuente*
Seguridad	130. Administración General de la Seguridad y Protección Civil; 132. Seguridad y orden público; 133. Ordenación del tráfico y del estacionamiento; 134. Protección civil; 135. Servicio de extinción de incendios; 136. Servicio de prevención y extinción de incendios.	60,3	81,5	53,8	66,9	50,0	64,0	
Vivienda y urbanismo	150. Administración General de Vivienda y urbanismo; 151. Urbanismo; 152. Vivienda; 153. Acceso a la vivienda; 155. Vías públicas.	157,3	166,2	121,1	131,7	90,5	105,8	
Bienestar comunitario	160. Alcantarillado; 161. Saneamiento, abastecimiento y distribución de aguas; 162. Recogida, eliminación y tratamiento de residuos; 163. Limpieza viaria; 164. Cementerio y servicios funerarios; 165. Alumbrado público; 169. Otros servicios de bienestar comunitario.	147,9	114,4	130,8	98,5	136,4	106,0	MINHAP
Servicios sociales	230. Administración General de Servicios Sociales; 231. Acción social; 232. Promoción social; 234. Atención a personas discapacitadas; 239. Contingencia Social.	82,6	104,0	76,0	100,7	66,5	85,6	
Educación	320. Administración general de educación; 323. Promoción educativa; 324. Servicios complementarios de educación; 326. Servicios complementarios; 328. Otras enseñanzas; 329. Funcionamiento de guarderías municipales.	67,1	83,3	54,6	63,0	48,3	56,4	
Cultura	330. Administración General de Cultura; 332. Bibliotecas y Archivos; 333. Museos y Artes Plásticas; 334. Promoción cultural; 336. Arqueología y protección del Patrimonio Histórico-Artístico; 337. Ocio y tiempo libre; 338. Fiestas populares y festejos.	97,9	93,9	78,7	82,1	63,5	63,6	
Variables independientes								
*Participación***	Ratio entre votos emitidos en las elecciones municipales (2007, 2011) sobre el toral del censo.	67,27	9,12	--	--	68,67	8,88	MA. Resultados Electorales
*Izda.***	Porcentaje de votos en las elecciones municipales (2007, 2011) de los partidos de izquierda (PSOE + IU + PNV + ESQUERRA) sobre el toral de votos emitidos.	0,67	0,47	--	--	0,53	0,50	
*Dcha.***	Porcentaje de votos en las elecciones municipales (2007, 2011) de los partidos de derecha (PP+CIU+PNV) sobre el total de votos emitidos.	0,74	0,43	0,58	0,49	0,63	0,48	
Población	Logaritmo del total de la población.	9,60	0,95	9,61	0,94	9,61	0,95	
Pob. joven	Porcentaje de población menor de 15 años.	15,72	2,95	16,77	3,08	16,80	3,09	
Pob. mayor	Porcentaje de población mayor de 65 años.	26,98	3,04	17,47	2,25	16,89	2,20	INE
Pob. extranjera	Porcentaje de población extranjera.	15,96	4,98	16,25	5,02	16,49	5,06	
*PIBpc**	Producto interior bruto per cápita (en miles de euros).	21,91	4,61	21,89	4,74	--	--	
Desempleo	Porcentaje de población registrada en las oficinas de empleo en el primer semestre sobre población de mas de 15 años.	10,20	3,05	10,80	3,26	11,81	3,54	MLSS
Deuda	Deuda per cápita (en miles de euros).	0,42	0,33	0,42	0,32	0,54	0,42	MINHAP
Supf	Superficie del municipio (1.000 Km^2).	0,12	0,18	0,12	0,18	0,12	0,18	INE. Censo
Dens	Densidad de población (habitantes por 1.000 Km^2).	0,89	2,03	0,89	2,03	0,89	2,02	

Notas: Estadísticos descriptivos en euros per cápita. MA: Ministerio del Interior. MLSS: Ministerio de Trabajo y Seguridad Social; MINHAP: Ministerio de Hacienda y Administraciones Públicas; INE: Instituto Nacional de Estadística; (*) para 2012 PIBpc de 2011. (**) para los años 2010 y 2011 se utilizaron los resultados de las elecciones municipales de 2007 y para el 2012 las del 2011.

$$Y_{gt} = AC_g\,\delta_g + X_{gt}\,\beta_g + \varepsilon_{gt} \qquad [1]$$

donde Y_{gt} es el vector de R x 1 del gasto per cápita en el programa g (g=1,…,G=6) en el año t (t=1,…, T=3) de los R=3.222 ayuntamientos. AC_g es una variable dicotómica R x 1 que recogen efectos fijos correspondientes a las distintas CC.AA. definida como $AC_{gt}(i,j)=1$ si el municipio i pertenece a la comunidad autónoma j y cero en caso contrario. La incorporación de estas variables permite reducir la heterocedasticidad del modelo. Por último, para incorporar la correlación entre subprogramas en el modelo $E[\varepsilon_{gt}\varepsilon'_{ht}]=\sigma_{gh}I_R$.

En segundo lugar se estimarán varios modelos incorporando distintos tipos de efectos espaciales. El modelo SUR con efectos exógenos espaciales:

$$Y_{gt} = AC_g\delta_g + X_{gt}\beta_g + WX_{gt}\theta_g + \varepsilon_{gt} \qquad [2]$$

el modelo con efectos exógenos y endógenos,

$$Y_{gt} = \lambda_g\, WY_{gt} + AC_g\delta_g + X_{gt}\beta_g + WX_{gt}\theta_g + \varepsilon_{gt} \qquad [3]$$

el modelo con efectos espaciales exógenos y residuales,

$$Y_{gt}=\lambda_g WY_{gt}+AC_g\delta_g+X_{gt}\beta_g+u_{gt}\ ;\ u_{gt}=\rho_g Wu_{gt}+\varepsilon_{gt} \qquad [4]$$

hasta finalmente plantear la especificación más compleja que incorpora todos los posibles efectos espaciales:

$$Y_{gt}=\lambda_g WY_{gt}+AC_g\delta_g+X_{gt}\beta_g+WX_{gt}\theta_g+u_{gt}\ ;\ u_{gt}=\rho_g Wu_{gt}+\varepsilon_{gt} \qquad [5]$$

donde los parámetros θ_g, λ_g, y ρ_g identificarán los distintos efectos espaciales exógenos, endógenos y residuales respectivamente y W es una matriz R x R mediante la que se establece si dos municipios (i,j) interactúan.

La estimación de todos estos modelos se realizará por máxima verosimilitud bajo la hipótesis de normalidad de los residuos. Este proceso de optimización debe realizarse por pasos. En primer lugar, se obtienen las estimaciones de los parámetros β, θ, σ a partir de la cual se obtiene la función de verosimilitud concentrada $L(\lambda,\rho\,|\,\beta,\theta,\sigma)$ cuya optimización requiere el uso de técnicas numéricas debido al alto grado de no linealidad de la ecuación. Este proceso es iterado hasta la convergencia. Las estrategias de selección y comparación entre estos modelos se basará en la utilización de diversos contrastes basados en los multiplicadores de Lagrange diseñados al efecto (López *et al.*, 2014) y en los test de cociente de verosimilitudes.

IV. RESULTADOS

1. Correlaciones en el gasto per cápita entre programas

El cuadro n.º 3 muestra los coeficientes de correlación entre el gasto per cápita en los seis programas analizados. Casi todos presentan fuertes síntomas de correlación. Por ejemplo, entre los gastos de los programas de Educación y Cultura se obtiene un coeficiente de correlación positivo y significativo cercano al 0,30. Los gastos en Bienestar comunitario y Vivienda correlacionan también de forma positiva y significativa con valores que oscilan entre 0,23 para 2010 y 0,15 en 2012. Por el contrario, los gastos per cápita en los programas de Cultura

CUADRO N.º 3

CORRELACIONES ENTRE EL GASTO PER CÁPITA EN LOS SEIS PROGRAMAS

	SEGURIDAD	*VIVIENDA*	*BIENESTAR*	*SERV. SOCIALES*	*EDUCACIÓN*	*CULTURA*
Seguridad	1	0,011	-0,028	0,017	-0,036*	-0,108**
Vivienda	-0,001	1	0,235**	0,035*	0,092**	0,140**
Bienestar	-0,004	0,153**	1	0,042*	0,118**	0,096**
Servicios sociales	-0,011	0,119**	0,049**	1	0,107**	0,095**
Educación	-0,040*	0,205**	0,147**	0,024	1	0,299**
Cultura	-0,114**	0,234**	0,098**	0,112**	0,296**	1

Notas: Diagonal inferior correlaciones 2012 y superior 2010.
* p-valores inferior a 0,05; ** p-valores inferior a 0,01.

y Seguridad correlacionan de forma negativa con coeficientes de correlación inferiores a -0,10. Varios programas no presentan correlaciones significativamente distintas de cero. El patrón de correlaciones se mantiene estable para los tres años analizados (resultados para 2011 no reportados por brevedad).

Esta estructura de correlaciones entre los distintos programas de gasto aconseja un modelo de estimación simultánea que considere correlaciones entre los residuos de cada una de las ecuaciones.

2. Contrastando la autocorrelación espacial en el gasto municipal

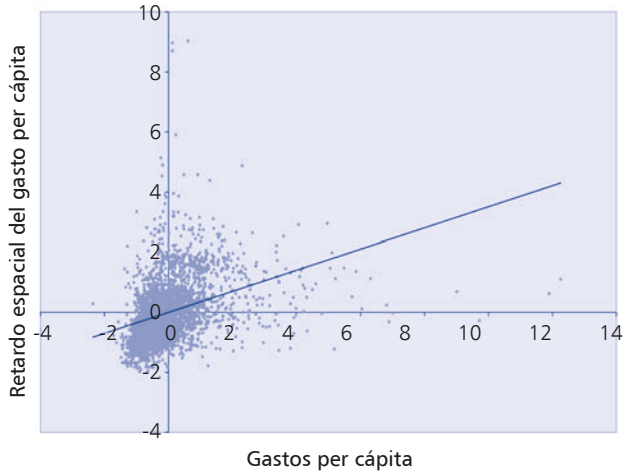
Con el fin de contrastar la presencia de autocorrelación espacial y evaluar los patrones espaciales es necesario definir previamente un criterio de vecindad entre municipios. En este trabajo se consideran conectados aquellos municipios que se encuentran a menos de 25 km (distancia entre centroides). Aunque puede existir cierta arbitrariedad en esta definición, este criterio es simple y a su favor puede argumentarse que el 81 por 100 de los desplazamientos diarios es inferior a 18,1 km (Solé-Ollé, 2006, p. 44). Este criterio de vecindad no asocia ningún vecino a 14 municipios por lo que se ha optado por conectarlos con los dos más próximos con el objetivo de no considerarlos aislados. Este criterio de conectividad mixto puede definirse formalmente mediante la matriz *W* habitualmente usada en econometría espacial con la que se codifica la estructura de conexiones:

$$w_{ij} = \begin{cases} 1 \text{ si } d_{ij} < 25 \text{ km o } j \in N_i^2 \\ 0 \end{cases} \qquad [6]$$

donde d_{ij} es la distancia euclídea que separa los municipios y N_i^2 es el conjunto de los dos vecinos más próximos al municipio *i*. La matriz *W* se estandariza por filas como suele ser habitual.

El gráfico 5 muestra el *Scatterplot* de Moran en el que se muestra la relación entre el gasto per cápita de cada municipio (eje abscisas) y el gasto per cápita medio de los municipios vecinos (eje ordenadas). Las variables están estandarizadas, y, por tanto, las unidades del gráfico se corresponden con desviaciones estándar. Los cuatro cuadrantes en el gráfico dan la clasificación de los cuatro tipos de dependencia espacial. *High-High* (HH) y *Low-Low* (LL) correspondientes al primer y tercer cuadrante en el caso de dependencia espacial positiva; *High-Low* (HL) y *Low-High* (LH) correspondientes al segundo y cuarto cuadrante para dependencia espacial negativa.

GRÁFICO 5
SCATTERPLOT DE MORAN DEL GASTO PER CÁPITA TOTAL (MUNICIPIOS>1.000 HAB.)

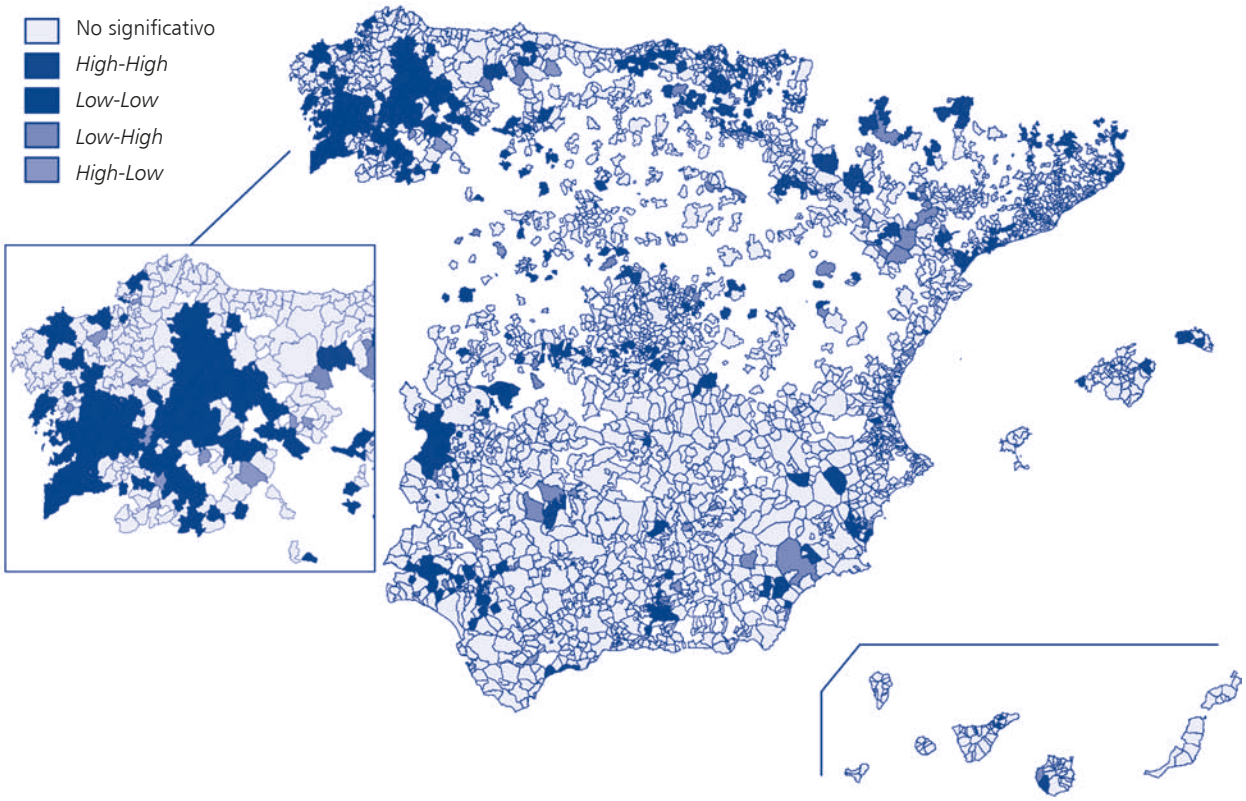


Fuente: Elaboración propia a partir de datos del MINHAP.

Este resultado confirma que aunque predominan las estructuras de dependencia espacial positiva, (I Moran=0,21; p-valor<0,001) también están presentes estructuras de dependencia espacial negativa ya que un buen número de municipios se sitúan en el segundo y cuarto cuadrante. Con el objetivo de explorar en profundidad estos patrones, el gráfico 6 muestra el mapa en el que se representan los índices locales de Moran estadísticamente significativos (Anselin, 1995) y que permiten identificar geográficamente las zonas donde se encuentran aquellos municipios que contribuyen de forma positiva o negativa al valor del I de Moran global.

El principal clúster aparece en Galicia, donde un elevado número de municipios presenta bajo gasto per cápita y que también se encuentran rodeados de otros municipios con bajo gasto per cápita (*Low-Low*). En sentido opuesto otro clúster de menor tamaño aparece en los municipios del País Vasco, con municipios con alto gasto rodeados también de municipios con alto gasto (*High-High*). Ambos tipos de municipios contribuyen a la presencia de autocorrelación espacial positiva. También se identifican municipios que contribuyen de forma negativa (*Low-High* o *High-Low*) distribuidos en distintos puntos de la geografía española.

GRÁFICO 6
PATRONES ESPACIALES EN EL GASTO PER CÁPITA TOTAL (2010)*
Indicadores locales de Moran



Nota: * Gasto total. I de Moran = 0,211 (p-valor<0,001).

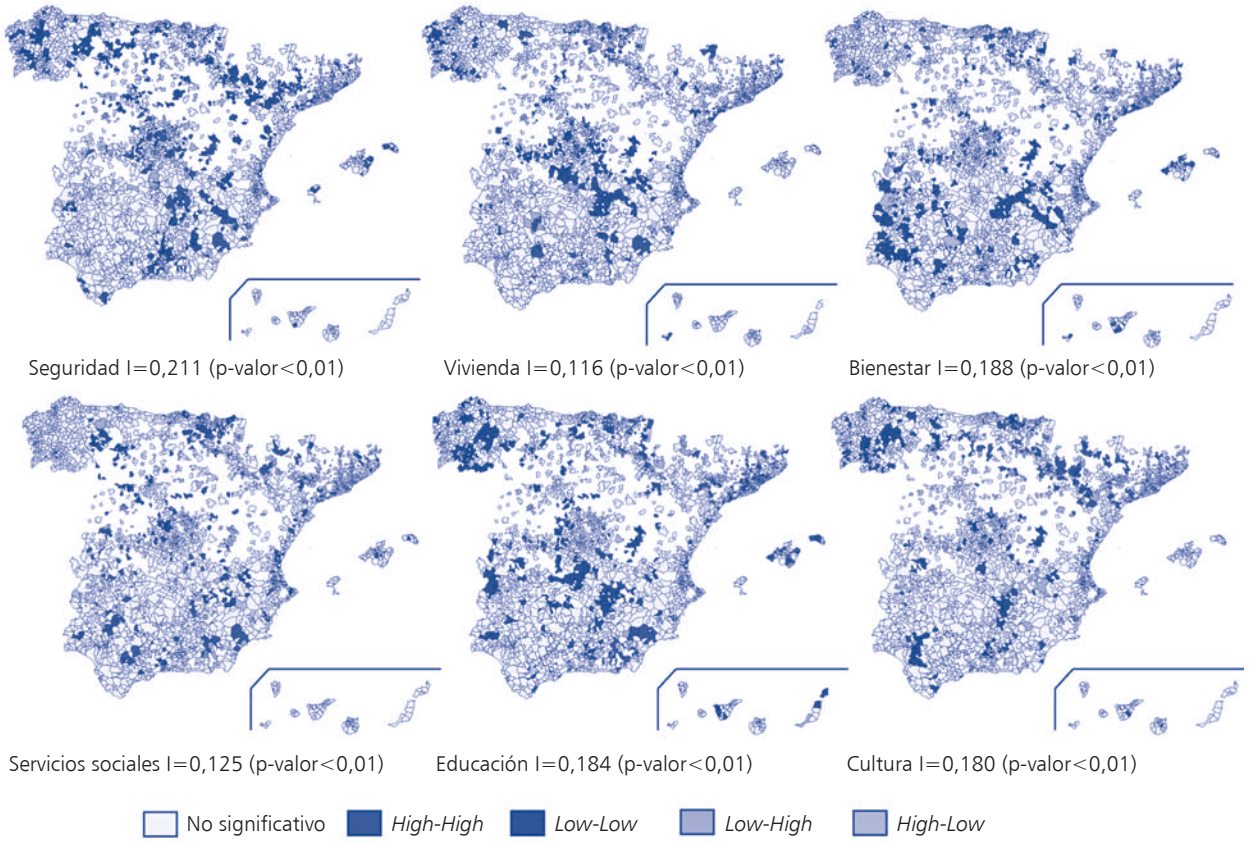
Por otra parte, el patrón espacial identificado para el gasto per cápita total no se repite al analizar el gasto en cada uno de los seis programas. El gráfico 7 muestra la distribución de los índices locales de Moran para estos programas. Aunque en todos los casos el índice global I de Moran rechaza la hipótesis nula de aleatoriedad, el patrón espacial es diferente. Por ejemplo, son los municipios de Madrid y Castilla-La Mancha los que aparecen como *Low-Low* en el programa de Vivienda mientras que en el programa de Cultura son los municipios a lo largo del río Ebro los que aparecen como *High-High*. En otros casos, como en Bienestar comunitario, son municipios en Extremadura y Andalucía Occidental los de tipo *Low-Low*.

3. Estimación y selección del modelo econométrico

En este apartado se presentan los resultados de la estimación de los distintos modelos SUR que incorporan efectos espaciales para explicar el gasto público municipal. La estrategia de selección se realizará de forma parsimoniosa, comenzando por la especificación básica que no incorpora ningún efecto espacial para concluir en la más general en la que se incluyen los tres tipos de efectos espaciales.

El cuadro n.º 4 muestra los resultados de un modelo SUR sin incorporar ningún efecto espacial. El modelo explica globalmente el 44 por 100 de la información (medido en términos de correlación entre valores observados y ajustados: Global r^2[y,yhat]) con desiguales resultados para los distintos programas de gasto (r^2[y,yhat]) que oscilan entre el 26 por 100 en Bienestar ciudadano y un 52 por 100 en Seguridad. El test de diagonalidad de Breush-Pagan claramente rechaza la hipótesis nula de independencia entre los residuos para los distintos programas dando sentido a la estimación SUR. Todos los test LM de dependencia espacial, robustos y no robustos, rechazan con

GRÁFICO 7
PATRONES ESPACIALES EN EL GASTO PER CÁPITA TOTAL POR PROGRAMAS (2010)*
Indicadores locales de Moran



Nota: * Similares resultados para 2011 y 2012.

claridad la hipótesis nula de independencia en los residuos. Los elevados valores de todos los contrastes no permiten identificar cuál o cuáles de los efectos espaciales está causando el problema. Queda claro que existe una clara subespecificación del modelo econométrico que debe paliarse con la incorporación de efectos espaciales.

En un primer paso, se incluyen efectos espaciales exógenos incorporando todos los retardos espaciales de las variables independientes (WX). El cuadro n.º 5 muestra los resultados de esta estimación. Globalmente, estos factores son significativos con un importante incremento de la verosimilitud del modelo (LR=859,2=-2(320464,2-320893,8), indicando la importancia de los factores políticos, socioeconómicos, demográficos y geográficos de los municipios del entorno en la determinación del gasto per cápita. A pesar del incremento en la verosimilitud del modelo, los contrastes LM se mantienen en valores similares indicando que la estructura de autocorrelación espacial en los residuos aún no ha sido resuelta. En este punto, se plantean dos nuevas especificaciones, introduciendo en el modelo anterior un retardo espacial de la variable endógena y otro modelo con estructura de autocorrelación espacial en los residuos. En ambos casos, todos los parámetros de dependencia espacial aparecen significativos y positivos. Ambos modelos mejoran en términos de verosimilitud, aunque en ambos casos los contrastes de dependencia espacial marginales LM-SUR($\rho|\lambda$) y LM-SUR($\lambda|\rho$) (ver López *et al.,* 2014) rechazan la hipótesis nula, indicando que es necesario incorporar en el modelo los tres efectos espaciales de forma simultánea.

El cuadro n.º 6 muestra los resultados de la estimación del modelo más general que incorpora todos los efectos espaciales. El contraste LR reafirma lo avanzado por los contrastes LM, indicando

CUADRO N.º 4

MODELO SUR SIN EFECTOS ESPACIALES

	SEGURIDAD	*VIVIENDA*	*BIENESTAR*	*SERV. SOCIALES*	*EDUCACIÓN*	*CULTURA*
Participación	-15,81	-45,81***	-4,76	-3,31	18,25*	8,96
Izda.	6,55	22,61***	-21,35***	15,90***	11,38**	1,40
Dcha.	-0,61	-9,49	15,90***	5,49	0,55	-10,50
Población	14,26***	2,65*	7,34***	7,23**	2,01	-1,10
Pob. joven	-2,04***	-7,20***	-4,43***	-1,11	-0,04	-3,33***
Pob. mayor	-0,60*	-4,14***	-2,32***	0,42	-0,73**	-1,86***
Pob. extranjera	0,33***	-0,53***	0,72***	-0,59***	-0,20	-0,03
Desempleo	-0,26	-9,27***	-1,76***	-1,92***	-2,37***	-4,71***
PIBpc	1,84***	1,90**	-1,19*	4,41***	3,90***	3,27***
Deuda	6,56**	-0,83	19,94***	4,64	-4,70*	2,88
Superficie	-3,98	14,03	3,90	7,86	-2,78	5,22
Densidad Pob.	-0,02	-1,39	-4,82***	-0,57	-1,42	-1,13
r^2(y,yhat)	0,52	0,38	0,26	0,37	0,46	0,41
Global r^2(y,yhat)	0,44					
BP-Diag	23.368,9***					
Log-Lik	-320.893,8					
	LM-SUR-SEM=1171,5***; LM*-SUR-SEM=1393,9***; LM-SUR-SLM=2079,1***; LM*-SUR-SLM=2301,5***; LM-SUR-SARAR=3167,2***					

Notas: † Coeficientes correspondientes a las variables AC_g no reportados.
*p-valores<0,10; **p-valores<0,05; ***p-valores<0,01.

CUADRO N.º 5

MODELO SUR CON EFECTOS ESPACIALES

MODELO SUR CON EFECTOS EXÓGENOS ESPACIALES						
	Seguridad	*Vivienda*	*Bienestar*	*Serv. sociales*	*Educación*	*Cultura*
Variables†	--	--	--	--	--	--
BP-Diag	23.217,09***					
Log-Lik	-320.464,02					
Diagnóstico de dependencia espacial						
LM-SUR-SEM=823,3***; LM*-SUR-SEM=1198,0***; LM-SUR-SLM=1585,0***; LM*-SUR-SLM=1959,7***; LM-SUR-SARAR=2359,3***						
MODELO SUR ESPACIAL DE DURBIN (EFECTOS ESPACIALES EXÓGENOS Y ENDÓGENOS)						
	Seguridad	*Vivienda*	*Bienestar*	*Serv. sociales*	*Educación*	*Cultura*
Variables†	--	--	--	--	--	--
λ_g	0,25***	0,19***	0,21***	0,23***	0,18***	0,07***
Log-Lik	-319.962,7					
LM-SUR-($\rho|\gamma$)	92,98***					
MODELO SUR DEL ERROR ESPACIAL DE DURBIN (EFECTOS ESPACIALES EXÓGENOS Y RESIDUALES)						
	Seguridad	*Vivienda*	*Bienestar*	*Serv. sociales*	*Educación*	*Cultura*
Variables†	--	--	--	--	--	--
ρ_g	0,20***	0,26***	0,27***	0,23***	0,20***	0,16***
Log-Lik	-320.102,01					
LM-SUR-($\lambda|\rho$)	250,08***					

Notas: †Coeficientes del modelo omitidos para reducir espacio.
*p-valores<0,10; **p-valores<0,05; ***p-valores<0,01.

CUADRO N.º 6

MODELO SUR CON EFECTOS ESPACIALES EXÓGENOS, ENDÓGENOS Y RESIDUALES†

	SEGURIDAD	*VIVIENDA*	*BIENESTAR*	*SERV. SOCIALES*	*EDUCACIÓN*	*CULTURA*
Participación	7,47	16,86	-19,31	16,34	29,31**	23,50
Izda.	1,42	-4,78	-16,32***	7,38	7,74	-9,38
Dcha.	1,53	-4,11	11,93*	4,31***	2,42	-10,24
Población	14,65***	0,00	3,57	7,20	0,46	-2,28
Pob. joven	-1,79***	-1,91**	-2,85**	-1,08	1,70***	-0,92
Pob. mayor	-0,32	-1,13***	-1,68***	0,51**	0,08	-0,50
Pob. extranjera	0,24	0,18	0,50***	-0,47	-0,09	-0,18
Desempleo	1,06**	-1,76***	-0,68	0,04***	-0,62	-1,52**
PIBpc	1,97*	-8,03***	-10,63***	5,15*	0,85	-3,61**
Deuda	7,07**	3,76	20,87***	5,99	-2,19	3,79
Superficie	-7,06	22,41**	30,58***	9,35	4,43	10,71
Densidad pob.	-0,88	-1,02	-3,43***	-0,04	-1,43	-0,04
W_Participación	-29,05	-43,58*	43,90**	11,82	-14,51	16,35
W_Izda.	25,37**	55,61***	13,03	-8,61*	21,69*	11,23
W_Dcha.	-4,45	-13,10	6,87	28,09	-7,73	-1,21
W_Población	-8,11**	-0,33	11,12***	-0,92***	1,97	2,79
W_Pob. joven	2,26**	-5,65***	1,81	6,76***	-0,71	-1,85
W_Pob. mayor	0,40	-3,00***	1,66***	2,51	-0,05	-0,63
W_Pob. extranjera	0,38	-0,80**	0,01	-0,06	0,07	0,48
W_Desempleo	-0,81	-2,97***	0,89	-0,92	-0,36	-0,25
W_PIBpc	-2,10*	5,74***	8,60***	-1,55	0,31	4,85***
W_Deuda	6,54	8,96	7,57	-7,03	-8,99	2,76
W_Superficie	37,15**	11,00	-63,39***	8,24	-13,78	3,35
W_Densidad pob.	6,01**	0,17	-6,39**	-3,41***	1,46	-3,51
λ	0,37***	0,29***	0,29***	0,25**	0,17***	0,04
ρ	-0,28***	-0,07**	-0,07**	-0,08***	-0,02	0,09***
r^2(y,yhat)	0,55	0,41	0,31	0,39	0,48	0,43
Global r^2(y,yhat)	0,68					
BP-Diag	23.024,0***					
Log-Lik	-319.909,9					

Notas: † Coeficientes correspondientes a las variables AC_g no reportados.
*p-valores<0,10; **p-valores<0,05; ***p-valores<0,01.

que globalmente los coeficientes de dependencia espacial son significativos y que este último modelo mejora a todos los anteriores. En todos los programas los coeficientes de dependencia espacial capturan alguna estructura de dependencia espacial, aunque no en todos los casos ambos coeficientes son significativos ni mantienen el mismo signo.

4. Interpretación de los coeficientes ρ_g y λ_g de dependencia espacial

En este punto, es interesante interpretar el valor y signo de los coeficientes de dependencia espacial en el modelo más general (cuadro n.º 6). En primer lugar, todos los coeficientes de dependencia espacial sustantiva (λ_g) aparecen con signo positivo y significativo con valores que oscilan entre 0,17 y 0,37 con la excepción del programa Cultura cuyo coeficiente (0,04) no aparece significativo. El signo positivo de estos coeficientes indica la importancia que tiene el gasto per cápita de los municipios del entorno en la determinación del propio. Por otra parte, los coeficientes de dependencia espacial residual (ρ_g) aparecen con distintos signos dependiendo del programa de gastos. En Seguridad, Vivienda, Bienestar comunitario y Servicios sociales tienen signo negativo mientras que en Educación

aparece como no significativo y Cultura tienen signo positivo.

En general, la econometría espacial muestra modelos en los que la dependencia espacial es positiva; esta es, sin duda, la estructura mas frecuente, pero algunos autores (por ejemplo, Griffith, 2006) han llamado la atención sobre la presencia de *hidden negative spatial autocorrelation*. Esta misma idea es planteada por Griffith y Arbia (2010) quienes defienden que la autocorrelación espacial es siempre una mezcla de autocorrelación positiva y negativa, aunque la dependencia negativa solo es detectada cuando se analizan niveles geográficos muy desagregados. Este podría ser nuestro caso.

Es difícil conjeturar sobre las razones por las que aparecen estos signos negativos en la estructura de dependencia espacial residual, pero algunos autores han apuntado varias razones. Por ejemplo, Case, James y Harvey (1993) obtienen también signos alternos en los dos coeficientes y los autores lo atribuyen a una estructura no lineal en los residuos del modelo. Gebremariam *et al.* (2012) justifica la presencia de autocorrelación espacial positiva en los residuos diciendo: *it could be that governments are being hit by spatially autocorrelated shocks because of similarities shared across Appalachia* (pág. 187). En Revelli (2001: 1101), el autor lo atribuye a la presencia simultánea de distintos niveles de gobierno. Este también podría ser el caso español donde distintos niveles de gobierno, nacional, regional y municipal coexisten, aunque lo natural sería entonces encontrar autocorrelación espacial positiva indicando similaridad entre municipios pertenecientes a una misma comunidad autónoma. Por otra parte, la econometría espacial asocia la presencia de dependencia espacial residual a la omisión de variables explicativas en el modelo (Brueckner, 2003, pág. 184). Es posible, por tanto, que nuestro modelo esté subpespecificado y que sea necesario incorporar información adicional que elimine esta estructura en los residuos. En este sentido, podría explicarse este signo negativo debido a decisiones de carácter estratégico de algunos ayuntamientos que difícilmente pueden ser recogidas en la modelización ya que pueden deberse a decisiones políticas de los gobiernos locales que, conociendo las debilidades y fortalezas de los municipios de su entorno, toman decisiones sobre la distribución del presupuesto con el objetivo de incrementar la satisfacción de sus habitantes. En esta línea, Lundberg (2006), confirma que los ayuntamientos toman decisiones estratégicas de carácter sustitutivo. Finalmente, es posible también que la modelización presente problemas de identificación del verdadero valor de los parámetros debido al elevado número de parámetros que deben ser estimados simultáneamente.

5. Efectos directos, indirectos y totales. Interpretación de los coeficientes β_g

La interpretación de los coeficientes en los modelos de regresión espaciales es mas rica, aunque a la vez que compleja que la habitual de los modelos de regresión clásicos. En estos modelos un cambio en la variable explicativa induce un cambio en la variable dependiente que a su vez se difunde en su entorno. LeSage y Pace (2009) dan la correcta interpretación de los efectos diferenciando en efectos directos, indirectos y totales.

Siguiendo a Elhorst (2014), si una variable explicativa X_k en un determinado municipio cambia, no solo cambia el gasto per cápita en ese municipio (efecto directo), sino también en los municipios con los que interactúa (efecto indirecto).

$$\frac{\partial Y_g}{\partial X_k} = (I-\lambda_g W)^{-1} (\beta_{gk}+W\theta_{gk}) \qquad [7]$$

Los elementos de la diagonal de la matriz de derivadas parciales representarán los efectos directos y los elementos de fuera de la diagonal los indirectos. Con el objetivo de tener un indicador global del cambio medio, los efectos directos se obtendrán como la media de los elementos de la diagonal y los indirectos como media de los elementos de fuera de la diagonal, identificando el efecto total como suma de ambos efectos. Notemos, por último, que en el caso $\lambda_g=0$ y $\theta_{gk}=0$, los efectos indirectos serán nulos y los efectos directos iguales a β_{gk}.

El cuadro n.º 7 muestra los resultados de la estimación de estos efectos correspondientes al modelo más general. El primer resultado que debe destacarse confirma la afirmación de Case, James y Harvey (1993: 303) en el caso español: *there is no reason to assume that patterns of expenditure interdependence are the same for all categories of spending*. Por ejemplo, la mayoría de los factores inducen efectos totales significativos en los programas de Vivienda, Bienestar comunitario y Servicios sociales, mientras que los factores seleccionados tienen un menor impacto en los programas de Educación y Cultura.

El cuadro n.º 7 ofrece un importante volumen de información y destacaremos solo algunos de

CUADRO N.º 7

EFECTOS DIRECTOS, INDIRECTOS Y TOTALES

	Seguridad	*Vivienda*	*Bienestar*	*Serv. sociales*	*Educación*	*Cultura*
EFECTOS DIRECTOS						
Participación	6,40	15,73	-18,15	16,73	29,15**	23,57
Izda.	2,48	-3,19	-16,07***	7,22	8,12	-9,34
Dcha.	1,37	-4,52	12,24**	5,04	2,30	-10,25
Población	14,54***	-0,01	3,93***	7,22***	0,49	-2,27
Pob. joven	-1,72***	-2,10***	-2,82***	-0,92	1,70**	-0,92
Pob. mayor	-0,31	-1,23***	-1,64***	0,58	0,08	-0,50
Pob. extranjera	0,26	0,16	0,50***	-0,48**	-0,09	-0,18
Desempleo	1,04**	-1,86***	-0,66	0,01	-0,63	-1,52**
PIBpc	1,92*	-7,93***	-10,46***	5,14***	0,86	-3,59**
Deuda	7,45***	4,05	21,28***	5,85*	-2,34	3,80
Superficie	-5,65	22,92**	28,94***	9,61	4,22	10,73
Densidad pob.	-0,65	-1,02	-3,65***	-0,12	-1,41	-0,06
EFECTOS INDIRECTOS						
	Seguridad	*Vivienda*	*Bienestar*	*Serv. sociales*	*Educación*	*Cultura*
Participación	-40,88	-53,24*	53,00**	20,85	-11,26	18,04
Izda.	40,33**	74,54***	11,41	-8,85	27,49**	11,27
Dcha.	-6,04	-19,62	14,39	38,21**	-8,72	-1,70
Población	-4,09	-0,46	16,87***	1,16	2,45	2,80
Pob. joven	2,48	-8,52***	1,34	8,50***	-0,49	-1,97
Pob. mayor	0,44	-4,56***	1,61**	3,45***	-0,04	-0,67
Pob. extranjera	0,72**	-1,03***	0,22	-0,23	0,07	0,49
Desempleo	-0,65	-4,78***	0,96	-1,19	-0,56	-0,33
PIBpc	-2,12*	4,72***	7,59***	-0,34	0,55	4,88***
Deuda	14,31	13,8	19,00	-7,24	-11,18	3,03
Superficie	53,72*	23,98	-75,42***	13,87	-15,53	3,96
Densidad pob.	8,84**	-0,16	-10,26***	-4,48	1,45	-3,65
EFECTOS TOTALES						
	Seguridad	*Vivienda*	*Bienestar*	*Serv. sociales*	*Educación*	*Cultura*
Participación	-34,49	-37,51	34,84	37,59	17,9	41,60*
Izda.	42,81**	71,35***	-4,66	-1,64	35,60***	1,93
Dcha.	-4,66	-24,15	26,63	43,24**	-6,41	-11,95
Población	10,45**	-0,47	20,80***	8,38	2,94	0,53
Pob. joven	0,76	-10,62***	-1,48	7,59***	1,20	-2,89*
Pob. mayor	0,13	-5,79***	-0,03	4,03***	0,03	-1,17
Pob. extranjera	0,98***	-0,87***	0,72***	-0,71*	-0,02	0,31
Desempleo	0,39	-6,64***	0,30	-1,17	-1,19**	-1,85***
PIBpc	-0,20	-3,21**	-2,88**	4,80***	1,41**	1,29**
Deuda	21,75*	17,85	40,29***	-1,38	-13,53	6,84
Superficie	48,07*	46,90	-46,49*	23,48	-11,32	14,68
Densidad pob.	8,19**	-1,19	-13,91***	-4,60	0,04	-3,71

los resultados mas relevantes. Centraremos la discusión en el signo con el que aparecen los efectos totales, dejando a un margen el tamaño de los coeficientes.

El primer grupo de variables lo componen los factores políticos. La mayor parte de la literatura coincide en la idea de que la ideología política tiene un efecto importante sobre el gasto municipal y en general se asume que aquellos municipios en los que predominan las ideologías de izquierdas tienden a incrementar el total del gasto público mientras que aquellos en los que predominan las ideologías de derecha tienden a reducirlo (Seitz, 2000; Tellier, 2006). Este resultado general es esencialmente cierto al analizar el gasto a niveles supramunicipales, pero las evidencias empíricas sobre el gasto a nivel municipal –y más aún en diferentes programas– no confirman este resultado y la literatura ofrece evidencias en uno y otro sentido. En nuestro caso, el porcentaje de votantes a partidos de izquierda (Izda.) aparece con efecto total positivo en el programa de Educación indicando que en aquellos municipios con elevado porcentaje de ciudadanos con ideologías de izquierdas demandan también mayores gastos en educación. El porcentaje de votantes de derecha (Dcha.) presenta un efecto total positivo en el programa de Bienestar ciudadano, principalmente relacionado con los gastos en infraestructuras municipales. También la variable Participación tiene un efecto total positivo y levemente significativo ($p<0{,}10$) solo en el programa de Cultura. Notemos que aunque los efectos directos e indirectos no son significativos sí que lo son al sumar ambos efectos. Un elevado porcentaje de participación ciudadana en las elecciones municipales es un indicador del grado de compromiso social que se traduce también en una mayor participación en actividades culturales, obligando a los ayuntamientos a incrementar su oferta y, por tanto, sus gastos en este programa.

Las variables que integran el grupo de factores demográficos son las que globalmente tienen más influencia en el modelo y son, en mayor o menor grado, significativas en muchos de los programas de gasto. Estas variables identifican a grupos de población con intereses comunes que teóricamente presionan a los políticos para cubrir sus necesidades (Bastida, Guillamón y Benito, 2012) y, por tanto, incrementar el gasto en aquellos programas que son de su interés. Los resultados del modelo propuesto muestran que la población total tiene un efecto positivo y significativo en Bienestar comunitario, indicando que aquellos municipios más poblados tienen mayor nivel de gasto, ofertando servicios relacionados con las infraestructuras (por ejemplo los subprogramas de Saneamiento, Abastecimiento y distribución de aguas, Limpieza, Alumbrado público, etc.). El porcentaje de población mayor de sesenta y cinco años (Pob. mayor) y menor de quince años (Pob. joven) tienen un efecto total positivo y significativo en el gasto en Servicios sociales confirmando que ambos grupos poblacionales ejercen cierta presión sobre la distribución de los gastos municipales al tratarse de dos colectivos con mayores necesidades sociales (Acción social, Atención a personas discapacitadas, etc.). Por el contrario, elevados porcentajes de ambos grupos de población reducen el gasto en el programa de Vivienda al ser colectivos que apenas tienen demanda de este tipo de servicios (por ejemplo, en el subprograma Acceso a la vivienda). Notemos también que el porcentaje de población joven tiene un efecto directo positivo en el gasto en Educación (los ayuntamientos tienen obligación, por ley, de hacerse cargo de la conservación, mantenimiento y vigilancia de los colegios públicos de infantil, primaria y educación especial de su término municipal); este gasto tiene impacto en las políticas de los municipios de su entorno, generando un efecto indirecto negativo, aunque no significativo. La agregación de ambos efectos genera un efecto total que aunque es positivo no llega a ser significativo. El porcentaje de población extranjera aparece con signo positivo en los programas de Seguridad y Bienestar comunitario y tienen efectos totales negativos en Vivienda y Servicios sociales. El impacto de esta variable debe ser tomado con cautela debido a las diferencias de servicios que demandan los distintos grupos étnicos que componen la población extranjera en España.

Los factores económicos tienen también impacto en el gasto municipal. En general, la literatura ha relacionado en sentido positivo ambas variables, de tal forma que a mayores niveles de renta se inducen mayores demandas en todos los servicios que presta el municipio, en la línea de la ley de Wagner sobre el gasto público. En el cuadro n.º 7 el PIBpc presenta un efecto total con signo positivo en Servicios Sociales, Educación y Cultura ya que aquellos municipios con mayores niveles de renta reclaman una mayor dotación en servicios educativos y culturales. En sentido contrario el PIBpc tiene un efecto total negativo en los programas de Vivienda y Bienestar comunitario. Notemos que aunque el efecto directo es negativo, éste es, en gran parte, compensado con unos efectos indi-

rectos positivos. Este hecho puede ser interpretado como sigue: un municipio con valores elevados en el PIBpc realiza un menor gasto en el programa de Vivienda (efecto directo negativo y significativo, -7,93) lo que incrementa el gasto en Vivienda de los municipios próximos generando un efecto indirecto positivo sobre los gastos en Vivienda (4,72) aminorando el efecto inicial y dando como resultado un efecto total negativo con un valor muy inferior al efecto directo (-3,21). La variable Deuda tiene un efecto total positivo y significativo sobre los programas Seguridad y Bienestar comunitario. En ambos casos, es debido a la presencia de elevados efectos directos, no siendo significativos los efectos indirectos. Este resultado podría explicarse por fuertes inversiones en infraestructuras en los ayuntamientos mas endeudados. La variable Desempleo tiene un efecto negativo en la demanda de servicios culturales. Este signo negativo ha sido también encontrado en Akai y Suhara (2013) al explicar los gastos en este programa.

Por último, los factores geográficos también presentan efectos totales significativos en algún programa de gasto. La superficie del municipio tiene un efecto total positivo en el programa Seguridad que está directamente relacionado con servicios que dependen del tamaño del municipio (Seguridad y orden público, Protección civil, Prevención y extinción de incendios,…). En cuanto a la densidad de población, la literatura muestra evidencias dispares sobre el impacto positivo o negativo de esta variable sobre el gasto público total y algunos autores postulan que su signo debe estar relacionado con el programa de gasto (Bodkin y Conklin, 1971). Los resultados de este trabajo confirman esta hipótesis. La densidad de población tiene signo significativo y negativo en el programa de Bienestar comunitario que puede justificarse como resultado del efecto de las economías de escala en la provisión de los servicios incluidos en este programa de gasto. Por otra parte, el efecto total de la densidad de población aparece con signo positivo y significativo en Seguridad como resultado de un elevado efecto indirecto positivo. Para el resto de los programas los efectos totales no son significativos.

V. CONCLUSIONES

Un buen número de investigaciones han mostrado evidencias que confirman la hipótesis de que las autoridades locales no toman sus decisiones sobre el gasto de forma aislada, sino que, por el contrario, toman en consideración las políticas de gasto de los municipios de su entorno. El principal objetivo de este trabajo ha sido analizar los complejos mecanismos que causan estas similitudes en el gasto per cápita de los municipios españoles. Nuestros resultados muestran cómo estos efectos espaciales (exógenos, sustantivos y residuales) están presentes en los seis programas de gasto más importantes.

Los efectos espaciales exógenos son globalmente significativos (con distinto impacto dependiendo de la variable independiente y del programa de gasto) señalando la importancia de las estructuras demográficas y socioeconómicas de los municipios vecinos en la determinación del gasto en el propio. Por otra parte, en todos los programas de gasto, se identifica el factor espacial endógeno con signo positivo indicando la similitud en el gasto per cápita en todos los programas. Esta similitud puede ser debida a mecanismos de cooperación entre municipios o al efecto de competición por comparación (*yarkstrick competition*), aunque no es posible identificar en este modelo las efectivas causas que generan este tipo de dependencia espacial. Finalmente, también se identifican efectos espaciales de tipo residual. En este punto, es interesante explicar cuáles son las posibles causas que inducen la autocorrelación espacial negativa en los residuos en cuatro de los seis programas analizados. Una primera conjetura que podría explicar este efecto son los diferentes niveles administrativos (local/autonómico/nacional) que coexisten en España y que fuera principalmente debido a similitudes de municipios pertenecientes a una misma comunidad autónoma, pero este factor ha sido incorporado en la modelización y además debería aparecer con signo positivo ya que municipios en las misma comunidad deberían tener políticas de gasto similares. Por otra parte, estas evidencias estarían en la línea defendida por Lundberg (2006) quien defiende la presencia de comportamientos estratégicos. Es posible que decisiones de carácter político-estratégico, alejadas de factores sociodemográficos o económicos, induzcan esos efectos negativos ya que si las autoridades locales advierten que un municipio dedica recursos a un determinado programa ellos reduzcan sus inversiones en éstos y la aumenten en otros incrementando la eficiencia del gasto. Por ejemplo, si un municipio dedica una importante cantidad en seguridad es posible que no sea necesario que en su entorno se realice también un gasto elevado y, por tanto, sea posible disminuir los gastos en ese programa manteniendo los mismos niveles de eficiencia. Esperamos que nuevas evidencias permitan profundizar en las causas que generan estos efectos espaciales.

NOTAS

(*) Agradezco la invitación recibida para publicar esta investigación a los editores de este número. Estoy, igualmente, agradecido a los asistentes a las jornadas de discusión sobre *Papeles de Economía Española* (Funcas, Madrid, 2016) por sus interesantes comentarios que enriquecieron la versión final y en particular los de José María Montero Lorenzo (Universidad Castilla-La Mancha). Este trabajo es fruto de las investigaciones realizadas dentro del Programa de Ayudas a Grupos de Excelencia de la Región de Murcia, Fundación Séneca (19884-GERM-15) y del proyecto del Ministerio de Economía y Competitividad (ECO2015-651758-P).

(1) Todos los municipios (Alumbrado público; Cementerio; Recogida de residuos; Limpieza viaria; Abastecimiento domiciliario de agua potable; Alcantarillado; Accesos a los núcleos de población; Pavimentación de vías públicas); > 5.000 hab. (lo anterior y Parques públicos; Biblioteca y Tratamiento de residuos); >20.000 hab. (Protección civil; Evaluación e información de situaciones de necesidad social; Atención inmediata a personas en riesgo de exclusión social; Prevención y extinción de incendios; Instalaciones deportivas públicas); mas de 50.000 (Todo lo anterior y Transporte urbano; Medio ambiente).

(2) Orden del Ministerio de Economía y Hacienda 3565/2008, de 3 de diciembre.

BIBLIOGRAFÍA

Akai, N., y M. Suhara (2013), «Strategic Interaction Among Local Governments in Japan: An Application to Cultural Expenditure», *The Japanese Economic Review,* 64: 232-247.

Allers, M. A., y J. P. Elhorst (2005), «Tax mimicking and yardstick competition among local governments in the Netherlands», *International tax and public finance*, 12: 493-513.

Anselin, L. (1988), *Spatial Econometrics: Methods and Models*, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht.

— (1995), «Local indicators of spatial association-LISA», *Geographical analysis*, 27: 93-115.

Bastida, F.; Guillamón, M. D., y B. Benito (2012), «Municipal spending in Spain: Spatial approach», *Journal of Urban Planning and Development*, 139: 79-93.

Benito, B.; Bastida, F., y C. Vicente (2013), «Municipal Elections and Cultural Expenditure», *Journal of Cultural Economics,* 37: 3-32.

Bodkin, R. G., y D. W. Conklin (1971), «Scale and other determinants of municipal government expenditures in Ontario: A quantitative analysis», *International Economic Review*, 465-481.

Brett, C., y J. Pinkse (2000), «The Determinants of Municipal Tax Rates in British Columbia», *Canadian Journal of Economics,* 33: 695-714.

Brueckner, J. (2003), «Strategic Interaction among Governments: An Overview of Empirical Studies», *International Regional Science Review*, 26: 175-188.

Case, A.; James, H., y R. Harvey (1993), «Budget Spillovers and Fiscal Policy Inter-dependence: Evidence from the States», *Journal of Public Economics,* 52: 285-307.

Choumert, J., y L. Cormier (2011), «The Provision of Urban Parks: An Empirical Test of Spatial Spillovers in an Urban Area Using Geographic Information Systems», *Annals of Regional Science,* 47: 437-450.

Delgado, F. J., y M. Mayor (2011), «Tax mimicking among local governments: some evidence from Spanish municipalities», *Portuguese Economic Journal*, 10: 149-164.

Deng, H.; Zheng, X.; Huang, N., y F. Li (2012), «Strategic Interaction in Spending on Environmental Protection: Spatial Evidence from Chinese Cities», *China and World Economy,* 20: 103-120.

Elhorst, J. (2014), *Spatial Econometrics: from Cross-Sectional Data to Spatial Panels*. Springer: Berlín-New York-Dordrecht-Londres.

Ermini, B., y R. Santolini (2010), «Local Expenditure Interaction in Italian Municipalities: Do Local Council Partnerships Make a Difference?», *Local Government Studies,* 36: 655-677.

Hanes, N. (2002), «Spatial spillover effects in the Swedish local rescue services», *Regional Studies*, 36: 531-539.

Kelejian, H., y D. Robinson (1993), «A Suggested Method of Estimation for Spatial Interdependent Models with Autocorrelated Errors and an Application to a County Expenditure Model», *Papers in Regional Science,* 72: 297-312.

Lewis, G., y M. Rushton (2007), Understanding State Spending on the Arts, 1976-99, *State and Local Government Review,* 39: 107-114.

López, F.; Martínez, P., y J. G. Cegarra (2015), «Interacción espacial en el gasto en servicios públicos de las entidades locales. Un enfoque panel mediante modelos SUR», *Estudios de Economía Aplicada*, 33.

López, F.; Mur, J., y A. Angulo (2014), «Spatial Model Selection Strategies in a SUR Framework: The Case of Regional Productivity in EU», *The Annals of Regional Science,* 53: 197-220.

Lundberg, J. (2006), «Spatial Interaction Model of Spillovers from Locally Provided Public Services», *Regional Studies,* 40: 631-644.

Márquez, J. R., y Ó. R. Jiménez (2014), «Un estudio sobre gasto impropio en la Administración Local española», *Documentos-Instituto de Estudios Fiscales,* 3: 1-38.

Mas, D.; Salinas, P. y M. Vilalta (2011), *El gasto no obligatorio de los municipios españoles. Ejercicios 2004-2007,* Institut d'Economia de Barcelona. Universitat de Barcelona.

Mur, J., y A. Angulo (2009), «Model Selection Strategies in a Spatial Setting: Some Additional Results», *Regional Science and Urban Economics,* 39: 200-213.

Revelli, F. (2006), «Performance Rating and Yardstick Competition in Social Service Provision», *Journal of Public Economics,* 90: 459-475.

Revelli, F. (2001), «Spatial patterns in local taxation: tax mimicking or error mimicking?», *Applied Economics*, 33: 1101-1107.

Schaltegger, C., y S. Zemp (2003), «Spatial Spillovers in Metropolitan Areas: Evidence from Swiss Comunes», *Crema* 6: 1-26.

Seitz, H. (2000), «Fiscal policy, deficits and politics of subnational governments: The case of the German Laender», *Public choice*, 102: 183-218.

Solé-Ollé, A. (2006), «Expenditure Spillovers and Fiscal Interactions: Empirical Evidence from Local Governments in Spain», *Journal of Urban Economics,* 59: 32-53.

St'astná, L. (2009), «Spatial Interdependence of Local Public Expenditures: Selected Evidence from the Czech Republic», *Czech Economic Review,* 3: 7-25.

Tellier, G. (2006), «Public expenditures in Canadian provinces: An empirical study of politico-economic interactions», *Public Choice*, 126: 367-385.

Werck, K.; Heyndels, B., y B. Geys (2008), «The Impact of 'Central Places' on Spatial Spending Patterns: Evidence from Flemish Local Government Cultural Expenditures», *Journal of Cultural Economics,* 58: 32-35.

Wert, M. (2006), «The Political Economy of the Subsidization of Cultural Institutions», *Working Papers,* 2: 1-53.

Zellner, A. (1962), «An efficient method of estimating seemingly unrelated regressions and tests for aggregation bias», *Journal of the American statistical Association*, 57: 348-368.

VECINDAD Y DESCENTRALIZACIÓN: UNA APLICACIÓN AL CASO DE LAS TASAS DE DESEMPLEO REGIONALES EN ESPAÑA (*)

Jesús MUR
Ana M. ANGULO
Universidad de Zaragoza

Resumen

En este trabajo se analiza las tasas de desempleo regionales en España, considerando el PIB regional y los salarios como variables de control. Se analiza el período temporal 1980, primer trimestre, a 2013, cuarto trimestre, caracterizado por un alto grado de descentralización. Se contrasta la estabilidad en el tiempo de la matriz de pesos espaciales (*W*) utilizando los contrastes de Bai *et al.* (2009) y Schott (2007). Tras alcanzar evidencia acerca de un cambio significativo en el período 2000-2002, se estiman las dos matrices *W* resultantes siguiendo la propuesta de Bhattacharjee y Jensen-Butler (2013). Los resultados señalan los siguientes efectos de la descentralización: i) las relaciones regionales se han incrementado; y ii) el grupo de regiones con una influencia positiva sobre las demás regiones se ha trasladado hacia el eje Mediterráneo desde las regiones centrales.

Palabras clave: descentralización regional, matriz de ponderaciones, desempleo, rupturas.

Abstract

In this paper we analyze regional unemployment rates in Spain, considering regional GDP and wages as control variables. We analyze the time period 1980, first quarter, to 2013, fourth quarter, characterized by a high degree of decentralization. The time stability of the spatial weights (*W*) matrix is tested using the statitistical tests of Bai *et al.* (2009), and Schott (2007). After obtaining evidence of a significant change in the period 2000-2002, the two resulting *W* matrices are estimated following the proposal of Bhattacharjee and Jensen-Butler (2013). The results indicate the following effects of decentralization: (i) regional relations have increased; and (ii) the group of regions with a positive influence on the other regions has moved towards the Mediterranean axis from the central regions.

Key words: regional decentralization, weighting matrix, unemployment, breaks.

JEL classification: C23, R15.

I. INTRODUCCIÓN

EL tema del desempleo regional merece atención especial. En primer lugar, las disparidades regionales son, al menos, tan elevadas como el diferencial de desempleo entre países (Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico, OCDE, 2000). En segundo lugar, los diferenciales regionales en desempleo reflejan ineficiencia, ya que pueden reducir el producto interior bruto (PIB) y presionar al alza la inflación (Taylor, 1996). Además, existe un amplio consenso en el hecho de que la misma tasa de desempleo a nivel nacional puede tener diferentes repercusiones sociales dependiendo de la distribución de las tasas de desempleo a nivel regional.

De acuerdo con el planteamiento anterior, la evolución del desempleo español ha sido foco de investigación durante mucho tiempo. La dimensión dinámica y espacial del problema se caracteriza por su persistencia y por diferencias notables entre las regiones (p. ej., López-Bazo *et al.,* 2005). Ambas dimensiones se han analizado en el contexto de modelos de datos panel espacial. La dinámica capta la inercia subyacente al nivel de desempleo mientras que el ámbito espacial recoge las interacciones entre las unidades de corte transversales. En relación con este último punto, la práctica habitual para la captura de interacción en el espacio exige la definición de la matriz de pesos espaciales, *W*. La matriz *W* pretende describir la disposición espacial de los datos y generalmente se determina, *a priori,* por criterios simples: contigüidad; los *k* vecinos más próximos o, a través de funciones basadas en la distancia. Muy a menudo el mismo análisis introduce varias matrices *W* para verificar la robustez en los resultados; sin embargo, cada una de estas matrices *W* incluye valores constantes durante todo período de tiempo considerado. La constancia de la matriz *W* es un tema no cuestionable en el caso de modelos de datos de corte transversal, pero definitivamente es una hipótesis muy discutible en el contexto del modelo de datos panel espacial. Es decir, en general, en el contexto de datos panel con una dimensión de tiempo larga (*T* grande), parece muy exigente asumir la constancia en la conectividad entre las regiones. Algunos ejemplos donde este aspecto se puede cuestionar, sin

intención de ser exhaustivos, son por ejemplo: acontecimientos políticos domésticos (como los cambios en el grado de control local sobre los impuestos, o un referéndum de independencia regional), desarrollo económico (como la mejora de las conexiones de transporte público) o un movimiento internacional más amplio reflejado en la disminución o supresión de las barreras al comercio (1).

En este trabajo, prestamos atención a la evolución del desempleo regional español desde el año 1980 hasta el 2013. En este período, se espera encontrar cambios en la conectividad regional debido a los importantes cambios políticos ocurridos. La dictadura de Franco terminó en los años setenta (Franco murió en 1975, 20 de noviembre, y la Constitución fue votada en 1978, el 6 de diciembre). A continuación, el país emprendió un proceso de rápida transición desde un sistema altamente centralizado en casi todas las facetas de la vida pública (economía, política, cultura, etc.) a una estructura cuasifederal con 17 regiones, comunidades autónomas (en adelante CC. AA.). El «estado autónomo» se completa formalmente en 1983, año en el que se celebran las elecciones regionales en 13 comunidades y se aprueba finalmente la Ley Orgánica de Armonización del Proceso Autonómico, conocida como LOAPA, que rige el proceso de descentralización. Desde entonces, el peso de las regiones ha aumentado sistemáticamente a expensas del Estado central.

El proceso de descentralización incluyó una «fuente propia» de ingresos para los gobiernos subcentrales y también acuerdos de reparto de impuestos entre las regiones y el Gobierno central. Al final del proceso, en los últimos años noventa, las regiones disponen de un alto control sobre las tasas impositivas y una gran capacidad legislativa en diferentes áreas tales como educación (transferida entre 1995 y 1999), salud pública (transferida casi totalmente en el año 2002), los mercados de trabajo y de consumo, la actividad comercial, etcétera. Actualmente, los gobiernos regionales son responsables de 40 por 100, aproximadamente, del total del gasto público y de más del 50 por 100 del empleo gubernamental.

Nuestra hipótesis de trabajo es que, después de esta cadena de cambios sufridos por la economía española en los últimos cuarenta años, es difícil mantener el supuesto de estabilidad, y ello incluye a la interacción entre los agentes. Por tanto, en este trabajo proponemos el uso de dos pruebas, definidas en Bai *et al.,* (2009) y Schott (2007), para comprobar si existe una ruptura significativa en *W* a lo largo del período considerado. Más tarde, en una segunda etapa, se estiman las matrices *W* requeridas (únicas, en caso de no ruptura, o varias, en el caso de rupturas significativas) siguiendo a Bhattacharjee y Jensen-Butler (2013).

Las ventajas del procedimiento propuesto son claras. En primer lugar, en caso de que se detecten rupturas estructurales, el procedimiento nos permite estimar los puntos concretos de ruptura. En segundo lugar, es posible evaluar todos los elementos de las matrices *W* (solo una si no hay ninguna ruptura o varias en caso de existir rupturas). Estos resultados nos informarán sobre el patrón y la fuerza de la conectividad entre regiones. En otras palabras, en lugar de definir solo una matriz *W, a priori,* el procedimiento estima las matrices *W* que resultan significativamente diferentes a partir de los datos. Por último, las diferencias en los pesos entre períodos proporcionan información sobre las consecuencias de las rupturas en la conectividad entre las regiones (en nuestro caso, información sobre la consecuencia de la descentralización sobre las relaciones entre las regiones españolas).

El presente artículo se estructura como sigue. La segunda sección se dedica al análisis del estado actual de la literatura referida al análisis espacio-temporal del desempleo. La tercera sección describe la estructura y evolución de desempleo regional español. En la cuarta sección, se describen las principales cuestiones relativas a la naturaleza, contrastes de ruptura y estimación de las matrices *W*. La quinta sección detalla los resultados obtenidos para nuestro caso de estudio. Por último, la sexta sección presenta las principales conclusiones.

II. MODELOS ESPACIO-TEMPORALES PARA EL ANÁLISIS DEL DESEMPLEO

Las tasas de desempleo regional se determinan por factores regionales y nacionales (Zeilstra y Elhorst, 2014). Entre los primeros, podemos citar la composición regional de la fuerza de trabajo o la estructura regional del mercado laboral. Entre los factores nacionales se encuentran las instituciones del mercado de trabajo nacional (tales como el nivel de centralización de la negociación salarial), el fomento del empleo y el sistema de protección social. Sin embargo, al analizar las regiones dentro de un único país, como en nuestro caso, no es posible cuantificar los factores nacionales. En consecuencia, en general, las disparidades en el desempleo se han interpretado como resultado de la baja movilidad

laboral interregional o de las diferencias regionales en el mercado de trabajo, en lo relativo a la composición sectorial del empleo, características regionales de los trabajadores desempleados, etc. Sin embargo, estos elementos, aunque relevantes, no pueden explicar por sí solos las disparidades del desempleo regional.

Según Marston (1985), la existencia de disparidades del desempleo regional puede reflejar tanto un *equilibrio* como un *desequilibrio*. Por un lado, el *equilibrio* se entiende como reflejo de las disparidades en tasas naturales de desempleo de las regiones (las cuales vienen determinadas por variables que evolucionan continuamente en el tiempo, tales como la propia demanda y oferta así como variables propiamente institucionales). Por otro lado, el enfoque de *desequilibrio* sostiene que las disparidades existen porque los mercados de trabajo regionales se ajustan de forma diferente a *shocks* comunes, dando lugar a un efecto de polarización.

La perspectiva neoclásica apoya la existencia de un equilibrio competitivo de las regiones, donde la tasa de desempleo se estabilice. En este sentido, Blanchard y Katz (1992) muestran que las disparidades en el desempleo regional de Estados Unidos no son persistentes debido a la alta movilidad laboral y empresarial. Los trabajadores se mueven desde las regiones con un alto nivel de desempleo hacia las de bajo nivel en busca de mejores perspectivas, mientras que las empresas se mueven a regiones de alto desempleo para beneficiarse de menores costes laborales. Es decir, en el corto plazo, las disparidades regionales pueden reflejar las rigideces del mercado o las restricciones de movilidad, las cuales deberían desaparecer en el largo plazo. El proceso de ajuste será más rápido o más lento dependiendo de circunstancias regionales que pueden persistir durante mucho tiempo. Sin embargo, este enfoque también tiene problemas. Bartik (1993) y Rowthorn y Glyn (2006) muestran que los resultados de Blanchard y Katz están fuertemente influenciados por el sesgo de muestra pequeña al disponer de series temporales cortas, y de errores de medición elevados. Después de corregir estos sesgos, no se encuentra evidencia a favor de la existencia de un mercado de trabajo regional altamente flexible en los Estados Unidos.

Partridge y Rickman (1997) fusionan ambos enfoques combinando factores de desequilibrio (por ejemplo, crecimiento económico, tecnología) y mecanismos de equilibrio, (por ejemplo, la composición industrial, salarios) con las tendencias demográficas, ventajas de localización e institucionales. Estiman las diferencias en la tasa natural de desempleo regional con respecto a la nacional y encuentran diferencias importantes y persistentes en las tasas regionales debido, principalmente, a diferencias en ventajas regionales, tasas de delincuencia, políticas de educación y mercado de la vivienda.

Un resumen integrador de la literatura aplicada sobre diferenciales de desempleo regional se puede encontrar en Elhorst (2003). En el se distinguen cuatro tipos de modelos: uniecuacionales, implícito, de identidad contable y de ecuaciones simultáneas con interacciones. Además, las variables explicativas del desempleo regional se clasifican entre variables predeterminadas y estrictamente exógenas. Entre las primeras, se citan las siguientes: cambio natural, participación, desplazamientos diarios por trabajo, salarios, empleo y producto regional bruto. Entre las variables estrictamente exógenas se encuentran el mercado potencial, la composición industrial, las barreras económicas y sociales, el nivel educativo de la población, así como el retardo espacio-temporal del desempleo. Con respecto a este último punto, Elhorst (2003) señala que las tasas de desempleo regional están altamente correlacionadas en el tiempo y en el espacio, ya que cambian, generalmente, de manera gradual y, a menudo, en la misma dirección sobre todo en el espacio. En este sentido, recomienda comenzar con un modelo general que combine la dinámica espacial y temporal de modo que: i) se modeliza la serie temporal a partir de un modelo de autocorrelación serial de primer orden (Hendry, 1995; Hendry y Mizon, 1978; Mizon, 1995); ii) análogamente para la dimensión espacial, se recurre a la técnica de la regresión espacial propuesta por Anselin (1988). En consecuencia, Elhorst (2003) señala que «la estimación de una ecuación de tasa de desempleo regional en base a una sección transversal de datos temporales que no tenga en cuenta los efectos dinámicos espaciales y seriales, o no compruebe la ausencia de autocorrelación espacial o serial, puede padecer de serios problemas de especificación». Hecha esta salvedad de corte metodológico, debe indicarse que hay tres factores ampliamente utilizados en la literatura aplicada sobre desempleo: 1) la oferta de mano de obra (la mayor parte de las veces se ha aproximado a través del PIB); 2) la demanda de mano de obra; y 3) los factores de ajuste salarial.

Referido al caso de España, Bande y Karanassou (2013) concluyen acerca de la superioridad de la teoría de la reacción en cadena (TRC) sobre la teoría de la tasa natural de desempleo (TND). La TRC se apoya en sistemas multiecuacionales dinámicos. De hecho, se estima cada ecuación de reacción al cambio

laboral a través de un enfoque de retardos distribuido autorregresivo (ARDL).

En relación con el aspecto espacial, Patacchini y Zenou (2007) sostienen que una característica, a menudo descuidada en los estudios empíricos de desempleo regional, es la posible existencia de dependencia transversal. «El grado de interdependencia entre los mercados regionales es típicamente muy alto, pero solo unos pocos estudios han analizado los posibles vínculos entre regiones vecinas. Esta limitada literatura (p. ej., Molho, 1995; Burda y Profit, 1996; Petrongolo y Wasmer, 1999; Burgess y Profit, 2001; Overman y Puga, 2002; Niebuhr, 2003) señala la existencia de una dependencia espacial en las tasas de desempleo, pero los mecanismos que provocan tal patrón no han sido claramente identificados.»

La dependencia espacial en las tasas de desempleo puede originarse por errores de medida o por aspectos de comportamiento. En el primer caso, los trabajadores buscan empleo únicamente en su respectivo mercado de trabajo local, el cual no coincide con las unidades administrativas utilizadas para la cuantificación del desempleo (CC. AA. en nuestro caso). En el segundo caso, la dependencia espacial se genera debido a que los trabajadores buscan empleo en diferentes mercados de trabajo. Otra cuestión se refiere a cómo los escasos análisis empíricos existentes introducen la dependencia espacial. En este sentido, como sostiene López (2013), la mayoría de los modelos de regresión espacial introducen la dependencia utilizando solamente una matriz de pesos espaciales, W, asociada a un único parámetro ρ, que determina la intensidad y signo de la dependencia. López (2013) afirma que «tales modelos introducen especificaciones muy simples para capturar complejos mecanismos de interacción espacial entre observaciones». Otros ejemplos que abogan por la introducción de pesos múltiples en la especificación del modelo son: Hepple (1995), Bell y Bocksteal (2000), Bordignon *et al.,* (2003), Lacombe (2004), Allers y Elhorst (2005), McMillen *et al.*(2007), Ward y Gleditsch (2008), Mur *et al.* (2008, 2010), Dall'Erba *et al.* (2008), Elhorst y Fréret (2009), Gérard *et al.* (2010), Lee y Liu (2010) y Badinger y Egger (2011). Sin embargo, el propósito de las propuestas anteriores es capturar diferencias en dependencias espaciales dentro de la dimensión transversal de los datos y no en la dimensión temporal (como en nuestra propuesta actual). Por ejemplo, Mur *et al.* (2008, 2010) proponen diferenciar el nivel de dependencia existente entre las regiones de Europa central frente al existente entre las regiones periféricas, a partir del análisis del PIB per cápita. En los trabajos citados se encuentran diferentes estructuras de pesos, pero en ambos casos se asume que son estables en el tiempo.

En este artículo se cuestiona la estabilidad en el tiempo de la matriz de pesos espaciales W aplicada al análisis del desempleo regional español.

La literatura que analiza el efecto de la descentralización sobre el crecimiento económico, la inversión o, en general, el desarrollo también es muy extensa. Los resultados corroboran la hipótesis de que la descentralización mejora el crecimiento económico (Stansel, 2005; o Lin y Liu, 2000, en el caso de China). Como explica Oates (1993) este resultado es debido al hecho de que la «descentralización fiscal mejora la eficiencia económica: la provisión de los productos atendiendo a gustos y circunstancias locales reporta mayores niveles de bienestar social que una provisión centralizada y uniforme». En relación con el efecto de la descentralización de la inversión en 20 países europeos, Kappeler *et al.* (2013) concluyen que esa medida incrementa la inversión pública en infraestructuras, mientras que la redistribución no se ve afectada significativamente. Análogamente, Esteller y Solé (2005) encuentran que la descentralización, en el caso de España (a nivel NUTS-3), mejora la capacidad de la inversión pública orientada a infraestructuras capaces de mejorar el *output* regional vía reducción en costes. En consecuencia, sin duda, es muy probable que un proceso de descentralización provoque una importante ruptura estructural en la economía.

Además de las rupturas, es probable que los cambios ocasionados por la descentralización sean heterogéneos entre las regiones. En este sentido, por ejemplo, Rowland (2001) concluye que la población es un determinante principal de los resultados cuando afirma: «los efectos de las políticas de descentralización sobre municipios pequeños difieren de los efectos más conocidos generados sobre áreas urbanas, y estas diferencias, a su vez, alteran los resultados de las políticas de descentralización en ámbitos locales». En consecuencia, nuestros argumentos para el contraste de una posible ruptura en la matriz de pesos espaciales a lo largo del período 1980, primer trimestre, a 2013, cuarto trimestre son claras. Por un lado, la intensidad de la dependencia espacial entre regiones centralizadas o descentralizadas puede ser significativamente diferente. Además, las diferencias regionales resultado de la descentralización son capaces de provocar cambios en el patrón de conectividad entre las

regiones. Uno de los objetivos de este trabajo es contrastar tal hipótesis.

III. EL DESEMPLEO REGIONAL EN ESPAÑA

La evolución del empleo en España ha sido ampliamente estudiada (Blanchard y Jimeno, 1995; Dolado y Jimeno, 1997; Marimon y Zilibotti, 1998). Como se muestra en el gráfico 1, al principio de la década de los ochenta la tasa de desempleo rondaba el 10 por 100. Sin embargo, en cinco años se duplicó, por lo que en el primer trimestre de 1985 (1985T1) más de 20 de cada 100 trabajadores estaban desempleados. A continuación hasta fines de 1991, sigue un período de crecimiento y, la tasa de desempleo nacional se reduce ligeramente, situándose en torno al 17 por 100. El siguiente período de depresión, hasta el cuarto trimestre de 1995 (1995T4), aumentó la tasa de desempleo, aproximadamente, en tres puntos, hacia niveles similares a los de 1985. A continuación, se produce una larga expansión, hasta 2008, en la que la tasa de desempleo se redujo a menos del 10 por 100. Finalmente, después de 2008, la tasa de desempleo aumenta rápidamente debido a la crisis económica global, alcanzando una tasa de desempleo del 26 por 100 a finales de 2013.

Sin embargo, detrás de las anteriores tasas de desempleo nacional, cuando se analiza la dimensión espacial, podemos encontrar notables diferencias entre las regiones. El gráfico 2 muestra la evolución de las tasas de desempleo en las diecisiete CC. AA., mientras que el gráfico 3 muestra la evolución de la desviación estándar de dichos datos regionales, así como la evolución de las tasas de desempleo mínimo, máximo y promedio (2).

Como muestran esos gráficos, una característica distintiva de la economía española, además del alto nivel de desempleo, viene dada por las notables y persistentes diferencias regionales. Las diferencias promedio entre la tasa de desempleo regional máxima y mínima a lo largo del período 1980 a 2013 es de alrededor de 16 puntos; los valores más extremos corresponden a 1995T3, con una diferencia de 23,29 puntos (la tasa de desempleo mínima era del 11,54 por 100 en Navarra, mientras que el valor máximo fue de 34,83 por 100 correspondiente a Andalucía). En la literatura podemos encontrar un fuerte consenso con respecto a estos dos aspectos (ver, por ejemplo, López-Bazo *et al.,* 2005; Bande y Karanassou, 2013).

Por último, el gráfico 4 muestra la distribución espacial de desempleo (con una clasificación en

GRÁFICO 1
EVOLUCIÓN DE LA TASA DE DESEMPLEO NACIONAL (%)

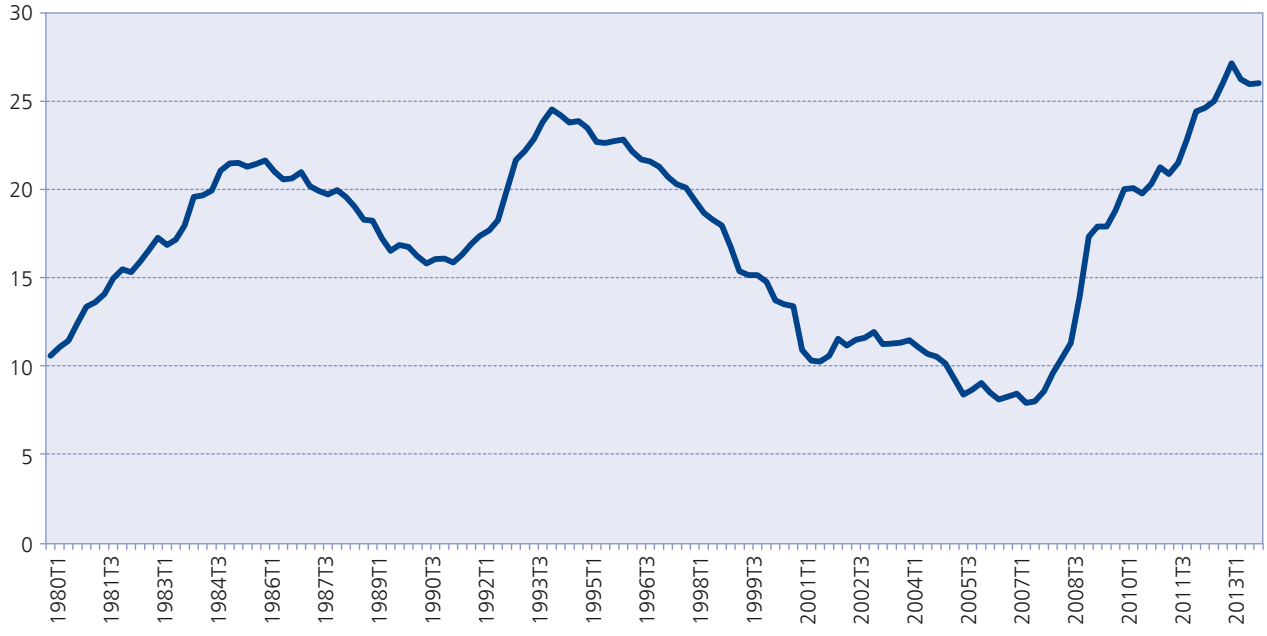


GRÁFICO 2
EVOLUCIÓN DE LA TASA DE DESEMPLEO REGIONAL (%)

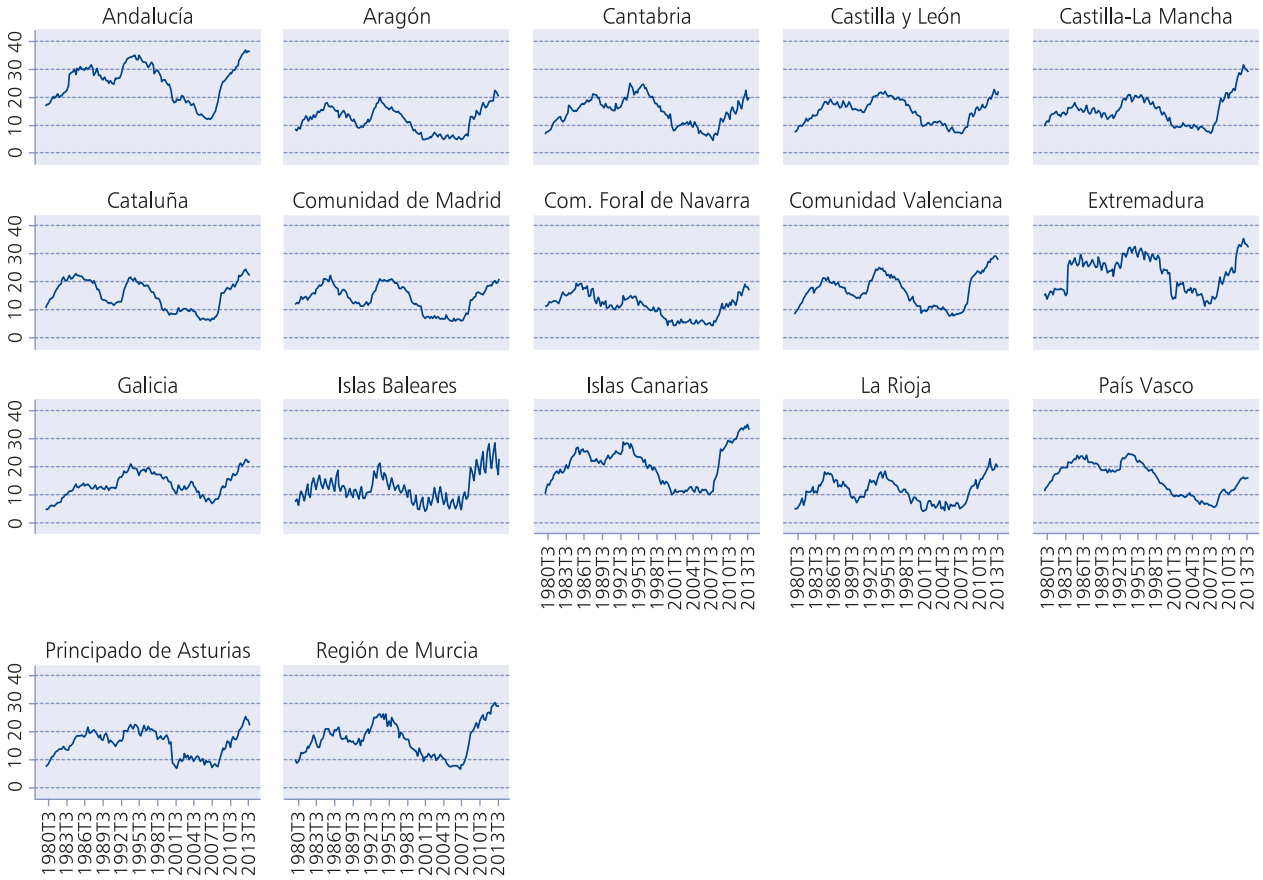
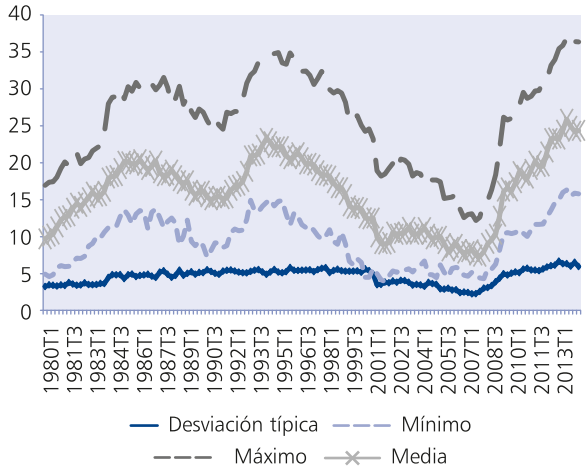


GRÁFICO 3
DISPARIDADES INTERREGIONALES (%)

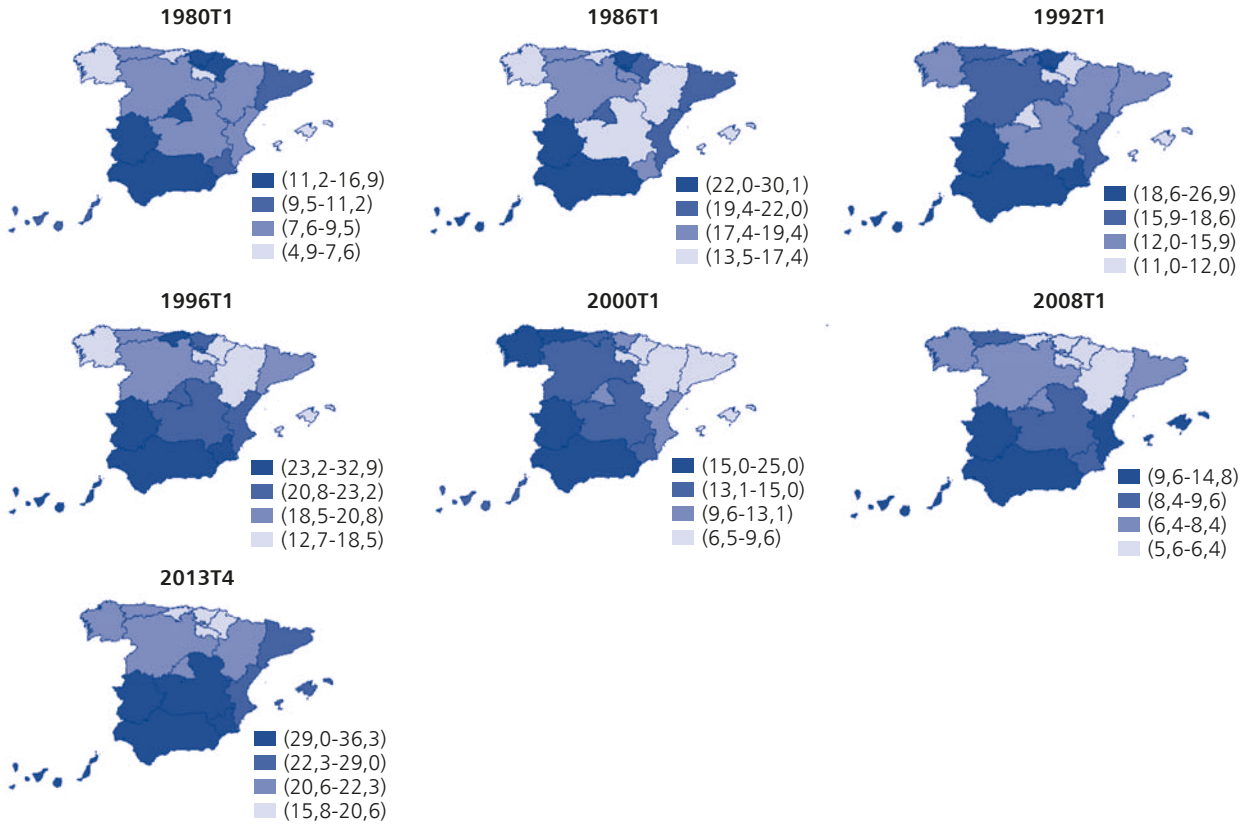


cuatro cuartiles) aplicada a los datos regionales, en cada uno de los puntos de inflexión del ciclo nacional. Como puede observarse, en todos los períodos, las tasas de desempleo presentan una clara estructura espacial, aunque el patrón representado parece cambiar a lo largo del tiempo.

IV. LA MATRIZ DE PESOS ESPACIALES. PRINCIPALES CUESTIONES

La matriz de pesos es uno de los elementos más característicos de un modelo espacial, dado que pretende describir la disposición espacial de los datos en los que opera el modelo. En este sentido, está conectada con el concepto de *alotropia,* tal y como fue puesto de manifiesto por Ancot *et al.*, (1982): «lo que sucede a menudo en una región está relacionada con otros fenómenos situados en partes distintas y remotas del espacio». Las cuestio-

GRÁFICO 4
DISTRIBUCIÓN ESPACIAL DE LA TASA DE DESEMPLEO



nes relativas a dicha matriz han recibido considerable atención (Harris *et al.,* 2011) en los últimos años. Formalmente, la matriz de pesos espaciales es una matriz de $N \times N$:

$$W = \begin{bmatrix} 0 & \omega_{12} & \cdots & \omega_{1N} \\ \omega_{21} & 0 & \cdots & \omega_{2N} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \omega_{N1} & \omega_{N2} & \cdots & 0 \end{bmatrix} \qquad [1]$$

El peso ω_{ij} es distinto de cero si i y j interactúan y cero en caso contrario. Por convención, un individuo no interactúa consigo mismo, por lo que elementos de la diagonal son cero $\omega_{ii}=0$. La utilidad de esta matriz se ha puesto de manifiesto en el trabajo aplicado, si bien su especificación es problemática. Debe reconocerse que esta situación no es nueva en la econometría dado que, por ejemplo, los modelos de series temporales se enfrentan a un dilema similar (¿cuál es la estructura de retardos más adecuada para mis datos?). Es evidente que el usuario tiene más indicaciones en el marco de series temporales, donde se debe considerar la frecuencia de los datos y mirar hacia el pasado. Por el contrario, el espacio es irregular y heterogéneo y las influencias pueden ser muy heterogéneas. Sin embargo, formalmente el problema es el mismo: la incertidumbre. Además, la teoría tiende a aportar poca información sobre la forma de W y apenas hay ayudas para avanzar en este aspecto tan crucial.

La práctica usual ha consolidado dos enfoques principales para solucionar el problema de la construcción de W (Angulo *et al.,* 2016b):

- especificar W de forma exógena;
- estimar W a partir de los datos.

El enfoque exógeno es el más popular e incluye criterios simples como, por ejemplo, adyacencia o contigüidad, los k vecinos más próximos o diferentes funciones kernel basadas en la distancia que

penaliza la separación entre objetos en el espacio (decaimiento exponencial, inverso, etc.). El segundo enfoque evita la imposición de restricciones a la red de interacciones, que tratamos de inferir (parcialmente, totalmente) a partir de los datos. Kooijman (1976) fue el primero en demandar soluciones procedentes de los propios datos, sugeriendo fijar los pesos a fin de maximizar el valor de la I de Moran asociada a los residuos del modelo. Mur y Paelinck (2010), a modo de ejemplo, se centran en la maximización del coeficiente de correlación completo, el enfoque CCC. De hecho, las alternativas más populares en este campo son el MEL (modelo estadístico local) y los algoritmos AMOEBA de Getis y Aldstadt (2004) y Aldstadt y Getis (2006), respectivamente. La propuesta de Benjanuvatra y Burridge (2015) es también de gran interés porque plantean el problema de estimar *W* en un marco de máxima quasiverosimilitud (EMQV) y un único corte transversal.

En el caso de datos de panel, se dispone de información sobre interacciones repetida en el tiempo y, por tanto, es posible diseñar esquemas de trabajo de mayor flexibilidad. Bhattacharjee y Jensen-Butler (2013) desarrollan un enfoque no paramétrico para estimar la matriz de pesos espaciales a partir de un modelo de datos panel con estructura espacial en el error (en inglés, *Spatial Error Model*, SEM). Beenstock y Felsenstein (2012) ajustan este método para la estimación de *W* en un modelo de datos de panel con retardo espacial en la ecuación (*spatial lag model,* SLM) y con efectos aleatorios no observables. Otra parte de la literatura se ha centrado en el caso de una matriz *W* endógena. Kelejian y Piras (2014) y Qu y Lee (2015) presentan el caso de una matriz cuyos pesos son conocidos por ser funciones endógenas de otros elementos del modelo; asumiendo el conocimiento (parcial) de estas relaciones, desarrollan el método generalizado de momentos, MGM, o variables instrumentales, IV, algoritmos con buenas propiedades. Finalmente, Ahrens y Bhattacharjee (2015) introducen un algoritmo Lasso en dos etapas para estimar los pesos en un modelo de datos de panel tipo SLM.

Nuestra preocupación se refiere a la hipótesis de estabilidad de la matriz de pesos espaciales. Lee y Yu (2012) presentan un modelo de datos de panel dinámico donde *N* y *T* son grandes y *W* cambia de período a período de forma exógena. En este contexto, obtienen que la no consideración de este patrón resulta en fuertes sesgos. Por otra parte, la magnitud de los errores se incrementa para las estimaciones de los efectos marginales directos e indirectos. Lee y Yu apuntan a un problema importante en paneles grandes, aunque es inusual que el usuario conozca, de antemano, el patrón de rupturas (el caso de Druska y Horrace, 2004, es peculiar porque estudian la eficiencia de las granjas en Java utilizando un modelo de dos estaciones, para temporada seca y húmeda, que consiste en dos matrices de ponderación diferentes).

Por esta razón, pensamos que son de interés una nueva clase de contrastes diseñados para detectar rupturas temporales en la matriz *W*. Angulo *et al.* (2016a) desarrollan un método que combina la EMQV de un modelo de datos panel espacial estático con el enfoque de Andrews (1993) para detectar puntos de ruptura desconocidos utilizando el mayor valor entre una secuencia de razones de verosimilitud calculados para un rango elegido de posibles rupturas. El procedimiento, esencialmente paramétrico, es algo conservador, aunque tiene una alta potencia para detectar y determinar correctamente el punto de ruptura en la matriz *W*. Análogamente, Angulo *et al.* (2016b) introducen un procedimiento para la detección de rupturas que no requiere la especificación previa de la matriz de pesos espaciales. La propuesta combina varios contrastes de estabilidad en la matriz de covarianza de una muestra. Entre ellos, los candidatos más interesantes son los contraste de Bai *et al.,* (2009) y de Schott (2007). A continuación, procedemos a analizar en mayor profundidad ambos contrastes.

El punto de partida es una secuencia de observaciones en el tiempo, desde 1 hasta *T*, para el vector y_t, de orden (*N*x1). La hipótesis nula afirma que existe una matriz de covarianzas única, Γ, para todo el período, mientras que la alternativa introduce una ruptura en el período T_b, $1 < T_b < T$, por lo que en la primera submuestra opera la matriz de covarianzas Γ_1 y Γ_2 en la segunda. El supuesto implícito es que el cambio en la matriz de covarianzas procede de un cambio en la matriz de pesos, manteniéndose todo lo demás constante. Es decir, se pretende contrastar si existe una ruptura en T_b:

$$H_0 : \Gamma_1 = \Gamma_2 = \Gamma_0 \quad \text{vs} \quad H_A : \Gamma_1 \neq \Gamma_2 \qquad [2]$$

El problema puede ser resuelto con un test de razón de verosimilitud (Anderson, 2003), LR:

$$LR = -2ln\left(\frac{\left|\hat{\Gamma}_0\right|^{-T/2}}{\left|\hat{\Gamma}_1\right|^{-T_1/2}\left|\hat{\Gamma}_2\right|^{-T_2/2}}\right) \sim \chi^2\left(N(N-1)/2\right) \qquad [3]$$

siendo $\hat{\Gamma}_j$; $j = 0,1,2$ la correspondiente estimación muestral de la matriz Γ_j bajo la hipótesis nula y alternativa. El problema con el test LR [3] es el llamado problema de la «alta dimensionalidad» que resulta de (*a*)-la singularidad de la matriz de covarianzas muestral en casos donde $T < N$ o (*b*)-la tendencia a rechazar la hipótesis nula de homogeneidad, con independencia de que sea falsa o verdadera, cuando T y N aumentan.

Estas debilidades motivaron la aparición de diferentes alternativas al test LR. El test T_N de Bai *et al.* (2009) introduce las correcciones necesarias para que el estadístico LR en [3] se comporte correctamente cuando $N < T$ y N y T aumentan (caso b anterior). El estadístico se distribuye según una normal estándar.

En el caso (a), se necesita otro enfoque, derivado de la norma de Frobenius utilizada sobre la matriz de diferencias:

$$tr\left(\Gamma_1 - \Gamma_2\right)^2 = tr\Gamma_1^2 + tr\Gamma_2^2 - tr\Gamma_1\Gamma_2 \qquad [4]$$

Bajo la hipótesis nula [2], la distancia anterior debe ser cercana a cero. Schott (2007) demuestra que, usando solamente la información muestral, es posible obtener una estimación insesgada de la distancia [4], incluso en el caso que $T < N$. A continuación se desarrolla un estadístico, denotado t_{Tn}, para la hipótesis [2] que bajo la nula converge a una distribución normal centrada con una varianza bien definida (véase Schott, 2009, para los detalles).

Conviene destacar que, en ambos casos, el investigador conoce la ubicación del punto de ruptura (el contraste Schott puede extenderse al caso de más de un punto de ruptura). Si su ubicación es desconocida, Angulo *et al.,* (2016b) muestran que, en el mismo sentido que Andrews (1993), ambos contrastes pueden obtenerse mediante un esquema secuencial. Para ello, se debe definir los puntos entre los que se evaluará el estadístico, desde un punto de partida, T_s, hasta el punto final, T_e, $1 < T_s < \tau < T_e < T$. Después, los estadísticos se evalúan secuencialmente de acuerdo con τ (es decir, $T_b = \tau$). Si hay una ruptura en la matriz de covarianzas, la secuencia de valores producirá un extremo, estadísticamente significativo, cerca del punto de ruptura desconocido.

Hay muchas otros contrastes y métodos sugeridos en la literatura para analizar rupturas estructurales, desde los más tradicionales como el test de Chow (1960) o el test de heterocedasticidad de Goldfeld y Quandt (1965) hasta los más recientes como, por ejemplo, Banerjee y Carrión-i-Silvestre (2015). Algunos de ellos pueden transferirse también a un ámbito espacial. Sin embargo, no hay muchas propuestas para analizar la estabilidad de la matriz de pesos, lo cual es muy importante para una investigación aplicada.

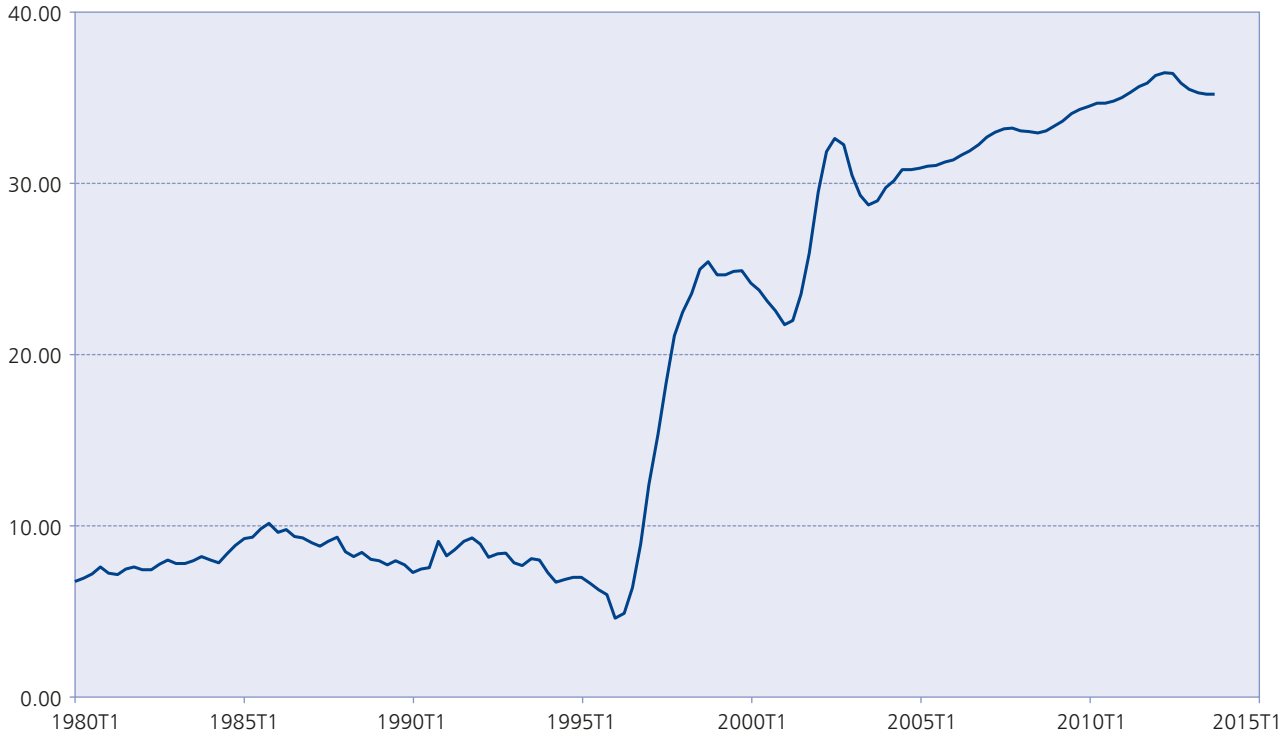
V. CASO DE ESTUDIO: LAS TASAS DE DESEMPLEO EN LAS COMUNIDADES ESPAÑOLAS

El caso de desempleo regional español combina dos características importantes para nosotros: se espera encontrar una fuerte dependencia transversal (ver tercera sección) y, probablemente, esta estructura ha sufrido cambios debido al proceso de descentralización de la economía española, claramente visible en el gráfico 5, que representa el porcentaje del gasto público bajo control de las regiones. Vamos a estudiar este caso para el período 1980 a 2013, utilizando datos trimestrales.

Seguiremos el enfoque mixto de Partridge y Rickman (1997) relativo a los mercados laborales, aunque la selección de variables se ha visto muy limitada por la disponibilidad de datos. Un elemento clave es el paro por CC. AA., tomado de la *Encuesta de Población Activa,* (Instituto Nacional de Estadística, INE, varios años). Los salarios y el volumen de actividad económica en la región son los principales factores explicativos del desempleo para nuestro caso. La *Encuesta Trimestral de Salarios* (INE, varios años) es la fuente para el primer caso y la *Contabilidad Regional de España* (INE, varios años) para la segunda. El INE produce únicamente estimaciones anuales del PIB regional que han sido desagregadas en datos trimestrales según DiFonzo (1990), utilizando como indicadores de alta frecuencia el empleo y el índice de producción industrial.

Las tres series panel son integradas de orden 1, o I(1), como se indica en el cuadro n.º 1, donde *lp* denota el logaritmo del producto interior bruto regional, *lu* es el logaritmo del desempleo regional y *lw* es el logaritmo del indicador de salarios regionales. Por otra parte, dichas series están cointegradas, de acuerdo con los resultados recogidos en el cuadro n.º 2; los contrastes de Westerlund y Pedroni coinciden (ambos son robustos a la dependencia transversal). Sin embargo, este período ha sido crucial para la evolución de la economía española contemporánea, marcado por importan-

GRÁFICO 5
PORCENTAJE DEL GASTO PÚBLICO BAJO CONTROL DE LAS CC. AA.



Fuente: Gil-Serrate *el al.,* 2011.

tes acontecimientos tales como la incorporación a la Comunidad Económica Europea en 1986, la crisis de 1993, la completa descentralización de la administración pública o la crisis económica en el segundo semestre de 2007 y la posterior recesión. El contraste de Banerjee y Carrión-i-Silvestre (2015) revela una ruptura estructural significativa en el segundo trimestre de 2000 (síntomas más débiles de una segunda ruptura aparecen también a principios de los noventa y/o en 2008, según la región). No ofrecemos resultados del test de cointegracion dado que hay una fuerte evidencia de dependencia transversal en los errores idiosincrásicos que distorsionan su distribución asintótica. Además, el procedimiento detecta la presencia de, al menos, cuatro factores comunes no estacionarios, que significan que las variables observadas no están cointegradas por sí solas (se necesitan factores para obtener una relación de largo plazo significativa).

La literatura sobre mercado de trabajo coincide en los efectos negativos de la actividad económica sobre el desempleo. La relación es más controvertida en relación con los salarios: se prevé un impacto positivo desde una perspectiva neoclásica, que se pone en cuestión desde una visión socialdemócrata. Utilizando los resultados anteriores, nos aproximaremos a esta discusión a través de un modelo de retardos distribuidos autorregresivo, ARDL (p, q_1, q_2) (Pesaran *et al,* 2001). Los retardos adecuados p, q_1 y q_2 del modelo ARDL se han fijado atendiendo a la incorrelación serial de los residuos y al criterio de información Alkaike. Los resultados indican que la estructura de retardos más adecuada, que evita la correlación serial, es $p = 4$; $q_1 = 2$; $q_2 = 2$. En consecuencia, se ha estimado la siguiente ecuación (téngase en cuenta que el cambio de régimen solamente afecta a los salarios regionales):

$$\begin{aligned}\Delta lu_{it} = \\ \gamma_i(lu_{it-1} - \beta_{1i} lp_{it} - \beta_{2i} lw_{it} - \beta_{3i} d_{it} \times lw_{it}) + \alpha_i + \pi_i d_{it} + \\ + \Sigma_{j=1}^{4} \theta_{1\,j,i} \Delta lu_{it-j} + \Sigma_{j=1}^{2} \theta_{2\,ij,} \Delta lp_{it-j} + \\ + \Sigma_{j=1}^{2} \theta_{3\,j,i} \Delta lw_{it-j} + u_{it}\end{aligned} \qquad [5]$$

$$i = 1\,2,\ldots,17; t = 1980t1,\ldots,2013t4; d_{it} = 1 \text{ si } t > 2000:t1$$

CUADRO N.º 1

CONTRASTE DE RAÍZ UNITARIA PARA DATOS DE PANEL

	lp		*lu*		*lw*	
	Valor	*p valor*	*Valor*	*p valor*	*Valor*	*p valor*
H_0: I(1) vs H_A= I(0)						
P_m	-1,6868	0,0458	-0,4987	0,6910	2,0109	0,9778
Z	-2,1675	0,0151	-0,3165	0,3758	0,3064	0,9995
L^*	-2,0828	0,0186	-0,3014	0,3816	3,6513	0,9999
$CIPS^*$	-2,7498	0,0500	-2,1894	0,7450	-2,1493	0,7950
t_a	1,0179	0,8456	-0,9217	0,1784	1,2452	0,8935
t_b	1,0157	0,8451	-0,9901	0,1611	0,8894	0,8131
n.c.f.	11		12		12	
H_0: I(2) vs H_A= I(1)						
P_m	17,4643	0,0000	28,1225	0,0000	30,6793	0,0000
Z	-9,6144	0,0000	-13,5764	0,0000	-14,3859	0,0000
L^*	-11,7293	0,0000	-17,7684	0,0000	-19,1842	0,0000
$CIPS^*$	-3,6983	0,0100	-4,4570	0,0100	-5,8107	0,0100
t_a	-54,0841	0,0000	-89,3712	0,0000	-444,7484	0,0000
t_b	-11,3093	0,0000	-16,2896	0,0000	-31,6791	0,0000
n.c.f.	7	-	8	-	8	

Notas: n.c.f.: Número de factores comunes. P_m, Z y L^* son los contrastes de Choi (2002) de raíces unitarias en panel; $CIPS^*$ es el contraste de Pesaran (2007) para contrastar raíces unitarias en panel; t_a, y t_b son los contrastes de Moon y Perron (2004) para contrastar raíces unitarias en panel.
Todos los contrastes incluyen efectos individuales y tendencia temporal.

Otro problema a considerar es la homogeneidad de los parámetros de la ecuación de cointegración entre las diferentes CC. AA. Una manera de resolver esta cuestión es mediante la comparación de las estimaciones de paneles dinámicos heterogéneos MG y PMG. El primero (Pesaran y Smith, 1995) se basa en estimar *N* regresiones temporales, una para cada CC. AA., y promediar los coeficientes, mientras que el estimador PMG (Pesaran *et al.*, 1999) es una mezcla de *pooling* y promedio de coeficientes. La comparación puede hacerse a través de un simple contraste de Hausman donde las estimaciones de MG son constantes bajo la hipótesis nula (parámetros homogéneos) y la alternativa (hipótesis de parámetros heterogéneos), mientras que las estimaciones PMG son eficientes bajo la nula, pero sesgadas bajo la alternativa. En este caso, el estadístico de Hausman toma un valor de 2,44 (tres grados de libertad) y un *p* valor de 0,4861, de modo que la mejor alternativa parece ser la estimación mixta de PMG.

CUADRO N.º 2

CONTRASTES DE COINTEGRACIÓN PARA DATOS DE PANEL

	Estadístico Panel	*Estadístico de grupo*
CONTRASTES DE PEDRONI		
Ratio de varianza	2,1760*	
Estadístico Rho	0,2219	1,1692
Estadístico PP	-0,5583	0,1796
Estadístico ADF	-2,1201*	-3,2851*
	Valor Z	*p-valor robusto*
CONTRASTES DE WESTERLUND		
Contraste G_t	-2,9140*	0,0200
Contraste G_a	0,8061	0,1333
Contraste P_t	-3,2891*	0,0202
Contraste P_a	-0,9903*	0,0432

Notas: Los estadísticos de Pedroni (1999, 2001) se distribuyen asintóticamente como normal estándar. El test de la ratio de la varianza es de cola derecha, mientras que el resto de constrastes son de cola izquierda. Los contrastes de Westerlund (2007) se distribuyen asintóticamente como una normal. El valor *Z* denota el valor del estadístico estandarizado. El *p* valor es robusto a la dependencia transversal. El número de *bootstraps*=400.
Todos los contrastes incluyen efectos individuales y tendencia temporal.
*: Denota rechazo de la hipótesis nula de no cointegración al nivel de significatividad del 5 por 100.

El detalle de las estimaciones de corto plazo del modelo ARDL(4,2,2) correspondiente a cada comunidad autónoma aparecen en el cuadro n.º 3 (3). El cuadro n.º 4 recoge los resultados correspondientes a la ecuación de cointegración panel común (parte superior) y el promedio de los parámetros de corto plazo (incluyendo una medida de dispersión de las estimaciones). Se completa la información a partir

CUADRO N.º 3

DETALLES SOBRE LOS PARÁMETROS DE CORTO PLAZO ESTIMADOS PARA EL MODELO ARDL (4,2,2)

	AND		*ARA*		*AST*		*BAL*		*CAN*		*CAB*		*CLE*		*CMA*		*CAT*	
	Estima.	*p valor*	*Estima.*	*p valor*	*Estima.*	*p valor*	*Estima.*	*p valor*	*Estima.*	*p valor*	*Estima.*	*p valor*	*Estima.*	*p valor*	*Estima.*	*p valor*	*Estima.*	*p valor*
γ_i	-0,054	0,001	-0,095	0,002	-0,197	0,000	-0,142	0,001	-0,087	0,001	-0,096	0,002	-0,091	0,000	-0,114	0,000	-0,056	0,005
α_i	1,184	0,002	1,597	0,004	3,238	0,000	2,299	0,002	1,573	0,002	1,413	0,006	1,707	0,000	1,987	0,000	1,228	0,009
π_i	-0,305	0,001	-0,564	0,003	-1,256	0,000	-0,742	0,001	-0,443	0,001	-0,567	0,002	-0,550	0,000	-0,599	0,000	-0,348	0,006
θ_{11}	0,316	0,023	0,316	0,060	0,097	0,323	-0,008	0,399	0,143	0,249	0,026	0,394	0,336	0,020	0,420	0,002	0,426	0,001
θ_{12}	-0,404	0,116	-0,729	0,019	-0,175	0,331	-0,425	0,171	-0,246	0,271	-0,352	0,206	-0,749	0,006	-0,764	0,004	-0,478	0,054
θ_{13}	0,477	0,051	0,756	0,003	-0,020	0,398	0,679	0,011	0,219	0,264	0,469	0,071	0,798	0,001	0,597	0,009	0,345	0,118
θ_{14}	-0,173	0,040	-0,225	0,006	0,051	0,321	-0,225	0,005	-0,042	0,347	-0,164	0,048	-0,247	0,002	-0,144	0,052	-0,114	0,128
θ_{21}	-1,418	0,018	-2,906	0,007	-1,334	0,163	-4,870	0,000	-2,165	0,008	-2,066	0,048	-1,061	0,139	-1,372	0,013	-2,864	0,001
θ_{22}	-0,448	0,247	0,718	0,249	1,020	0,099	1,846	0,075	-0,073	0,396	0,445	0,333	-0,144	0,379	-0,462	0,171	0,242	0,367
θ_{31}	0,136	0,109	-0,245	0,069	-0,748	0,000	0,121	0,365	-0,104	0,292	-0,151	0,165	-0,090	0,197	-0,081	0,350	-0,026	0,380
θ_{32}	-0,075	0,115	0,026	0,374	0,174	0,113	-0,207	0,154	-0,017	0,389	-0,012	0,393	-0,055	0,194	0,017	0,390	-0,127	0,017

	CVA		*EXT*		*GAL*		*MAD*		*MUR*		*NAV*		*PAV*		*RIO*	
	Estima.	*p valor*	*Estima.*	*p valor*	*Estima.*	*p valor*	*Estima.*	*p valor*	*Estima.*	*p valor*	*Estima.*	*p valor*	*Estima.*	*p valor*	*Estima.*	*p valor*
γ_i	-0,105	0,000	-0,160	0,000	-0,084	0,000	-0,089	0,001	-0,083	0,001	-0,021	0,337	-0,040	0,012	-0,233	0,000
α_i	2,132	0,001	2,607	0,000	1,588	0,001	1,873	0,002	1,391	0,002	0,318	0,333	0,765	0,016	3,015	0,000
π_i	-0,572	0,000	-0,891	0,000	-0,479	0,000	-0,543	0,002	-0,433	0,001	-0,100	0,364	-0,286	0,010	-1,336	0,000
θ_{11}	0,193	0,137	-0,088	0,348	0,217	0,133	0,075	0,359	0,104	0,306	-0,275	0,180	0,167	0,154	-0,096	0,350
θ_{12}	-0,454	0,094	0,121	0,370	-0,535	0,071	-0,260	0,271	-0,077	0,383	-0,067	0,392	0,168	0,303	0,068	0,390
θ_{13}	0,328	0,152	-0,047	0,392	0,554	0,029	0,220	0,273	0,109	0,356	0,213	0,303	-0,393	0,068	-0,066	0,387
θ_{14}	-0,054	0,312	0,012	0,394	-0,160	0,053	-0,064	0,290	-0,055	0,299	-0,114	0,167	0,184	0,014	0,008	0,397
θ_{21}	-3,167	0,000	1,181	0,141	-0,839	0,141	-3,117	0,009	-2,581	0,000	-2,303	0,010	-2,967	0,000	-5,633	0,000
θ_{22}	0,744	0,148	-0,531	0,254	0,563	0,133	0,709	0,278	-0,885	0,165	-0,183	0,387	-0,861	0,185	3,309	0,004
θ_{31}	-0,064	0,303	-0,378	0,005	-0,261	0,003	-0,017	0,398	0,211	0,042	-0,269	0,150	0,022	0,365	-0,798	0,000
θ_{32}	-0,051	0,242	0,061	0,287	0,011	0,391	-0,129	0,237	-0,162	0,009	-0,035	0,378	-0,074	0,033	0,193	0,091

Notas: AND: Andalucía; ARA: Aragón; AST: Asturias; BAL: Islas Baleares; CAN: Islas Canarias; CAB: Cantabria; CLE: Castilla-León; CMA: Castilla-La Mancha; CAT: Cataluña; CVA: Comunidad Valenciana; EXT: Extremadura; GAL: Galicia; MAD: Comunidad de Madrid; MUR: Región de Murcia; NAV: Navarra; PAV: País Vasco; RIO: La Rioja.

de contrastes de especificación relativos a dependencia temporal y transversal.

El resultado más llamativo de esta tabla es la importante ganancia de los salarios regionales después de la ruptura estructural de 2000T2. La relación con el desempleo es inelástica antes de esa fecha (el intervalo de confianza del 5 por 100 es 0,53-1,04) pero, a continuación, se convierte en altamente elástica (el intervalo de confianza es 2,78-3,66). Esto indica la importancia creciente de los factores puramente regionales en la determinación del desempleo como consecuencia del proceso de descentralización. La actividad económica, como se esperaba, es un factor importante para reducir los desequilibrios regionales, con un impacto estable, más que proporcional.

La velocidad de ajuste (γ) es significativa y negativa en las diecisiete CC. AA. con un valor mínimo en el caso de Navarra, -0,021, y un máximo en La Rioja, -0,233. La restricción de homogeneidad entre ecuaciones en este parámetro se rechaza fuertemente con un test de la razón de verosimilitud de 50,40 (*p* valor de 0,0000). El impacto de corto plazo de la actividad económica regional sobre el desempleo (suma de parámetros θ_{21} y θ_{22}) es negativo y más que proporcional; de hecho, la hipótesis nula de que este impacto de corto plazo es cero, contra la alternativa de un impacto negativo, se rechaza en 14 de las 17 regiones. La situación no es tan clara en el caso de los salarios donde esta hipótesis no puede rechazarse en casi la mitad de las CC. AA.; además, y contrariamente a lo esperado, su impacto es predominantemente negativo en el corto plazo.

El contraste CD indica la existencia de una fuerte interacción espacial en los residuos del ARDL (4,2,2) para la serie de desempleo. La reacción natural sería mejorar la especificación incluyendo una estructura SEM. Las preguntas obvias son: ¿con qué matriz de pesos?, ¿y, es la misma para las tres décadas?

Pueden formularse diversas hipótesis en relación a la primera pregunta, aunque ninguna de ellas es definitiva. El procedimiento no paramétrico de

CUADRO N.º 4

ESTIMACIÓN DEL MODELO ARDL(4,2,2) PARA EL CASO DE DESEMPLEO; ECUACIÓN [5]

COEFICIENTES DE LARGO PLAZO		
	Estimación	*p valor*
β_1	-1,6324	0,0000
β_2	0,7896	0,0000
β_3	2,4287	0,0000
COEFICIENTES DE CORTO PLAZO		
	Media de las estimaciones	*Desviación típica*
γ_i	-0,0891	0,0486
α_i	1,5823	0,7902
π_i	-0,5105	0,2888
θ_{11}	0,1656	0,1887
θ_{12}	-0,2963	0,3294
θ_{13}	0,3348	0,3124
θ_{14}	-0,0669	0,1622
θ_{21}	-1,9912	1,3994
θ_{22}	0,1592	0,7264
θ_{31}	-0,1144	0,2252
θ_{32}	-0,0331	0,0952
CORRELACIÓN RESIDUAL TEMPORAL		
	Estimación	*p valor*
r_1	-0,1114	0,1738
r_2	0,0206	0,3878
r_3	0,0166	0,3916
r_4	-0,0400	0,3584
r_5	0,0011	0,3989
CORRELACIÓN RESIDUAL TRANSVERSAL		
CD test	37,2447	0,000

Notas: r_j; j=1,2,3,4 denota el coeficiente de autocorrelación medio entre los residuos del corte transversal separados *j* períodos. Dado que *T* es mucho más grande que N, se compara con una N(0,1), ver Arellano y Bond (1991).
CD: denota el test CD de Pesaran relativo al contraste de dependencia transversal en datos panel (Pesaran, 2004).

Bhattacharjee y Jensen-Butler (2013) produce la matriz de pesos que figura en el cuadro n.º A1 del Apéndice; es una alternativa que merece la pena considerar. La respuesta a la segunda pregunta es negativa, esta matriz no se mantiene constante durante las tres décadas. El gráfico 6 muestra las estimaciones secuenciales del contraste T_N de Bai *et al* (2009) y del contraste t_{Tn} de Schott (2007). La ventana de búsqueda contiene el 60 por 100 de las observaciones (es decir, 80 trimestres) y está centrado en la mitad de la muestra. Ambos contrastes presentan un pico en el segundo semestre de 2000, donde el procedimiento Banerjee y Carrión-i-Silvestre identifica una ruptura similar en la ecuación de cointegración. Debe recordarse que esta fecha coincide a grandes rasgos con la finalización del proceso de transferencias hacia las regiones. No tenemos una explicación clara de la fuerte caída producida en ambos contrastes después del año 2000.

Bajo la hipótesis alternativa hay, al menos, dos matrices de pesos en la muestra, tal como aparecen en los cuadros n.º A2 y A3 en el Apéndice. Una vez más, las matrices se han estimado utilizando el algoritmo no paramétrico de Bhattacharjee y Jensen-Butler (2013).

A continuación, formulamos algunos comentarios. En primer lugar, la matriz *W* obtenida para el primer período es más dispersa que la del segundo, la cual es consistente con la hipótesis de descentralización: conforme las regiones ganan control sobre sus propias decisiones, la interrelación entre ellas aumenta. Tras este cambio, ha habido un reajuste entre las regiones en términos de «buenos» y «malos» vecinos. Durante el primer período, el *ranking* de regiones con un impacto positivo en los demás está encabezado por las regiones centrales geográficamente, como Castilla y León, Castilla-La Mancha o Madrid; en el segundo período, este grupo de regiones con influencia positiva se ha movido hacia el eje Mediterráneo (Cataluña, Comunidad Valenciana). Por el contrario, en la parte superior de la clasificación en el *ranking* de impulsos negativos se sitúan, en el primer período, las regiones periféricas (Islas Baleares, Cantabria, Murcia), mientras que, en el segundo período, dicha posición la ocupan las regiones del norte y periféricas (Asturias, Cantabria, Islas Canarias, Extremadura) (4). Esta situación también es consistente con el desplazamiento progresivo del centro de gravedad de la economía española, en las últimas décadas, desde el noroeste al sureste de la península. Otro resultado interesante es la «falta de geografía» en estas matrices cuya relación con el concepto de contigüidad es muy débil, si no enteramente ausente. Esto también puede conectarse con la distinción entre datos micro y macro en el sentido que agregar datos espaciales conduce al debilitamiento de las relaciones transversales. Por otro lado, conviene apuntar que la «falta de geografía» detectada en las matrices de pesos estimadas no es consecuencia del cambio estructural. Sin ánimo de entrar en detalles, algunas razones que podrían explicarla serían la creciente globalización, el uso de las nuevas tecnologías asociadas a las comunicaciones, las mejoras de las infraestructuras, los flujos migratorios y, por supuesto, las afinidades políticas entre las propias regiones (5). Por último, a pesar de la creciente integración, la volatilidad del sistema regional creció en el segundo período, como se desprende de la desviación típica regional representada en el gráfico 7.

GRÁFICO 6
TEST DE SCHOTT (2007) Y DE BAI *ET AL.* (2009)

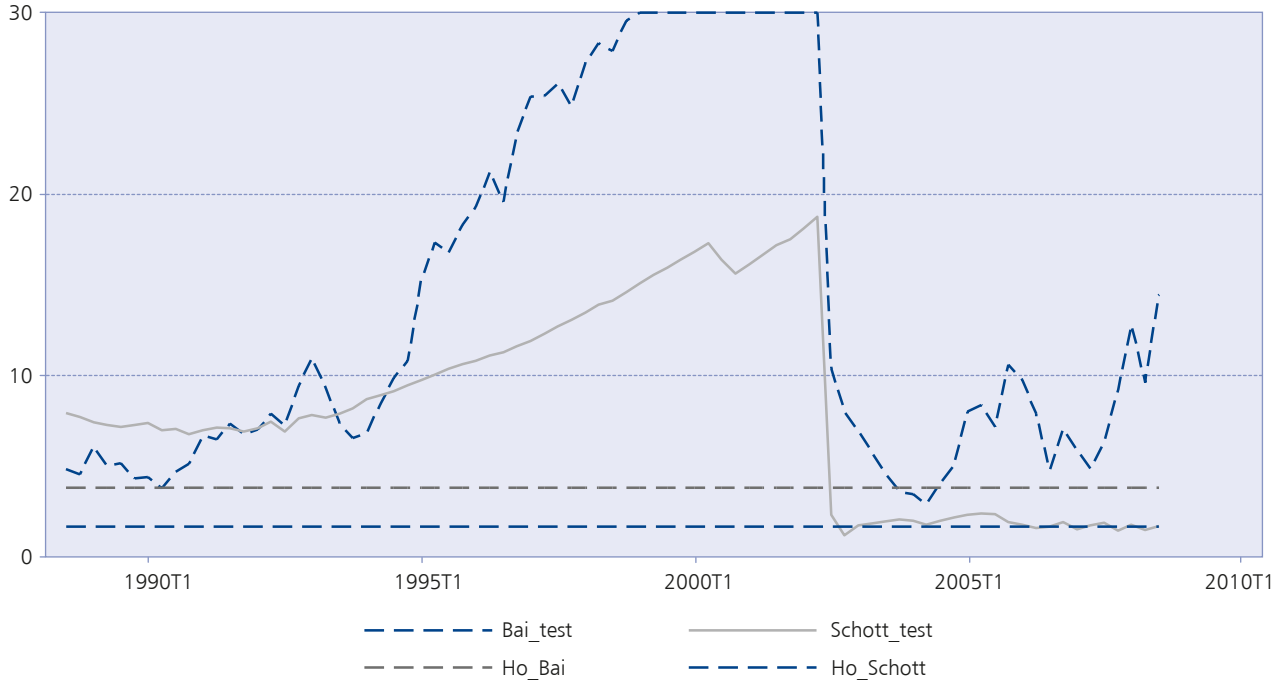
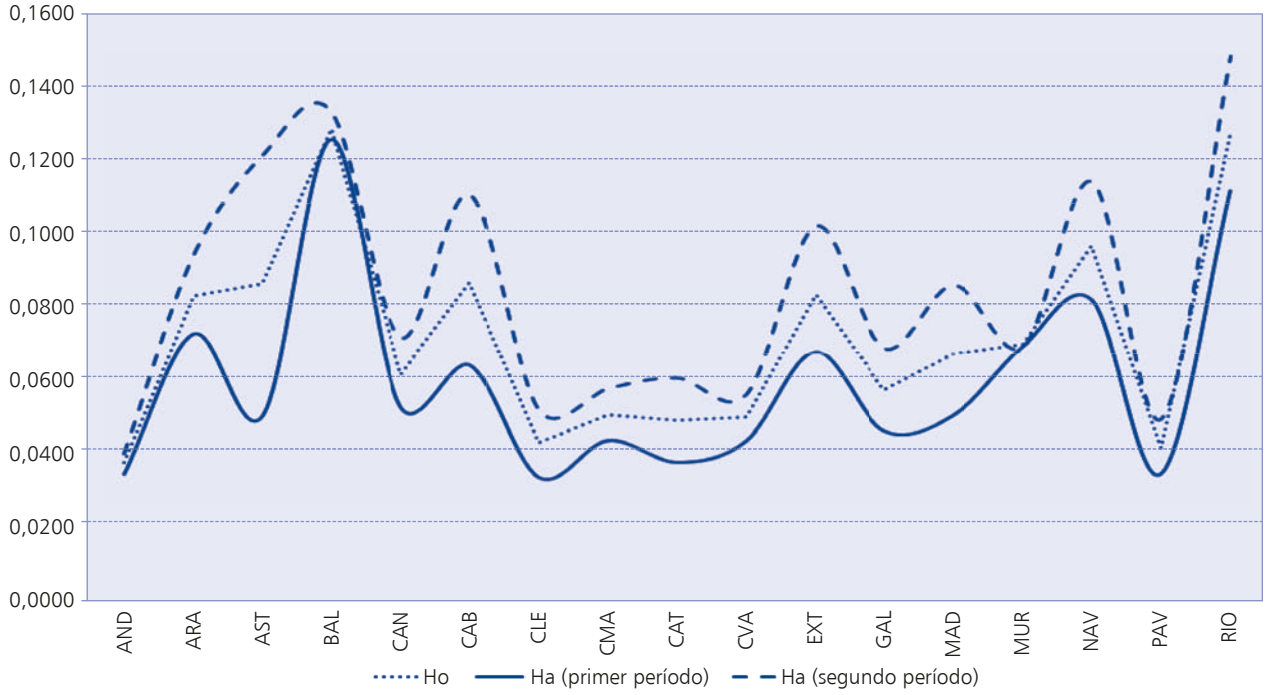


GRÁFICO 7
DESVIACIONES TÍPICAS REGIONALES PARA EL PERÍODO 1980-2013



Regiones pequeñas como las Islas Baleares, La Rioja o Navarra tienen las desviaciones típicas más altas mientras que la volatilidad es más baja para regiones dominantes como Madrid, Andalucía o Cataluña. En cualquier caso, los datos para el segundo período siempre son superiores a los de la primera submuestra.

VI. CONCLUSIONES

Como en el caso de otros países europeos, el desempleo regional español se caracteriza por diferencias importantes y persistentes entre las regiones. En consecuencia, tradicionalmente se ha analizado prestando atención a la estructura dinámica y espacial de los datos. En nuestro caso, hemos analizado el desempleo regional español ($N = 17$) utilizando datos trimestrales desde 1980t1 a 2013t4 ($T = 136$). Por otra parte, hemos contrastado la hipótesis de que el proceso de descentralización, producido durante este período, ha generado cambios significativos en la fuerza y el patrón de interacción regional.

La novedad de nuestra propuesta está relacionada con el uso de los estadísticos de Bai *et al.,* (2009) y Schott (2007). Podemos encontrar una literatura numerosa dirigida hacia la introducción de inestabilidad en la capacidad de relación entre las regiones y sus vecinos inmediatos; generalmente, mediante la introducción de varias matrices *W* (Mur *et al.,* 2008, 2010; Dall'Erba *et al.,* 2008; Elhorst y Fréret, 2009; López, 2013, entre otros). En este trabajo, nos preguntamos por su estabilidad en el tiempo. Aunque la distancia entre dos regiones permanece constante, el desarrollo de mejores infraestructuras de transporte, cambios tecnológicos o cambios en el nivel de autonomía de las regiones debería afectar el patrón de interacciones. En el presente trabajo, se ha contrastado la hipótesis mencionada por medio de los tests propuestos por Bai *et al.,* (2009) y Schott (2007), que se han aplicado a los residuos de un modelo ARDL (4,2,2), utilizando el PIB regional y los salarios como covariables. Los resultados han mostrado evidencia a favor de una ruptura en 2000T2, la cual es coherente con el proceso de descentralización experimentado por la economía española.

A continuación, se ha utilizado el procedimiento Bhattacharjee y Jensen-Butler (2013) para estimar las dos matrices de pesos W (antes y después del período de 2002T2). Los resultados son claros. La descentralización ha aumentado las relaciones, dado que la matriz *W* estimada para el primer período (antes de la descentralización) es más dispersa que la segunda. Además, los resultados han ofrecido evidencia a favor de un reajuste entre «buenos» y «malos» vecinos. De hecho, después de la descentralización el grupo de regiones con influencia positiva sobre los demás se ha desplazado hacia el Mediterráneo (Cataluña, Comunidad Valenciana), cuando antes de la descentralización estaba encabezada únicamente por regiones geográficamente centrales (ambas Castillas o Madrid). Además, después de la descentralización el grupo de regiones con influencia negativa sobre las demás se ha desplazado hacia las regiones del norte y la periferia (Asturias, Cantabria, Islas Canarias, Extremadura), cuando antes de la descentralización estaba encabezada por las regiones periféricas (Islas Baleares, Cantabria, Murcia). Otro resultado interesante es la falta de geografía en estas matrices cuya relación con el concepto de contigüidad es muy débil. Por último, a pesar de la creciente integración, la volatilidad del sistema regional creció después del proceso de descentralización.

NOTAS

(*) Los autores desean agradecer el apoyo financiero recibido a través del proyecto del Ministerio de Economía y Competitividad del Gobierno de España ECO2015-65758-P, así como por parte del Departamento de Industria e Innovación del Gobierno de Aragón y el Fondo Europeo de Desarrollo Regional a través del proyecto del grupo GAEC.

(1) A este respecto, puede verse Brun *et al.,* 2005 y el debate correspondiente referido a los modelos de gravedad.

(2) El máximo y el mínimo corresponde a las tasas de desempleo en las regiones con las tasas de desempleo más altas y más bajas para cada año.

(3) La estimación de un término independiente específico para cada comunidad autónoma asociado al corto plazo permite recoger, en buena medida, el efecto ejercido por las posibles variables relevantes que se pudieran haber omitido en el modelo.

(4) Podríamos detenernos en otras cuestiones particulares de las matrices estimadas como podría ser alguna reversión de signos entre períodos detectada tras la comparación de las matrices presentadas en los cuadros n.º A2 y A3. Otra cuestión interesante a analizar viene dada por un análisis más exhaustivo de algunos resultados estimados que muestran la existencia de esquemas de correlación espacial negativa. No obstante, consideramos que entrar en este tipo de detalles nos llevaría a alejarnos del principal objetivo del trabajo y lo posponemos para investigaciones futuras. En cualquier caso, consideramos que estos resultados reafirman la necesidad de flexibilizar en el tiempo la matriz *W* con objeto de captar la dinámica y la propia especificidad de los pesos espaciales.

(5) Queremos agradecer esta apreciación recibida por parte de un evaluador anónimo de este trabajo.

BIBLIOGRAFÍA

Ahrens, A., y A. Bhattacharjee (2015), «Two-Step Lasso Estimation of the Spatial Weights Matrix», *Econometrics*, 3: 128-155.

Aldstadt, J., y A. Getis (2006), «Using AMOEBA to create a spatial weight matrix and identify spatial clusters», *Geographical Analysis*, 38: 327-343.

Allers, M., y J. Elhorst (2005), «Tax mimicking and yardstick competition among governments in The Netherlands», *International Tax and Public Finance*, 12: 493-513.

Ancot, L.; Paelinck, J.; Klaassen, L.; Molle, W.; Albegov, M.; Andersson, A. E., y F. Snickars (1982), «Topics in regional development modelling», en Albegov, M.; Andersson, Å., y Snickars, F., (eds.): *Regional Development Modelling in Theory and Practice, Amsterdam, North Holland*, pp 341-359.

Angulo, A.; Burridge, P., y J. Mur (2016a), «Testing for a structural break in the weight matrix of the Spatial Error or Spatial Lag model», *WP Department of Economic Analysis*, University of Zaragoza.

— (2016b), «Testing for breaks in the weighting matrix», *Documento de Trabajo DTECONZ 2017-01*, Universidad de Zaragoza.

Anderson, T. (2003), *An Introduction to Multivariate Analysis*, 3rd ed, John Wiley & Sons, Nueva York.

Andrews, D. W. K. (1993), «Tests for parameter instability and structural change with unknown change point», *Econometrica*, 61: 821-856.

Anselin, L. (1988), *Spatial Econometrics: Methods and Models*, Kluwer, Dordrecht.

Arellano, M., y S. Bond (1991), «Some tests of specification for panel data: Monte Carlo evidence and an application to employment equations», *Review of Economic Studies*, 58: 277-297.

Badinger, H., y P. Egger (2011), «Estimation of higher-order spatial autoregressive crosssection models with heteroskedastic disturbances», *Papers in Regional Science*, 90: 213-235.

Bai, Z.; Jiang, D.; Yao, J., y S. Zheng (2009), «Corrections to LRT on large-dimensional covariance matrix by RMT», *The Annals of Statistics*, 37: 3822-3840.

Bande R., y M. Karanassou (2013), «The Natural Rate of Unemployment Hypothesis and the Evolution of Regional Disparities in Spanish Unemployment», *Urban Studies*, 50: 2044-2062.

Banerjee, A., y J. L. Carrión-I-Silvestre (2015), «Cointegration in panel data with structural breaks and cross-sectional dependence», *Journal of Applied Econometrics*, 30: 1-23.

Bartik, T. (1993), «Who benefits from local job growth: Migrants of the original residents?», *Regional Studies*, 27: 297-311.

Beenstock, M., y D. Felsenstein (2012), «Nonparametric estimation of the spatial connectivity matrix using spatial panel data», *Geographical Analysis*, 44: 386-397.

Bell, K., y N. Bocksteal (2000). «Applying the generalized-moments estimation approach to spatial problems involving microlevel data», *The Review of Economics and Statistics,* 82: 72-82.

Benjanuvatra, S., y P. Burridge (2015), «QML estimation of the spatial weight matrix in the MR-SAR model», *DERS University of York Working Paper*, York.

Bhattacharjee, A., y C. Jensen-Butler (2013), «Estimation of the Spatial Weights Matrix under Structural Constraints», *Regional Science and Urban Economics*, 43: 617-634.

Blanchard, O. J., y J. F. Jimeno (1995), «Structural unemployment: Spain versus Portugal», *American Economic Review*, 85: 212-218.

Blanchard, O. J., y L. F. Katz (1992), «Regional evolutions», *Brookings Papers on Economic Activity*, 1: 1-75.

Bordignon, M.; Cerniglia, F., y F. Revelli (2003), «In search of yardstick competition: a spatial analysis of Italian municipality property tax setting», *Journal of Urban Economics*, 54: 199-217.

Brun, J.F.; Carrère, C.; Gillaumont, P., y J. de Melo (2005), «Has distance died? Evidence from a panel gravity model», *The World Bank Economic Review*, 19: 99-120.

Burda, M. C., y S. Profit (1996), «Matching across space: evidence on mobility in the Czech Republic», *Labour Economics*, 3: 255-278.

Burgess, S. M., y S. Profit (2001), «Externalities in the matching of workers and firms in Britain», *Labour Economics*, 8: 313-333.

Chow, G. (1960), «Tests of Equality Between Sets of Coefficients in Two Linear Regressions», *Econometrica*, 28: 591-605.

Choi, I. (2002), «Combination unit root tests for cross-sectionally correlated panels», en *Econometric Theory and Practice: Frontiers of Analysis and Applied Research: Essays in Honor of Peter C. B. Phillips*, Cambridge University Press, Cambridge.

Dall'Erba, S.; Percoco, M., y G. Piras (2008), «Service industry and cumulative growth in the regions of Europe», *Entrepreneurship & Regional Development*, 21: 333-349.

DiFonzo, T. (1990), «The estimation of M disaggregate time series when contemporaneous and temporal aggregates are known», *The Review of Economics and Statistics*, 72: 178-182.

Dolado, J. J., y J. F. Jimeno (1997), «The causes of Spanish unemployment: a structural VAR approach», *European Economic Review*, 41: 1281-1307.

Druska, V., y W. Horrace (2004), «Generalized Moments Estimation for Spatial Panel Data: Indonesian Rice Farming», *American Journal of Agricultural Economics*, 86: 185-198.

Elhorst, J. (2003), «The mystery of regional unemployment differentials: theoretical and empirical explanations», *Journal of Economic Surveys*, 17: 709-748.

Elhorst, J., y S. Fréret (2009), «Evidence of political yardstick competition in France using a two-regime spatial Durbin model with fixed effects», *Journal of Regional Science*, 49: 931-951.

Esteller, A., y A. Solé (2005), «Does decentralization improve the efficiency in the allocation of public investment? Evidence from Spain», *Working Papers* 2005, n.º 5,. Institut d'Economia de Barcelona (IEB).

Gérard, M.; Jayet, H., y S. Paty (2010), «Tax interactions among Belgian municipalities: Do interregional differences matter?», *Regional Science and Urban Economics*, 40: 336-342.

Getis, A., y J. Aldstadt (2004), «Constructing the spatial weight matrix using a local statistic», *Geographical Analysis*, 36: 90-104.

Gil-Serrate, R.; López-Laborda, J., y J. Mur (2011), «Revenue autonomy and regional growth: an analysis of the 25-year process of fiscal decentralisation in Spain», *Environment and Planning A*, 43: 2626-2648.

Goldfeld, S., y R. Quandt (1965), «Some Tests for Homoscedasticity», *Journal of the American Statistical Association,* 60: 539-547.

Harris, R.; Moffat, J., y V. Kravtsova (2011), «In search of 'W'», *Spatial Economic Analysis*, 6: 249-270.

Hendry, D. F. (1995), *Dynamic Econometrics*, Oxford University Press, Oxford.

Hendry, D. F., y G. E. Mizon (1978), «Serial correlation as a convenience simplification, not a nuisance: a comment on a study of the demand for money by the Bank of England», *The Economic Journal*, 88: 549-563.

Hepple, L. (1995), «Bayesian techniques in spatial and network econometrics: 2. Computational methods and algorithms», *Environment and Planning A*, 27: 615-644.

Kappeler, A.; Solé-Ollé, A.; Stephan, A., y T. Välilä (2013), «Does fiscal decentralization foster regional investment in productive infrastructure?», *European Journal of Political Economy*, 31: 15-25.

Kelejian, H., y G. Piras (2014), «Estimation of spatial models with endogenous weighting matrices, and an application to a demand model for cigarettes», *Regional Science and Urban Economics*, 46: 140-149.

Kooijman, S. (1976), «Some Remarks on the Statistical Analysis of Grids Especially with Respect to Ecology», *Annals of Systems Research*, 5: 113-132.

Lacombe, D. (2004), «Does econometric methodology matter? An analysis of public policy using spatial econometric techniques», *Geographical Analysis*, 36: 105-118.

Lee, L., y X. Liu (2010), «Efficient GMM estimation of high order spatial autoregressive models with autoregressive disturbances», *Econometric Theory*, 26: 187-230.

Lee, L., y J. Yu (2012), «QML Estimation of Spatial Dynamic Panel Data Models with Time Varying Spatial Weights Matrices», *Spatial Economic Analysis*, 7: 31-74.

Lin, J. Y., y Z. Liu (2000), «Fiscal decentralization and economic growth in China», *Economic Development and Cultural Change*, 49: 1-21.

López-Bazo, E.; Del Barrio, T., y M. Artis (2005), «The geographical distribution of unemployment in Spain», *Regional Studies*, 39: 305-318.

López, F. A. (2013), «Second-order polynomial spatial error model. Global and local spatial dependence in unemployment in Andalusia», *Economic Modelling*, 33: 270-279.

Marimon, R., y F. Zilibotti (1998), «'Actual' versus 'virtual' employment in Europe. Is Spain different?», *European Economic Review*, 42: 123-153.

Marston, S. (1985), «Two Views of the Geographic Distribution of Unemployment», *Quarterly Journal of Economics*, 100: 57-69.

Minzón, G. E. (1995), «A simple message for autocorrelation correctors: don't», *Journal of Econometrics*, 69: 267-288.

McMillen, D.; Singell, L., y G. Waddell (2007), «Spatial competition and the price of college», *Economic Inquiry*, 45: 817-833.

Molho, I. (1995), «Spatial autocorrelation in British unemployment», *Journal of Regional Science*, 35: 641-658.

Moon, H. R., y B. Perron (2004), «Testing for a unit root in panels with dynamic factors», *Journal of Econometrics*, 122: 81-126.

Mur, J., y J. Paelinck (2010), «Deriving the W-matrix via p-median complete correlation analysis of residuals», *Annals of Regional Science*, 47: 253-267.

Mur, J.; López, F. A., y A. Angulo (2008), «Symptoms of instability in models of spatial dependence. An application to the European case», *Geographical Analysis*, 40: 189-211.

— (2010), «Instability in spatial error models. An application to the hypothesis of convergence in the European case», *Journal of Geographical Systems* 12: 259-280.

Niebuhr, A. (2003), «Spatial interactions and regional unemployment in Europe», *European Journal of Spatial Development*, 5: 1-26.

Oates, W. E. (1993), «Fiscal decentralization and economic development», *National Tax Journal,* 46: 237-243.

OCDE (2000), *Employment Outlook*, OCDE, París.

Overman, H., y Puga, D. (2002), «Unemployment clusters across European regions and countries», *Economic Policy*, 34: 115-147.

Patacchini, E., y Y. Zenou (2007), «Spatial dependence in local unemployment rates», *Journal of Economic Geography*, 7: 169-191.

Patridge, M. D., y D. S. Rickman (1997), «The Dispersion of US State Unemployment Rates: The Role of Market and Non-market Equilibrium Factors», *Regional Studies*, 31: 503-606.

Pedroni, P. (1999), «Critical values for cointegration tests in heterogeneous panels with multiple regressors», *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 61: 653-670.

— (2001), «Purchasing Power Parity Tests in Cointegrated Panels», *Review of Economics and Statistics*, 83: 727-731.

Pesaran, M. H. (2004), «General diagnostic tests for cross section dependence in panels», University of Cambridge, Faculty of Economics, Cambridge, *Working Papers in Economics*, n.º 435.

— (2007), «A simple panel unit root test in the presence of cross section dependence», *Journal of Applied Econometrics*, 22: 265-312.

Pesaran, M. H., y R. P. Smith (1995), «Estimating long-run relationships from dynamic heterogeneous panels», *Journal of Econometrics*, 68: 79-113.

Pesaran, M. H.; Shin, Y., y R. P. Smith (1999), «Pooled mean group estimation of dynamic heterogeneous panels», *Journal of the American Statistical Association*, 94: 621-634.

— (2001), «Bounds testing approaches to the analysis of level relationships», *Journal of Applied Econometrics*, 16: 289-326.

Petrongolo, B., y E. Wasmer (1999), «Job matching and regional spillovers in Britain and France», en Catin, M. ; Lesueur, J. Y., y Zenou, Y. (eds.): *Developments Recents en Economie Spatiale: Emploi, Concurrence Spatiale et Dynamiques Regionales,* Económica, París, pp. 39-54.

Qu, X., y L.-F. Lee (2015), «Estimating a spatial autoregressive model with an endogenous spatial weight matrix», *Journal of Econometrics*, 184: 209-232.

Rowland, A. M. (2001), «Population as a determinant of local outcomes under decentralization: illustrations from small municipalities in Bolivia and Mexico», *World Development*, 29: 1373-1389.

Rowthorn, R., y A. Glyn (2006), «Convergence and stability in US employment rates», *Contributions to Macroeconomics*, 6: 1-4.

Schott, J. (2007), «A test for the equality of covariance matrices when the dimension is large relative to the sample size», *Computational Statistics & Data Analysis*, 51: 6535-6542.

Stansel, D. (2005), «Local decentralization and local economic growth: A cross-sectional examination of US metropolitan areas», *Journal of Urban Economics*, 57: 55-72.

Taylor, J. (1996), «Regional problems and policies: a European perspective», *Australasian Journal of Regional Studies*, 2: 103-131.

Ward, M., y K. Gleditsch (2008), «Spatial regression models. Series», *Quantitative Applications in the Social Sciences*, 155, Sage Publications, Los Ángeles.

Westerlund, J. (2007), «Testing for error correction in panel data», *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 69: 709-748.

Zeilstra, A. S., y J. P. Elhorst (2014), «Integrated Analysis of Regional and National Unemployment Differentials in the European Union», *Regional Studies*, 48: 1739-1755.

APÉNDICE: Matrices de pesos para el caso del desempleo español. Hipótesis nula y alternativa

CUADRO N.º A1

MATRIZ DE PESOS ESTIMADA PARA EL CASO DEL DESEMPLEO ESPAÑOL, BAJO LA HIPÓTESIS NULA (NO CAMBIO ESTRUCTURAL)

	AND	*ARA*	*AST*	*BAL*	*CAN*	*CAB*	*CLE*	*CMA*	*CAT*	*CVA*	*EXT*	*GAL*	*MAD*	*MUR*	*NAV*	*PAV*	*RIO*	*|SUMA|*	*«+»*	*«-«*
AND	**0,00**	-	-0,07	0,10	-	0,09	0,09	0,08	0,07	0,10	0,08	-	-	0,07	-0,06	-	-	0,75	0,57	-0,18
ARA		**0,00**	0,12	-0,06	0,07	0,07	0,09	0,15	-	0,04	-0,05	-	0,04	-	-	-	0,06	0,85	0,61	-0,24
AST			**0,00**	-	0,02	0,10	0,13	0,07	-0,09	0,11	0,15	0,09	-	-0,07	-	0,05	0,06	1,18	0,70	-0,47
BAL				**0,00**	-0,08	-0,10	-	-	0,06	-	0,07	0,10	0,08	-	0,08	-	-	0,83	0,25	-0,58
CAN					**0,00**	-	0,09	-	0,08	0,08	-	-0,11	0,09	0,09	0,07	-	0,04	0,89	0,49	-0,40
CAB						**0,00**	0,07	0,11	0,08	-0,05	-	0,09	0,08	-0,07	-	0,08	-	1,06	0,63	-0,43
CLE							**0,00**	0,09	0,12	0,09	0,08	0,04	0,06	0,10	0,07	-	-	1,16	1,12	-0,03
CMA								**0,00**	-	0,14	0,07	-	-	-	0,08	-	-	0,89	0,79	-0,11
CAT									**0,00**	0,04	0,04	0,19	-0,05	0,04	-0,04	0,11	-	0,86	0,65	-0,21
CVA										**0,00**	-0,06	0,05	0,06	0,06	-	0,06	-	0,97	0,69	-0,28
EXT											**0,00**	0,05	0,13	0,04	-	0,04	0,05	0,95	0,68	-0,28
GAL												**0,00**	-	0,08	0,09	-	0,06	1,08	0,75	-0,33
MAD													**0,00**	0,06	-	-	0,09	0,84	0,64	-0,20
MUR														**0,00**	-	-	-	0,63	0,45	-0,18
NAV															**0,00**	0,06	0,09	0,74	0,41	-0,33
PAV																**0,00**	-	0,62	0,53	-0,08
RIO																	**0,00**	0,64	0,53	-0,11

Número de contactos diferentes de cero (nivel de significación del 1 por 100)	178
Porcentaje de celdas no nulas	65,44 por 100

Notas: La matriz de pesos se ha estimado utilizando el procedimiento descrito en Bhattacharjee y Jensen-Butler (2013), que asume simetría. Se ha bootstrapeado el modelo ARDL(4,2,2) de los cuadros n.º 8 y 9 bajo la nula de estabilidad de la matriz de pesos con objeto de estimar la desviación estándar de los pesos estimados de la matriz de pesos. Los pesos no significativos a un nivel de significancia de 1% se indican con un guión en la tabla anterior.
| SUMA |: denota la suma de los pesos absolutos en la fila correspondiente; «+» («-»): denota la suma de los pesos positivos (negativos) en la fila correspondiente.

CUADRO N.º A2

MATRIZ DE PESOS ESTIMADA PARA EL CASO DEL DESEMPLEO ESPAÑOL, BAJO LA HIPÓTESIS ALTERNATIVA (CAMBIO ESTRUCTURAL EN 2000T2) PERÍODO 1980T1-2000T2

	AND	*ARA*	*AST*	*BAL*	*CAN*	*CAB*	*CLE*	*CMA*	*CAT*	*CVA*	*EXT*	*GAL*	*MAD*	*MUR*	*NAV*	*PAV*	*RIO*	*|SUMA|*	*«+»*	*«-«*
AND	**0,00**	-	-	0,15	-	0,11	0,15	0,05	-	-	0,06	-0,08	-	0,10	-0,12	-	-	1,08	0,68	0,40
ARA		**0,00**	0,10	-0,11	-	0,09	0,11	0,18	-	-	-0,09	-	-	-	0,11	-	0,07	1,01	0,59	0,42
AST			**0,00**	-	-	-	0,14	0,07	-	0,07	0,15	-	0,17	-	-	0,12	-	1,05	0,86	0,18
BAL				**0,00**	-0,11	-	-	-	-	-	-	0,13	-	-	0,11	-	0,04	1,04	0,27	0,77
CAN					**0,00**	-	0,11	-	-	0,09	-	-	0,09	0,08	0,06	0,08	-	0,88	0,57	0,31
CAB						**0,00**	-	-	-	-	0,08	0,10	0,10	-0,13	-0,09	0,09	0,08	1,14	0,58	0,57
CLE							**0,00**	-	-	0,06	-	-	-	0,08	0,08	-	0,08	1,09	1,05	0,04
CMA								**0,00**	-	0,19	0,13	-	-	-	-	-	-	0,89	0,70	0,19
CAT									**0,00**	0,07	-	0,09	-	-	-	0,11	-	0,65	0,51	0,14
CVA										**0,00**	-	0,08	-	0,12	-	-	-	0,96	0,77	0,19
EXT											**0,00**	-	0,15	-	-	-	0,12	1,00	0,64	0,36
GAL												**0,00**	-	0,08	0,10	-	0,07	0,93	0,61	0,32
MAD													**0,00**	0,06	-	-	-	0,93	0,79	0,13
MUR														**0,00**	-	-	-	0,77	0,38	0,39
NAV															**0,00**	0,09	-	0,86	0,36	0,50
PAV																**0,00**	-	0,82	0,61	0,21
RIO																	**0,00**	0,70	0,52	0,18

Número de contactos diferentes de cero (nivel de significación del 1 por 100)	114
Porcentaje de celdas no nulas	41,91 por 100

Notas: La matriz de pesos se ha estimado utilizando el procedimiento descrito en Bhattacharjee y Jensen-Butler (2013), que asume simetría. Se ha *bootstrapeado* el modelo ARDL(4,2,2) de los cuadros n.º 8 y 9 bajo la nula de estabilidad de la matriz de pesos con objeto de estimar la desviación estándar de los pesos estimados en W. Los pesos no significativos a un nivel de significancia de 1% se indican con un guión en la tabla anterior.
| SUMA |: denota la suma de los pesos absolutos en la fila correspondiente; «+» («-»): denota la suma de los pesos positivos (negativos) en la fila correspondiente.

CUADRO N.º A3

MATRIZ DE PESOS ESTIMADA PARA EL CASO DEL DESEMPLEO ESPAÑOL, BAJO LA HIPÓTESIS ALTERNATIVA (CAMBIO ESTRUCTURAL EN 2000T2) PERÍODO 2000T3-2013T4

	AND	*ARA*	*AST*	*BAL*	*CAN*	*CAB*	*CLE*	*CMA*	*CAT*	*CVA*	*EXT*	*GAL*	*MAD*	*MUR*	*NAV*	*PAV*	*RIO*	*|SUMA|*	*«+»*	*«-«*
AND	**0,00**	-	-0,16	-	-0,04	0,06	-	0,10	-	0,22	0,08	0,09	-0,11	0,07	-	-	-	0,80	0,44	0,37
ARA		**0,00**	0,15	-	0,12	0,11	-	0,17	-	0,06	-	-	-	-	-0,09	-	0,07	0,92	0,72	0,19
AST			**0,00**	-	0,04	0,16	0,15	0,06	-0,20	0,17	0,20	0,19	-0,13	-0,16	-	-	0,15	2,01	0,57	1,44
BAL				**0,00**	-0,04	-0,10	-	-	-0,01	-	0,16	0,08	-	-	-	-	0,07	0,70	0,28	0,43
CAN					**0,00**	-	0,05	-	0,17	0,05	-0,05	-0,17	0,09	0,10	0,15	-	-	1,18	0,40	0,78
CAB						**0,00**	0,09	0,09	0,15	-0,10	-0,11	0,05	0,09	-	0,12	0,09	-0,05	1,41	0,64	0,77
CLE							**0,00**	0,15	0,19	0,15	0,10	-	0,09	0,12	0,08	-	-0,11	1,35	1,14	0,22
CMA								**0,00**	-	0,06	-	-	-	-	0,16	-0,05	-	1,07	0,80	0,27
CAT									**0,00**	0,08	0,15	0,28	-0,13	0,07	-0,13	0,09	-	1,37	0,82	0,55
CVA										**0,00**	-0,12	-	0,13	-	-0,07	0,04	-	1,35	0,73	0,62
EXT											**0,00**	0,08	0,13	0,09	-	-	-0,05	1,43	0,73	0,70
GAL												**0,00**	-	0,08	-	0,10	0,06	1,30	0,93	0,37
MAD													**0,00**	0,06	-	-	0,13	1,01	0,51	0,50
MUR														**0,00**	-	-	0,10	0,67	0,50	0,17
NAV															**0,00**	0,05	0,21	1,32	0,65	0,67
PAV																**0,00**	-	0,57	0,41	0,16
RIO																	**0,00**	1,11	0,59	0,52

Número de contactos diferentes de cero (nivel de significación del 1 por 100)	88
Porcentaje de celdas no nulas	61,76 por 100

Notas: La matriz de pesos se ha estimado utilizando el procedimiento descrito en Bhattacharjee y Jensen-Butler (2013), que asume simetría. Se ha *bootstrapeado* el modelo ARDL(4,2,2) de los cuadros n.º 8 y 9 bajo la nula de estabilidad de la matriz de pesos con objeto de estimar la desviación estándar de los pesos estimados en W. Los pesos no significativos a un nivel de significancia de 1% se indican con un guión en la tabla anterior.
| SUMA |: denota la suma de los pesos absolutos en la fila correspondiente; «+» («-»): denota la suma de los pesos positivos (negativos) en la fila correspondiente.

COLABORADORES EN ESTE NÚMERO

ANGULO GARIJO, Ana María. Profesora titular de Universidad en la Universidad de Zaragoza y miembro del grupo de investigación en análisis económico cuantitativo (GAEC), financiado por la Diputación General de Aragón y el Ministerio de Economía y Competitividad. Su labor docente se ha desarrollado, principalmente, en el ámbito de la econometría, en general, y la econometría espacial, en particular. Su labor investigadora predominante se ha desarrollado en los campos de la economía regional, el análisis económico espacial, la econometría de datos de panel y la econometría espacial. Ha conseguido publicar un número considerable de artículos en revistas especializadas en dichos campos.

ELHORST, Paul. Catedrático de Econometría Espacial de la Universidad de Groningen (Holanda) y autor del libro *Spatial econometrics: from cross-sectional data to spatial panels* publicado en 2014. Desde septiembre de 2015 es editor jefe de la revista *Spatial Economic Analysis* de la *Regional Studies Association* (RSA). Sus áreas de interés en investigación se centran en la econometría espacial, tanto empírica como teórica, programación, análisis regional del mercado laboral, crecimiento económico, productividad, gasto en defensa, contagios, inversión extranjera directa, efectos de la política fiscal y economía del transporte. Ha escrito más de cien artículos en revistas especializadas tanto en holandés como inglés y dirigido siete tesis doctorales.

FERNÁNDEZ-AVILÉS CALDERÓN, Gema (http://www.uclm.es/profesorado/gemafaviles/). Licenciada en Administración y Dirección de Empresas por la Universidad de Castilla-La Mancha y doctora con Mención Europea por la misma universidad. Tesis dotada con el premio a tesis doctorales sobre Economía Regional de la Comunidad de Madrid, 2010. Acreditada por la ANECA para titular de Universidad. En su trayectoria investigadora cabe destacar 56 artículos en publicaciones científicas nacionales e internacionales con proceso anónimo de revisión por pares, de los cuales 19 están publicados en revistas incluidas en los listados del *Social Science Citation Index* y *Science Citation Index.*

FINGLETON, Bernard. Economista espacial y geógrafo económico con títulos de doctor en Geografía y Economía. También es estadístico colegiado y director de Investigación en el Departamento de *Land Economy* de la Universidad de Cambridge. En 2016 recibió el premio European Investment Bank-ERSA en Ciencia Regional. Es miembro de la Regional Science Association International, la Spatial Econometrics Association, y la Regional Studies Association. Ha sido editor jefe del *Journal Spatial Economic Analysis*. Sus intereses de investigación incluyen la teoría (contrastación de teorías de geografía económica) y la metodología (análisis de datos de panel espacial, econometría espacial aplicada), con aplicación a problemas sustantivos de planificación urbana, regional y planificación global.

HERRERA, Marcos. Doctor en Economía por la Universidad de Zaragoza (España) y magister en Economía de la Universidad Nacional de Tucumán (UNT, Argentina). Ha realizado cursos de especialización en el Spatial Econometrics Advanced Institute (Roma, Italia). Investigador del Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología. Vicedirector del Instituto de Estudios Laborales y del Desarrollo Económico, Universidad Nacional de Salta (Argentina). Profesor invitado por la Universidad de San Andrés (Argentina) y la Universidad Nacional de Cuyo (Argentina). Ha sido investigador visitante en el Istituto di Studi e Analisi Economica - ISAE (Italia) y en la Université de Nice Sophia Antipolis, GREDEG-CNRS (Francia).

LÓPEZ, Fernando A. Profesor titular de Estadística en la Universidad Politécnica de Cartagena, donde ha desarrollado sus investigaciones en los ámbitos de la econometría espacial, la economía geográfica y la ciencia regional. Dispone de un buen número de publicaciones en las principales revistas internaciones de su área de investigación: *Spatial Economic Analysis, Papers in Regional Science, Regional Science and Urban Economics o Geographical Analysis,* con un impacto total de más de 28 puntos en revistas indexadas en JCR. Ha participado en diversos proyectos de investigación del Plan Nacional de I+D+I y actualmente pertenece al grupo de investigación EMOCs que tiene el reconocimiento de excelencias en la Región de Murcia.

LÓPEZ-BAZO, Enrique. Catedrático de Economía Aplicada en la Universitat de Barcelona y miembro del grupo de investigación análisis cuantitativo regional (AQR). Su labor investigadora, de más de veinte años, se ha desarrollado, principalmente, en el área de la economía regional y urbana, habiendo dado lugar a numerosos trabajos publicados en revistas especializadas. Asimismo, forma parte del consejo editorial de varias revistas nacionales e internacionales en el ámbito de la economía aplicada y la economía espacial. Ha realizado estancias de investigación en la London School of Economics, la Free University de Amsterdam y la Comisión Europea.

MARTÍNEZ, José A. PhD, es profesor en el Área de Comercialización e Investigación de Mercados del Departamento de Economía de la Empresa de la Universidad Politécnica de Cartagena. Su principal interés en investigación se centra en los temas del *marketing*, los deportes y la salud. Posee una licenciatura en Ingeniería Técnica y Marketing, habiendo publicado más de setenta artículos en revistas de impacto destacadas como *Medicine & Science in Sport & Exercise, Journal of Operations Management, Journal of Business Research, Methodology, Journal of Sport Management, International Journal of Performance Analysis in Sports, Journal of Quantitative Analysis in Sports, Tourism Management, Managing Service Quality, Journal of Brand Management* o *The Journal of Health Management.*

MATILLA-GARCÍA, Mariano. Catedrático de Universidad en la UNED y coordinador en la misma universidad del programa de doctorado DEcIDE. Su labor investigadora se ha centrado, prioritariamente, en el ámbito de la econometría de las series temporales y de los procesos espaciales y espacio-temporales desde una perspectiva semiparamétrica. Desde el punto de vista metodológico, su interés ha sido fundamentalmente el desarrollo del análisis simbólico aplicado al fenómeno no lineal presente en las observaciones y procesos económicos. Hasta el

momento ha publicado más de cuarenta trabajos de investigación principalmente del área de economía, pero también en las áreas de física, genómica y matemáticas. Actualmente es editor asociado de la revista *Estadística Española* y de la *Revista de Economía Aplicada*.

MAZA FERNÁNDEZ, Adolfo. Profesor titular de universidad del área de Fundamentos de Análisis Económico (Universidad de Cantabria). Algunas de sus líneas de investigación son: economía internacional y regional, integración económica, mercado de trabajo, flujos migratorios y economía energética. Ha publicado en revistas como *Papers in Regional Science*, *Annals of Regional Science*, *Urban Studies*, *Economic Modelling*, *The World Economy, International Business Review, Energy Policy* y *Environmental and Resource Economics*. Obtuvo el Premio Jóvenes Investigadores de la Asociación Española de Ciencia Regional. Realizó una estancia posdoctoral en la Universidad de Berkeley. Es evaluador para la *National Science Foundation* y numerosas revistas indexadas en el JCR.

MONTERO LORENZO, José María (http://www.uclm.es/profesorado/josemlorenzo/). Catedrático de Estadística, UCLM. Ha publicado 24 libros, 26 capítulos de libro, 79 artículos de investigación en revistas (la mayoría de ellas) indexadas en el SSCI o SCI. Editor *in chief* de *AESTIMATIO, The IEB International Journal of Finance*. Vicepresidente de ASEPELT y de CESTIRA. Hasta 2015 miembro del Consejo Ejecutivo de la International Atlantic Economic Society (miembro honorario vitalicio). *Research Fellow* de la Athenian Policy Forum. *Consulting* para la Junta de Andalucía, JCCM, Pescanova, Misco, BioEnvironment, Caja de Ahorros de Galicia, Banco de Crédito Agrícola, Banco de Crédito Local, Ministerio de Transportes, Turismo y Comunicaciones, Instituto Nacional de Meteorología, Ministerio de Agricultura, IEE, INE, IEB, etc.

MOTELLÓN, Elisabet. Profesora de la Universitat Oberta de Catalunya y de la Universitat de Barcelona. Es miembro del grupo de investigación análisis cuantitativo regional (AQR), y su actividad académica, docente e investigadora está centrada en el análisis empírico de la economía laboral combinado con elementos de la economía regional. Acredita, en este ámbito, diversas publicaciones científicas en revistas especializadas.

MUR LACAMBRA, Jesús. Profesor titular de universidad en la Universidad de Zaragoza y miembro del grupo de investigación en análisis económico cuantitativo (GAEC). Su labor investigadora, de más de veinticinco años, se ha desarrollado principalmente en el área de la economía regional y de la econometría espacial. Ha conseguido publicar un número considerable de artículos en revistas especializadas. Es *fellow* de la Spatial Econometrics Association y organizador del ciclo de seminarios Jean Paelinck de Modelización Regional. Ha realizado estancias de investigación en la Universidad Erasmus (Holanda), Universidad McMaster (Canadá) y en la London School of Economics.

PIROTTE, Alain. Catedrático de Economía e investigador del CRED (Paris Center for Law and Economics), Universidad Paris II Panthéon-Assas. En 1994, se doctoró en economía en la Universidad de París XII-Val de Marne. También es miembro investigador del IFSTTAR (French Institute of Science and Technology for Transport, Development and Networks). Es autor de varios libros y ha publicado numerosos artículos en revistas de economía y estadística como, entre otras, *Econometric Reviews, Economic Modelling*, *Journal of Applied Econometrics, Journal of Econometrics, Journal of Regional Science, Journal of Transport Economics and Policy, Journal of Urban Economics, Oxford Bulletin of Economics and Statistics* o *Transportation Research.*

RUIZ-MARÍN, Manuel, PhD, es profesor titular (catedrático interino) en el Departamento de Métodos Cuantitativos de Investigación de la Universidad Politécnica de Cartagena. Su principal interés en investigación es el análisis espacial, que incluye el estudio de series temporales, estadística y econometría espacial, estadística no paramétrica, análisis simbólico y dinámica y álgebra complejas. Cuenta con más de cuarenta artículos en revistas internacionales destacadas y ha participado en importantes proyectos de investigación con equipos nacionales e internacionales. Actualmente, es investigador principal del Grupo de Investigación de Excelencia (EMODs) de la Fundación Séneca, Oficina Regional de I + D de la Región de Murcia.

VEGA, Solmaria Halleck. Becaria de investigación posdoctoral de Paris School of Economics de la Universidad Paris 1 Panthéon-Sorbonne. Realizó su tesis doctoral bajo la supervión del professor J.P. Elhorst (Universidad de Groningen) y obtuvo *cum laude* en el Máster de Investigación de la Facultad de Economía y Empresa de la Universidad de Groningen. Sus áreas de interés incluyen temas como la dinámica regional del mercado laboral y la econometría espacial. Ha presentado trabajos en varias conferencias internacionales y ha publicado artículos en revistas especializadas en ese campo, donde también ha participado como revisora de artículos. Actualmente, está colaborando en un proyecto que utiliza un enfoque basado en redes para investigar la difusión de la tecnología, en concreto, la transferencia de la tecnología de mitigación del cambio climático como se propuso enérgicamente en el Acuerdo de París (COP21).

VILLAVERDE CASTRO, José. Doctor en Ciencias Económicas (Universidad del País Vasco). Catedrático de Fundamentos del Análisis Económico (Universidad de Cantabria). Ha sido profesor visitante en universidades españolas y extranjeras (Dinamarca, Inglaterra, Taiwan, China, Estados Unidos, Bélgica, Chile, Polonia, República Checa, Ecuador y Argentina). Ha actuado como consultor del Banco Mundial y de la Comisión Europea. Sus ámbitos de especialización son la economía internacional, economía regional y economía europea. Ha publicado varios libros y más de 150 artículos en revistas nacionales y extranjeras de prestigio. Este trabajo ha sido reconocido con cinco sexenios de investigación.

ZIGOVA, Katarina. Estudió Matemáticas de Economía y Finanzas en la Universidad Comenius de Bratislava entre 1995 y 2000. Entre 2000 y 2002 realizó un programa de posgrado en Economía en el Instituto de Estudios Avanzados de Viena. Es doctora en Economía Pública por la Universidad de Konstanz. Ha trabajado como consultora internacional para las oficinas de las Naciones Unidas en Viena y Bratislava. Su labor docente se ha desarrollado en el Instituto Internacional de Análisis de Sistemas Aplicados en Laxenburg hasta 2009, y desde entonces en las Universidades de Constanza y Friburgo. Su trayectoria investigadora se centra en el campo de la economía.

PUBLICACIONES DE FUNCAS

Últimos números publicados:

PAPELES DE ECONOMÍA ESPAÑOLA
N.° 150. Competitividad en los mercados internacionales: búsqueda de ventajas
N.° 151. Economía y Derecho

PANORAMA SOCIAL
N.° 23. Retos demográficos
N.° 24. El nuevo escenario migratorio en España

CUADERNOS DE INFORMACIÓN ECONÓMICA
N.° 256. Tiempo de incertidumbre en la economía global
N.° 257. Modelos de negocio y desafíos de la banca europea

PAPELES DE ENERGÍA
N.° 2 (2016)

SPANISH ECONOMIC AND FINANCIAL OUTLOOK
Vol. 6, N.° 1 (2017). Spanish in the context of heightened global uncertainty
Vol. 6, N.° 2 (2017). Spanish banking sector: Recovery in a European context

ESTUDIOS DE LA FUNDACIÓN
N.° 86. Mining structural and behavioral pattersin in smart malware
N.° 87. La voz de la sociedad ante la crisis

PRECIO DE LAS PUBLICACIONES

AÑO 2017

Publicación	Suscripción*			Números sueltos**	
	Suscripción anual	Edición papel €	Edición digital	Edición papel €	Edición digital
Papeles de Economía Española	4 números	50	Gratuita	15	Gratuito
Cuadernos de Información Económica	6 números	40	Gratuita	10	Gratuito
Panorama Social	2 números	20	Gratuita	13	Gratuito
Spanish Economic and Financial Outlook	6 números	30	Gratuita	10	Gratuito
Papeles de Energía	2 números	20	Gratuita	13	Gratuito
Focus	6 números	–	Gratuita	–	–
Estudios (números sueltos)	–	–	–	12	Gratuito

Los precios incluyen el IVA. No incluyen los gastos de envío.

* Gastos de envío: España, 7 € /año; Europa, 10 €/ejemplar; resto países: 20,85 €/ejemplar.
** Gastos de envío: correo postal (Madrid y provincias): 1 €.
Servicio de mensajería: Madrid capital, 3,45 €; resto provincias, 10,44 €.

Forma de pago: domiciliación bancaria, transferencia bancaria y tarjeta de crédito.

SUSCRIPCIÓN Y PEDIDOS

INTERNET: http://www.funcas.es/Publicaciones/Publicaciones.aspx?Id=0
E-MAIL: publica@funcas.es

funcas

DOCUMENTOS DE TRABAJO

Últimos números publicados

2016

N.º 776 *Trade Openness, Transport Networks and the Spatial Location of Economic Activity*
Nuria Gallego y José L. Zofío

N.º 777 *Determinants of Satisfaction with an Urban Tourism Destination. The Case of Barcelona*
Teresa Garín-Muñoz y María J. Moral

N.º 778 *Understanding unrated Bond Issuance*
Armen Arakelyan, Eric Duca y Carlos Salvador

N.º 779 *Public debt and economic growth in Spain, 1851-2013*
Vicente Esteve y Cecilio Tamarit

N.º 780 *More news, good news? Bias in media coverage of competition policy*
Juan Luis Jiménez, Jordi Perdiguero e Inmaculada Gutiérrez

N.º 781 *The Spanish corporate sector in the Euro: 2000-2014*
Vicente Salas Fumás e Ignacio Santillana del Barrio

N.º 782 *Trade margins, transport cost thresholds and market areas: municipal freight flows and urban hierarchy*
Jorge Díaz-Lanchas, Carlos Llano y José Luis Zofío

N.º 783 *Spanish Listed Firms in the last period of economic crisis: The performance of corporate diversification*
Pablo Garrido Prada, María Jesús Delgado Rodríguez y Desiderio Romero Jordán

N.º 784 *¿Por qué incumplen fiscalmente las Comunidades Autónomas?*
Santiago Lago Peñas, Xoaquín Fernández Leiceaga y Alberto Vaquero

N.º 785 *Regional business cycles across Europe*
Eduardo Bandrés, María Dolores Gadea-Rivas y Ana Gomez-Loscos

N.º 786 *La educación financiera y su efecto sobre el conocimiento financiero de los alumnos españoles en PISA 2012*
José Manuel Cordero Ferrera y Francisco Pedraja Chaparro

N.º 787 *Análisis comparativo internacional de la financiación de la educación terciaria: los préstamos a estudiantes*
Iván A. Kataryniuk

2017

N.º 788 *El sistema de financiación autonómica: convergencia de los recursos por habitante*
Alain Cuenca

N.º 789 *El destino regional de las transferencias condicionadas de capital: efectos desviación y arrastre*
Jaime Vallés-Giménez y Anabel Zárate-Marco

9 778402 109102