

Estimación de la renta bruta disponible por habitante en 2000 y 2006 en la Región de Murcia mediante técnicas de econometría espacial

AUTORES

José Daniel Buendía Azorín

e-mail: jdbuen@um.es

Miguel Esteban Yago

e-mail: migueles@um.es

José Carlos Sánchez de la Vega

e-mail: jcarlos@um.es

Profesores Titulares de Economía Aplicada. Universidad de Murcia

Dirección Postal:

Facultad de Economía y Empresa

Campus de Espinardo, s/n

30100 MURCIA

Resumen

En este trabajo se presenta un modelo espacial de estimación de la renta en el ámbito geográfico municipal utilizando técnicas de econometría espacial que incorporan las características de interdependencia y heterogeneidad espacial. Esta dependencia está influida por el tamaño de dichas unidades de forma que cuánto más pequeña es la unidad geográfica mayor es dicha dependencia. Ante la existencia de diferentes estructuras de dependencia espacial se selecciona el modelo de dependencia sustantiva, estableciendo el correspondiente retardo espacial de la variable endógena y considerando que el mismo no es constante en el tiempo. Finalmente, y dado que en la actualidad no existen en España estadísticas oficiales de renta en el ámbito intrarregional municipal, se realiza un ejercicio de aplicación a los municipios de la Región de Murcia en el periodo 2000-2006, proporcionando una información estadística fiable.

JEL Classification: R15; C31; D39

Keywords: Spatial econometrics; regional modelling; household income distribution; local areas.

1. Introducción

El objetivo principal de esta investigación es la estimación de la Renta Disponible Bruta de los Hogares (RDBH) de los municipios de la Región de Murcia en los años 2000 y 2006. Sin duda, en el terreno municipal existen mayores limitaciones en la cobertura de las estadísticas, convirtiéndose en un obstáculo para realizar el diagnóstico y posterior análisis del estado de la situación económica y social. Por tanto, previo al diagnóstico y el análisis de la dinámica económica y social en el ámbito municipal, es necesario cubrir la laguna informativa mediante la estimación de una de las principales macromagnitudes económicas, como es la RDBH, que permita evaluar y analizar el progreso económico y social de los diferentes municipios.

Existe una larga tradición en España de realizar estimaciones de la renta disponible municipal mediante el *método indirecto*¹ que se basa en el establecimiento de una relación estadística entre la renta provincial y una serie de indicadores que se manifiestan significativos. Una vez conocidos los valores de esta modelización, se realiza su extrapolación a los datos municipales, bajo la hipótesis de que esta relación es la misma en los dos ámbitos. Con carácter general, en los trabajos pioneros mencionados se realizó el ejercicio de regresión mediante el método de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) ignorando la dependencia espacial de los datos, y esto produce estimaciones sesgadas e inconsistentes. Los primeros intentos de incorporación de la dependencia espacial en los modelos de estimación de la renta municipal se producen en los primeros años del presente siglo, en los trabajos de A. Alañón(2001) y C. Chasco(2003). Con anterioridad, en la segunda mitad de los años noventa, en concreto J. Suriñach y E. Vayá(1996), incorporaron los efectos espaciales en el análisis de los resultados de la convergencia regional.

En este contexto de los datos espaciales, es en el que pretendemos estimar la RDBH de los municipios de la Región de Murcia² modelizando la interacción espacial en términos de dependencia y heterogeneidad.

A continuación, en el apartado siguiente se describen los estadísticos disponibles en el análisis exploratorio de los datos y las consecuencias de no considerar sus características en la econometría tradicional, dando paso al análisis confirmatorio o de modelización econométrica.

¹ Sin ánimo de exhaustividad, son referentes los trabajos pioneros de SADEI y BANESTO (1967), y los posteriores de Muns(1971), López y Montes(1974), Castells y otros(1982), Castell; Güell, y Parellada.(1983) Aparicio y otros (1983), Esteban y Pedreño, (1988), Remírez, (1991) y Otero y Fernández(1991). En esta línea se encuentran también los trabajos iniciales de de Beyaert y Buendía(1993), Buendía y Calvo(1999 y 2004).

² Esta línea de trabajo tiene una larga trayectoria en este ámbito, ya que desde 1993 realizamos estimaciones periódicas en colaboración con el Consejo Económico y Social de la Región de Murcia (CESRM) sobre la distribución municipal de la renta disponible de los hogares referidos a los años 1986, 1987, 1995, 1996 y 2000.

Seguidamente, en el apartado 3 se expone el modelo propuesto de estimación de la RDBH desde la perspectiva de los datos espaciales, se describen las variables y se analizan los resultados de la aplicación en los años 2000 y 2006. Finalmente, se realiza una síntesis de las notas más significativas del trabajo realizado.

2 Características de los datos y procesos espaciales

Uno de los aspectos propios que caracteriza a los datos y procesos espaciales es la *interacción entre las unidades geográficas* dando lugar a la existencia de *autocorrelación o dependencia espacial*, la cual se puede definir como la coincidencia de valores similares con una situación espacial similar³. Así, en un proceso espacial la autocorrelación es multidireccional, es decir, lo que ocurre en una unidad puede estar afectado por sus vecinos y al mismo tiempo los cambios en la unidad pueden afectar a los vecinos⁴. Este proceso se conoce como *interacción espacial* y su modelización requiere establecer algún tipo de estructura sobre la forma de la interacción entre las unidades del proceso, dando origen a diferentes tipos de estimación de modelos de regresión, entre otros, los modelos espaciales autorregresivos y modelos de errores autocorrelacionados.

Por otro lado, igual que ocurre en los procesos de series temporales, los datos espaciales pueden presentar un alto grado de heterogeneidad que en el ámbito de la estimación de modelos de regresión se manifiesta como heteroscedasticidad.

Finalmente, si no consideramos la dependencia espacial en la modelización econométrica es muy probable que tanto el ajuste, la inferencia y los contrastes de hipótesis no sean fiables, y según la naturaleza de dicha autocorrelación las estimaciones del modelo serán sesgadas, inconsistentes o ineficientes.

La forma más común de recoger la interacción multidireccional de los datos es mediante el uso de las denominadas matrices de contacto o contigüidad⁵ W , en las que cada elemento " w_{ij} " recoge la interacción entre ambas observaciones. Los valores de " w_{ij} " serán igual a 1 si dos regiones (municipios) son vecinas y cero en otro caso. Esta matriz de contigüidad tiene ceros en la diagonal principal porque se asume que una región (municipio) no puede ser vecino consigo mismo. Adicionalmente, en la práctica esta matriz se estandariza por filas, es decir, se divide cada componente de la fila de la matriz por la suma de todos los

³ Para más detalle véase Anselin y Bera(1996).

⁴ En los procesos de series temporales la modelización es unidireccional, en el sentido que las observaciones pasadas determinan o afectan el comportamiento de las observaciones futuras y no existe la posibilidad de que cambios presentes o futuros afecten el pasado.

⁵ También es común plantear matrices de distancias, en las que w_{ij} suele representar la inversa de la distancia entre las observaciones i y j .

elementos de esa fila de modo que la suma de cada fila es igual a uno, siendo esta forma muy útil para crear el retardo espacial.

A continuación se describen brevemente los dos tipos posibles de análisis de datos espaciales: el análisis exploratorio (AEDE), basado en la distribución espacial del fenómeno de estudio con un tratamiento univariante; y el análisis confirmatorio (ACDE), que se centra en los efectos espaciales en el modelo de regresión.

El AEDE se centra explícitamente en los efectos espaciales y consiste en el conjunto de técnicas que permiten describir distribuciones espaciales, identificar localizaciones atípicas (outliers espaciales)⁶, descubrir esquemas de asociación espacial (cluster espacial) y sugerir diferentes regímenes espaciales u otras formas de inestabilidad espacial (Moreno y Vayá, 2000).

Aunque las perspectivas y técnicas del análisis exploratorio de datos espaciales son muy amplias (Anselin, 1996), se recogen aquí los estadísticos más utilizados para la detección de la dependencia espacial como son la I de Moran, la c de Geary y el Scatterplot de Moran.

i) El *índice I de Moran*, presenta la siguiente expresión:

$$I = \frac{N}{S_0} \cdot \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad i \neq j$$

donde:

N: tamaño muestral

W_{ij} : elemento de la matriz de ordenación espacial de las observaciones i y j

$S_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij}$: suma de la matriz de contacto espacial, que cuando está estandarizada es N

x_i, x_j : observaciones para las localizaciones i y j

Por tanto, el estadístico I es la ratio del producto cruzado espacial dividido por la varianza. Si el valor del coeficiente de la I es mayor que su valor esperado, la media, estaremos ante un caso de autocorrelación espacial positiva, siendo negativa en el caso contrario.

ii) La *c de Geary* es el segundo contraste de autocorrelación espacial, y su expresión es:

⁶ Outlier espacial es aquella localización inusual que puede ejercer una fuerte influencia a la hora de realizar estimaciones y/o predicciones.

$$C = \frac{N-1}{2S_0} \cdot \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} (x_i - x_j)}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad i \neq j$$

El valor esperado para este estadístico es la unidad, siendo los valores por debajo de la unidad indicativos de autocorrelación espacial positiva, mientras que los que están por encima indican autocorrelación espacial negativa.

La inferencia para ambos estadísticos se fundamenta en la z estandarizada, esto es restándole su media y dividiendo el resultado por la desviación típica y se asume que z sigue una distribución normal.

Cuando el estadístico es significativo su probabilidad asociada será muy baja. En el caso de la I de Moran los estadísticos positivos indican autocorrelación espacial positiva y los negativos negativa. Sin embargo en la C de Geary los estadísticos positivos indican autocorrelación negativa y los negativos positiva.

iii) Mediante el *mapa y diagrama de dispersión de Moran* se identifican las agrupaciones de observaciones que tienen un valor similar (autocorrelación espacial positiva) y aquéllas de valores heterogéneos (autocorrelación espacial negativa). Esta herramienta, que nos permite ver el grado de estabilidad que tiene el proceso espacial, requiere matrices de ordenación espacial estandarizadas.

Por otro lado, el ACDE o modelización, está constituido por los distintos métodos de estimación (formas que puede adoptar la autocorrelación espacial en el análisis de regresión) y los contrastes de especificación (test) que se han diseñado para detectarla, sabiendo que ésta puede estar presente en la variable dependiente, en el término de error, o en ambos a la vez.

En este contexto, la estimación máximo-verosímil (MV) se presenta como método de estimación apropiado, en el que se incluye el esquema de dependencia espacial detectado. Los estimadores MV se obtienen a partir de la maximización del logaritmo de la función de verosimilitud asociada al modelo espacial especificado⁷.

Para establecer las diferentes estructuras de autocorrelación espacial y los test diseñados para su corrección, definimos el siguiente modelo:

⁷ En el caso de un retardo espacial de la variable dependiente, la expresión del logaritmo de la función de verosimilitud concentrada es:

$$\ln L_c = cte + \ln |I - \rho W| - \frac{N}{2} \ln \left[\frac{(e_0 - \rho e_L)(e_0 - \rho e_L)}{N} \right] \quad \text{donde } cte \text{ recoge la constante usual y } e_0 \text{ y } e_L \text{ son,}$$

respectivamente, los residuos de las regresiones de Y y WY sobre X.

Sea Y la variable dependiente de un conjunto de variables representadas por la matriz X , β el vector de coeficientes asociados y ε un vector de errores aleatorios

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (\text{modelo 1})$$

$$\varepsilon \approx N(0, \sigma^2 I)$$

Si la variable dependiente está autocorrelacionada espacialmente la solución pasa por especificar el siguiente modelo:

$$Y = \rho WY + X\beta + \varepsilon \quad (\text{modelo 2})$$

Se puede reespecificar el modelo⁸ en los términos siguientes:

$$Y = (I - \rho W)^{-1} X\beta + (I - \rho W)^{-1} \varepsilon$$

donde el valor de Y en cada punto del espacio se relaciona con los demás valores de Y mediante el término autorregresivo espacial ρWY , en el que ρ es el coeficiente de autocorrelación y W es la matriz de contactos. Como se apuntó anteriormente, la consecuencia de no incluir ese término autorregresivo espacial es que las estimaciones serán sesgadas e inconsistentes. Estos modelos se suelen denominar tipo “lag” o “dependencia sustantiva”, por el carácter autorregresivo espacial de la variable dependiente.

En el modelo propuesto “ W ” es una matriz de contigüidad binaria, es decir, los elementos de “ W ” serán igual a 1 si dos regiones (municipios) son vecinas (criterio reina⁹) y cero en otro caso. Esta matriz de contigüidad, recordemos que tiene ceros en la diagonal principal y que se estandariza por filas, lo que permite crear el retardo espacial. Lo que distingue este modelo de uno de regresión tradicional es la matriz inversa $(I - \rho W)^{-1}$ que tiene una forma similar a la popular inversa de Leontief¹⁰. En el caso de que la autocorrelación espacial sea significativa, cuando esta matriz está multiplicada por $X\hat{\beta}$ se puede interpretar que el impacto de un cambio marginal en X no es sólo igual a $\hat{\beta}$ sobre Y , como en el modelo tradicional sino que se transmite a todas las unidades geográficas a través de los “efectos indirectos” que son capturados en la matriz inversa asociada, los cuales pueden calcularse con detalle para cada zona estudiada. Esta misma interpretación es válida para el término de error.

⁸ Es posible reespecificar el modelo para evitar la presencia de la variable endógena espacialmente retardada como variable explicativa del modelo, lo que permite utilizar esta especificación con fines de predicción y extrapolación.

⁹ El criterio Queen (de la reina) establece la condición de “vecindad” a todas aquellas localizaciones que tienen una frontera o punto en común.

¹⁰ La interpretación de la matriz inversa de Leontief es que cada elemento fuera de la diagonal principal mide el impacto indirecto que un sector tiene sobre otro, mientras que los elementos de la diagonal principal miden el efecto directo más el indirecto del propio sector.

También puede ocurrir que sean los términos de error los que estén autocorrelacionados espacialmente:

$$\begin{aligned} Y &= X\beta + \varepsilon \\ \varepsilon &= \lambda W\varepsilon + \mu \quad (\text{modelo 3}) \\ \mu &\approx N(0, \sigma^2 I) \end{aligned}$$

Al igual que en el caso del modelo de dependencia sustantiva, las consecuencias de no considerar la modelización del término de error son que los estimadores no serán eficientes, por lo que la inferencia y las medidas de ajuste tradicionales no serán válidas. Estos modelos se suelen denominar tipo “*nuisance*” o “*dependencia residual*”, por el carácter autorregresivo espacial de la perturbación.

Por último, también nos podemos encontrar con que tanto la variable dependiente como el término de error estén autocorrelacionados espacialmente:

$$\begin{aligned} Y &= \rho WY + X\beta + \varepsilon \quad (\text{modelo 4}) \\ \varepsilon &= \lambda W\varepsilon + \mu \end{aligned}$$

Establecidas las diferentes estructuras de autocorrelación espacial, nos detenemos ahora en los test que sirven para detectarla en el análisis de regresión¹¹: dos generales, que no especifican la causa de la autocorrelación; dos para la autocorrelación de la variable dependiente, dos para la del término de error cuando este sigue un proceso autorregresivo, y uno para el modelo SARMA (proceso autorregresivo y media móvil).

Los *test generales* más utilizados son el test I de Moran¹² (Cliff y Ord, 1972) y el de Kelejian-Robinson (1992). El primero se aplica sobre los residuos de la regresión por mínimos cuadrados y requiere que los términos de error sigan una distribución normal. El test de Kelejian-Robinson tiene la ventaja, frente al de Moran, de no necesitar que los términos de error sigan una distribución normal y tampoco requiere que el modelo sea lineal. Sin embargo, no está recomendado para muestras pequeñas y en los experimentos llevados a cabo por Anselin y Florax (1995) no consiguió buenos resultados. Se distribuye siguiendo una χ^2 con tantos grados de libertad como variables explicativas (incluyendo al término constante).

¹¹ Una amplia batería de estadísticos espaciales para contrastar las diferentes estructuras se encuentra en Moreno y Vayá(2000).

¹² Es uno de los test más conocidos y utilizados para contrastar la presencia de autocorrelación en un modelo de regresión, siendo su expresión:

$$I = \frac{N}{S} \frac{e' W e}{e' e}$$

donde e es el vector de residuos MCO del modelo de regresión, N el tamaño muestral y S la suma de todos los elementos W_{ij} de la matriz de contactos.

El resto de los test se basan en el multiplicador de Lagrange (LM) y requieren que el término de error siga una distribución normal. El test LM-LAG (Anselin, 1988) y el test LM-LE (Bera y Yoon, 1992) detectan la autocorrelación espacial en la variable dependiente y se distribuyen como una χ^2 con un grado de libertad.

En cuanto a los test diseñados para detectar la autocorrelación espacial en los términos de error, el test LM-ERR (Burridge, 1980) y el test LM-EL (Bera y Yoon, 1992) y se distribuyen también como una χ^2 con un grado de libertad.

Por último hay que mencionar el test para el modelo SARMA (Anselin, 1988, 1994), que presenta autocorrelación espacial en la variable dependiente y en las perturbaciones, siguiendo éstas un proceso de media móvil.

Como ya hemos señalado, dadas las características de simultaneidad para el modelo “lag” y errores no esféricos en el modelo de “error”, éstos no se pueden estimar mediante los mínimos cuadrados ordinarios, sino que hay que acudir a otras técnicas, como pueden ser la estimación por máxima verosimilitud¹³ o las variables instrumentales.

En el caso que nos ocupa, el modelo cumple la hipótesis de normalidad y se utiliza la técnica de estimación por el procedimiento de máxima verosimilitud. Cuando se trabaja con muestras pequeñas para ver si está bien especificado el modelo se verifica que los resultados del test de Wald, (W) del ratio de máxima verosimilitud (LR) y del multiplicador de Lagrange (LM), siguen el orden siguiente: W>LR>LM

Por último hay que verificar que no queda autocorrelación espacial sin modelizar mediante tests basados en el multiplicador de Lagrange.

3. Estimación del modelo con retardo espacio-temporal y su extrapolación al ámbito municipal

Como se ha puesto de manifiesto en el desarrollo metodológico, es necesario comprobar si existe un componente espacial en el modelo explicativo de la renta disponible bruta en el ámbito provincial¹⁴, y de constatare, implementar su solución bien considerando explícitamente la variable dependiente retardada, un esquema de dependencia espacial en el

¹³ En este caso las medidas de ajuste a tener en consideración son el logaritmo de máxima verosimilitud (LIK), y los criterios de información de Akaike (AIC), y de Schwartz (SC). El ajuste será mejor cuanto mayor LIK tenga, y menores AIC y SC. Por el contrario el R^2 , no es comparable entre modelos. Asimismo, la significación de los coeficientes no se hace por medio de la “t” de Student, sino a través de una “z” estandarizada que tiene su misma interpretación. En ambos modelos se utiliza el ratio de verosimilitud (LR) para comprobar la validez del parámetro autorregresivo.

¹⁴ Los datos de Renta Bruta Disponible provincial proceden de la publicación de la *Cuenta de Renta* publicada por el Instituto Nacional de Estadística en 2009. Los datos de las variables explicativas proceden de la Agencia Estatal de Administración Tributaria, el Anuario Económico de la Caixa y el Ministerio de Trabajo y Seguridad Social.

término de error, o bien, ambos a la vez. Finalmente, se realiza la extrapolación a los municipios de la Región de Murcia de los coeficientes obtenidos en la estimación provincial.

Inicialmente se realiza la estimación por MCO para las 50 provincias españolas para los años 2000 y 2006, en los siguientes términos:

$$Y_{it} = X_{it} \beta_t + \varepsilon_{it} \quad [1]$$

donde:

Y_{it} : La renta disponible bruta per cápita de la provincia i en el periodo t

X_{it} : Los indicadores de renta de la provincia i en el periodo t

ε_{it} : perturbación aleatoria de la provincia i en el periodo t .

$E [\varepsilon_{it} \cdot \varepsilon_{is}] = \sigma_{ts}$.

Los coeficientes β_t toman diferentes valores para cada periodo temporal, siendo constantes en el espacio. El método consiste en analizar la existencia de efectos espaciales de dependencia aleatoria (error) o dependencia estructural (retardo).

En este contexto, se presupone que la relación entre las variables explicativas y la variable endógena (RDBH) es la misma en las unidades más pequeñas (municipios) que en las unidades superiores (provincias) para datos actuales o, de otra forma, que las variaciones de la renta se mantienen y que el comportamiento de la variable, por lo tanto, es semejante. Desde la perspectiva de la teoría económica los indicadores posibles deberían reflejar la capacidad de generación de renta así como la capacidad de gasto de las familias. Las variables explicativas utilizadas y su relación con la variable endógena quedan recogidas en el cuadro 1. El número de afiliados a la Seguridad Social es indicativo del nivel de empleo y actividad y, por tanto, de las rentas generadas en un territorio. El número de vehículos turismos nos aproxima al nivel de renta y bienestar de los individuos. La utilización del indicador cuota tributaria declarada en el impuesto de la renta de las personas físicas se considera muy adecuado ya que informa de los niveles de renta declarados. Finalmente, el número de entidades financieras es indicativo del número de operaciones financieras (depósito y crédito) y por tanto de los niveles de actividad.

Todas las variables están expresadas en términos relativos respecto a la población, ya que presenta la ventaja de evitar problemas de multicolinealidad que son consecuencia de la estrecha relación de los indicadores con el tamaño de la población.

Cuadro 1. Variables explicativas y correlaciones

Variable	Correlación
1. Afiliados a la Seguridad Social	0,78
2. Parque de vehículos de motor	0,60
3. Impuesto sobre la renta de las personas físicas	0,52
4. Entidades de crédito	0,55

Definidas todas las variables del modelo, es importante plantear cómo o de qué forma se introducen dichas variables en la regresión ya que esto afecta a los resultados de estimación de las rentas municipales. Es decir, en la medida que no se impone ninguna condición de transversalidad que garantice la igualdad entre la suma de las rentas municipales y la renta provincial, se hace necesario establecer a posteriori un sistema de reparto de la diferencia existente entre las dos variables. Aquí, optamos por establecer en la especificación de la regresión las variables en términos de desviaciones respecto a sus respectivas medias muestrales por lo que, para calcular la renta de cada municipio, añadiremos a la desviación estimada la renta media provincial.

Una vez realizada la regresión y estimados los coeficientes, éstos se aplican a las correspondientes variables municipales expresadas en forma de desviaciones, de tal forma que se obtiene para cada municipio la desviación de su renta per cápita respecto a la renta per cápita provincial.

Su expresión formal es:

$$\hat{y}_m = (I - \rho W_{ij})^{-1} \sum_{j=1}^K \beta_j x_{jm} \quad m=1, 2, \dots, M \quad [2]$$

donde las variables en minúscula representan las desviaciones de la renta per cápita y de las variables explicativas, respectivamente; M es el número de municipios; β_j los coeficientes de las variables; ρ el coeficiente de autocorrelación y w_{ij} la matriz de contactos.

En la expresión [2] se verifica que:

$$\hat{y}_m = \hat{Y}_m - \bar{Y} \quad ; \quad x_{jm} = X_{jm} - \bar{X}_j \quad [3]$$

siendo:

$\hat{Y}_m$: Renta per cápita del municipio m

$\bar{Y}$: Renta per cápita provincial

X_{jm} : Indicador per cápita j-ésimo del municipio m

$\bar{X}_j$: Indicador per cápita j-ésimo provincial

Como puede observarse, la renta disponible per cápita de cada municipio se obtiene en la expresión [3] despejando $\hat{Y}_m$, es decir, la renta per cápita del municipio m, se obtiene añadiendo a la renta per cápita provincial $\bar{Y}$ la desviación correspondiente $\hat{y}_m$.

Finalmente, hay que ajustar la renta disponible bruta estimada de los municipios a la renta del conjunto de la Región de Murcia, para lo que definimos R, renta de la Región de Murcia; R_i , la renta total del municipio i y P_i la población del municipio i.

La renta total del municipio i estimada $\hat{R}_i$ será: $\hat{R}_i = P_i \hat{Y}_i$

La renta total estimada de la Región de Murcia $\hat{R}$ será: $\hat{R} = \sum_{i=1}^M \hat{R}_i$

donde M es el número de municipios de la región.

Por tanto, el factor de ajuste es $\delta = \frac{R}{\hat{R}}$, y la renta disponible per cápita del municipio i

será: $Y_i = \delta \hat{Y}_i \quad i = 1, \dots, M$

Una vez realizada la selección de variables se someten a un análisis exploratorio para ver si se observan pautas de asociación espacial. Para contrastar la presencia de autocorrelación espacial, se utilizan las matrices de contigüidad (WQP1 para el caso provincial y WQM1 entre los municipios), estandarizadas por filas.

En el cuadro 2 se presentan los resultados obtenidos por el test I de Moran, para las variables explicativas y la variable endógena en el caso provincial y sólo las variables explicativas en el ámbito municipal¹⁵, que indican la existencia de autocorrelación espacial positiva en todas ellas.

Asimismo, este resultado es puesto de manifiesto con el diagrama y mapa de dispersión de Moran aplicado a la propia variable endógena RDBH_{pc} y las diferentes variables explicativas en el ámbito provincial.

Una vez detectada la existencia de autocorrelación positiva es necesario realizar la estimación MCO del modelo y analizar la existencia de efectos espaciales mediante los test de dependencia espacial. La dependencia espacial entre provincias es formulada con la matriz de contactos “W” en términos de contigüidad de primer orden (frontera física en común) y expresa la importancia que, en la distribución de la RDBH_{pc}, tiene la cercanía y el “contacto” físico entre provincias.

¹⁵ En este ámbito no es posible realizar este tipo de análisis sobre la variable endógena (RDBH), ya que es la variable objetivo de nuestra estimación.

Cuadro 2 Autocorrelación espacial de las variables según el test I de Moran

Variable Provincial	Matriz	I	Media	S.D.	Z value	Prob.
RDBH_{pc}	WQP1	0.7259	-0.0197	0.0893	8.12877	0.0001
AFI_{pc}	WQP1	0.5438	-0.0191	0.0880	6.17954	0.0001
IRPF_{pc}	WQP1	0.6840	-0.0182	0.0881	7.76390	0.0001
OFB_{pc}	WQP1	0.4437	-0.0213	0.0879	5.04778	0.0001
AUTO_{pc}	WQP1	0.2648	-0.0195	0.0849	3.11896	0.0001
Variable Municipal	Matriz	I	Media	S.D.	Z value	Prob.
AFI_{pc}	WQM1	0.5250	-0.0216	0.1034	5.07736	0.0001
IRPF_{pc}	WQM1	0.5548	-0.0231	0.1027	5.40214	0.0001
OFB_{pc}	WQM1	0.1914	-0.0213	0.1017	1.88200	0.0256
AUTO_{pc}	WQM1	0.4843	-0.0219	0.0981	4.93679	0.0002

Fuente: Elaboración propia

Los resultados de la estimación MCO de cada una de las ecuaciones espaciales se recogen en los cuadros 3 y 4. Conviene subrayar que el modelo finalmente elegido y que arroja los resultados más satisfactorios mantiene las mismas variables explicativas en el tiempo y son los coeficientes de las variables, β_i , los que varían para cada año y son constantes en el espacio. De forma general, se puede ver que el ajuste del modelo es alto, las variables explicativas son significativas y podemos aceptar las hipótesis de homoscedasticidad y de normalidad, no existiendo problemas de multicolinealidad. Sin embargo, los test de autocorrelación espacial indican la presencia de dependencia espacial por lo que tanto la significatividad como el ajuste del modelo están en cuestión.

Si analizamos los resultados con más detalle, se observa que éstos son muy similares en cada una de las especificaciones, los parámetros presentan un signo positivo (acorde con la teoría económica) y resultan estadísticamente significativos (aunque en el caso de la variable DAUTO_{pc} valor del estadístico t-Student no es significativo al 95%).

Cuadro 3. Estimación MCO de la ecuación de la RDBH_{pc}

Año 2000					
50 provincias españolas Ecuación [1]:Variable dependiente: DRDBH _{pc}					
Contrastes del modelo					
R²	0.79121	R² adj	0.777593	LogL	-58.3769
AIC	124.7538	SC	132.4019	F value	43.57926
Sig-Sq	0.657428	Sig-Sq(ML)	0.604834		
Contrastes de los parámetros					
Variable	Coefficient	S.D.	t value	Prob	
DAFI _{pc}	14.21226	2.731407	5.203274	0.000004	
DAUTO _{pc}	5.372682	2.415326	2.224413	0.031068	
DIRPF _{pc}	0.000509	0.000144	3.540334	0.000927	
DOFB _{pc}	2175.94	423.8743	5.133455	0.000006	
Test de Normalidad de los errores y heteroscedasticidad					
Test	DF	Value	Prob		
Jarque-Bera	2	1.282762	0.526565		
Breusch-Pagan	4	2.968626	0.563089		
Koenker-Bassett	4	2.783062	0.59476		
White	14	27.74304	0.015387		
Contrastes de dependencia espacial en la estimación MCO					
Test	MI/DF	Value	Prob		
I-Moran	0.247309	2.924126	0.003454		
LM-ERR	1	6.31562	0.011968		
LM-EL	1	0.102696	0.748618		
LM-LAG	1	21.21713	0.000004		
LM-LE	1	15.00421	0.000107		
LM-SARMA	2	21.31983	0.000233		

Fuente: elaboración propia

“R²” es el coeficiente de determinación; “logL” el logaritmo de verosimilitud; “AIC” akaike info criterion; “SC” Schwarz criterion; “Sig-S” la desviación típica de la regresión, “t-value” es el estadístico “t”; “S.D.” la desviación estándar de los parámetros y “Prob” el nivel de significación.

Los resultados del test de normalidad de Jarque-Bera en cada una de las especificaciones nos permite no rechazar la hipótesis de que se sigue una distribución normal, lo que nos permitirá calcular así el estadístico de Moran siguiendo esta asunción. Asimismo, los resultados de los contrastes de heteroscedasticidad de Breusch-Pagan, Koenker-Bassett y White no rechazan la hipótesis nula de homoscedasticidad. El ajuste del modelo en cada una de las especificaciones ($0,79 < R^2 < 0,59$) es aceptable, aunque cabe recordar su poca fiabilidad en presencia de un esquema de autocorrelación espacial, como ya se indicó anteriormente.

Para rechazar la estimación MCO del modelo, debemos constatar en la ecuación [1] la existencia de dependencia espacial. Como se puede apreciar, tanto la I de Moran de los residuos como los contrastes habituales de multiplicadores de Lagrange rechazan las respectivas hipótesis nulas de ausencia de dependencia espacial, siendo el valor del contraste **LM-LAG** mayor que el de LM-ERR en las diferentes especificaciones, lo que sugiere que debe

reespecificarse el modelo incluyendo un retardo espacial. Este resultado se confirma con los valores de las formas robustas de estos contrastes, ya que el test LM-LE sigue siendo significativo mientras que el LM-EL deja de serlo.

Cuadro 4. Estimación MCO de la ecuación de la RDBH_{pc}

Año 2006					
50 provincias españolas Ecuación [1]:Variable dependiente: DRDBH _{pc}					
Contrastes del modelo					
R ²	0.591857	R ² adj	0.565239	LogL	-91.9102
AIC	191.8205	SC	199.4686	F value	16.67641
Sig-Sq	2.514098	Sig-Sq(ML)	2.31297		
Contrastes de los parámetros					
Variable	Coefficient	S.D.	t value	Prob	
DAFI _{pc}	15.53801	6.178078	2.515024	0.01546	
DAUTO _{pc}	1.873912	1.220986	1.534752	0.144043	
DIRPF _{pc}	0.000729	0.00024	3.031563	0.003987	
DOFB _{pc}	4286.78	1046.992	4.094376	0.000169	
Test de Normalidad de los errores y heteroscedasticidad					
Test	DF	Value	Prob		
Jarque-Bera	2	1.450755	0.484142		
Breusch-Pagan	4	2.491689	0.646125		
Koenker-Bassett	4	2.528639	0.639515		
White	14	27.78826	0.015177		
Contrastes de dependencia espacial en la estimación MCO					
Test	MI/DF	Value	Prob		
I-Moran	0.346048	3.975229	0.00007		
LM-ERR	1	12.36542	0.000437		
LM-EL	1	0.23934	0.624684		
LM-LAG	1	25.68598	0.000000		
LM-LE	1	13.5599	0.000231		
LM-SARMA	2	25.92532	0.000002		

Fuente: elaboración propia a partir del programa SpaceStat 2.0

“R²” es el coeficiente de determinación; “logL” el logaritmo de verosimilitud; “AIC” akaike info criterion; “SC” Schwarz criterion; “Sig-S” la desviación típica de la regresión, “t-value” es el estadístico “t”; “S.D.” la desviación estándar de los parámetros y “Prob” el nivel de significación.

En consecuencia, debemos reestimar el modelo incluyendo el retardo espacial de la variable endógena [**modelo 2**]. Los resultados de esta estimación se muestran en los cuadros

5 y 6, donde claramente se muestra la superioridad de este modelo ya que consigue un mejor ajuste (LogL, AIC y SC) que el de la estimación MCO.

Cuadro 5. Estimación espacial de la ecuación de la RDBH_{pc}

Año 2000					
Spatial lag Model - Maximun Likelihood Estimation					
50 provincias españolas Modelo [2]:Variable dependiente: DRDBH _{pc}					
Contrastes del modelo					
R ²	0.853444	R ² adj	0.870308	LogL	-47.9296
AIC	105.8591	SC	115.4192	Sig-Sq(ML)	0.377147
Contrastes de los parámetros					
Variable	Coefficient	S.D.	Z value	Prob	
Rho	0.477256	0.096376	4.952005	0.000000	
DAFI _{pc}	8.839432	2.342787	3.773041	0.000161	
DAUTO _{pc}	5.152488	1.838262	2.802913	0.005064	
DIRPF _{pc}	0.000354	0.00011	3.218456	0.001289	
DOFB _{pc}	1068.938	376.9664	2.835631	0.004574	
Test de heteroscedasticidad					
Test		DF	Value	Prob	
Breusch-Pagan		4	2.331983	0.674952	
Spatial Breusch-Pagan		4	2.332218	0.674910	
Spatial Lag Dependence for Weights Matrix					
Test		DF	Value	Prob	
Likelihood Ratio		1	20.8947	0.000005	
Lagrange Multiplier Test on Spatial Error Dependence					
Weights		DF	Value	Prob	
WQP		1	0.691179	0.405764	

Fuente: Elaboración propia

Asimismo, de estos resultados se desprende que el parámetro de dependencia espacial es positivo ($\rho=0,55$ y $\rho=0,47$) y altamente significativo¹⁶ según el contraste Z value y el test del cociente de verosimilitud, confirmando lo que los contrastes de dependencia sugerían tras la estimación MCO. No se detectan problemas de heteroscedasticidad puesto que el test de Breusch-Pagan no rechaza la hipótesis nula con una elevada probabilidad y tampoco cabe encontrar autocorrelación espacial residual como se observa con los resultados del test de multiplicadores de Lagrange.

¹⁶ El resto de parámetros de las variables también son significativas 1%-5%, excepto DAUTO_{pc}, en 2006 con valores ligeramente superiores al 10%.

Cuadro 6. Estimación espacial de la ecuación de la RDBH_{pc}

Año 2006					
Spatial lag Model - Maximun Likelihood Estimation					
50 provincias españolas Modelo [2]:Variable dependiente: DRDBH _{pc}					
Contrastes del modelo					
R ²	0.70912	R ² adj	0.75334	LogL	-81.2733
AIC	172.5466	SC	182.1067	Sig-Sq(ML)	1.401777
Contrastes de los parámetros					
Variable	Coefficient	S.D.	Z value	Prob	
Rho	0.550003	0.111387	4.937767	0.000000	
DAFI _{pc}	8.746435	4.906362	1.782672	0.074640	
DAUTO _{pc}	3.372544	1.882408	1.791611	0.128588	
DIRPF _{pc}	0.000505	0.000181	2.798997	0.005126	
DOFB _{pc}	2262.542	858.9237	2.63416	0.008435	
Test de heteroscedasticidad					
Test		DF	Value	Prob	
Breusch-Pagan		4	6.841106	0.144527	
Spatial Breusch-Pagan		4	6.841129	0.144526	
Spatial Lag Dependence for Weights Matrix					
Test		DF	Value	Prob	
Likelihood Ratio		1	21.27385	0.000004	
Lagrange Multiplier Test on Spatial Error Dependence					
Weights		DF	Value	Prob	
WQP		1	3.284895	0.16992	

Fuente: Elaboración propia

Los coeficientes obtenidos en el **modelo 2** se aplican ahora (extrapolación) a los valores de las variables explicativas municipales, lo que permite estimar (predecir) la RDBH_{pc} de los municipios de la Región de Murcia teniendo presente la estructura espacial del proceso (parámetro rho) que no es constante en el tiempo y asignando, por tanto, parte de la renta de un municipio en función de la los cambios experimentados en la de sus vecinos.

4. Resultados de la extrapolación al ámbito municipal

Los resultados obtenidos de la distribución de la RDB, tanto en valores absolutos como en porcentaje respecto al promedio correspondientes a los años 2000 y 2006, están contenidos en los cuadros 7 y 8, respectivamente. Algunos de los aspectos más relevantes de la información contenida en estos cuadros y mapas son, en primer lugar, la existencia de una *elevada concentración de la RDBH* (49,7%) en las dos aglomeraciones urbanas¹⁷ más importantes de la CARM, Murcia (34,0%) y Cartagena (15,7%). Los municipios de Lorca (5,9%), Molina de Segura (4,1%), Alcantarilla (2,7%), Yecla (2,5%) y San Javier (2,4%) concentran el 17,7% de la RDB y el 18,1% de la población. En segundo lugar, los municipios con mayor capacidad económica en 2006 son San Javier (13.576 €), Los Alcázares (13.318 €) y San Pedro del Pinatar (12.727 €). En tercer lugar, atendiendo a la distribución relativa de la RDB_{pc} por municipios, los que alcanzan una RDB_{pc} superior a la media regional en 2000 y 2006 (nivel 4 y 5), son los de San Javier, Los Alcázares, San Pedro del Pinatar, Murcia, Torre Pacheco, Fuente Álamo, Cartagena y Yecla. En lado opuesto, los municipios que registran una RDB_{pc} significativamente inferior a la media regional en los dos años extremos (nivel 1 y 2) son Abanilla, Abarán, Albudeite, Aledo, Alguazas, Archena, Blanca, Bullas, Calasparra, Caravaca de la Cruz, Cehegín, Ceutí, Cieza, Fortuna, Jumilla, Moratalla, Mula, Ojós, Pliego, Ricote, Ulea, La Unión y Villanueva del Río Segura. Estos veintitrés municipios en el año 2006 concentran el 14% de la RDB regional y el 17,6% de la población, en una superficie que representa casi la mitad del territorio (46,8% del total).

En el cuadro 9 se presentan los resultados obtenidos expresados en términos relativos respecto de la $RDBH_{pc}$ media regional, el crecimiento de las variables $RDBH_{pc}$, $RDBH$ y la población, así como, el ranking y la distancia respecto al municipio con mayor nivel de renta. Esta distancia se obtiene mediante el cociente entre la RDB_{pc} municipal mayor y la $RFDB_{pc}$ de cada municipio y es indicativa del crecimiento que debería experimentar la renta del municipio para alcanzar la renta máxima. Como se observa, existe una *elevada polarización de la distribución municipal* de la $RDBH$ y la población ya que siete municipios (35% de la superficie) acumulan el 67,4% de la renta y el 63,1% de la población. En el otro extremo, los veintitrés municipios (48,6% de la superficie) con menor renta por habitante concentran el 14% y 17%, respectivamente.

¹⁷ En términos de superficie y población en 2006 representaban el 12,7% y el 45,7%, respectivamente. En 2000 concentraban el 46,7% de la población y el 49,7% de la RDB.

Cuadro. 7 Renta disponible bruta total y per cápita municipal. 2000

Código	Municipio	RDBH total (€)	RDBH (%)	RDBHpc (euros)	Nivel	RDBHpc Media=100
1	Abanilla	46.810.305	0,46	7.666	2	87,1
2	Abarán	89.982.171	0,89	7.351	2	83,5
3	Águilas	227.242.640	2,25	8.246	3	93,7
4	Albudeite	8.743.511	0,09	6.387	1	72,6
5	Alcantarilla	290.074.646	2,87	8.671	3	98,5
6	Aledo	7.721.236	0,08	7.744	2	88,0
7	Alguazas	53.333.694	0,53	7.563	2	85,9
8	Alhama de Murcia	142.226.891	1,41	8.970	4	101,9
9	Archena	105.094.886	1,04	7.240	2	82,3
10	Beniel	76.267.499	0,75	9.397	4	106,8
11	Blanca	37.796.328	0,37	6.574	1	74,7
12	Bullas	82.580.274	0,82	7.680	2	87,3
13	Calasparra	60.633.358	0,60	6.822	2	77,5
14	Campos del Río	16.406.189	0,16	8.062	3	91,6
15	Caravaca de la Cruz	171.261.747	1,69	7.697	2	87,4
16	Cartagena	1.660.760.337	16,42	9.230	4	104,9
17	Cehegín	97.909.014	0,97	6.909	2	78,5
18	Ceutí	49.857.496	0,49	6.825	2	77,5
19	Cieza	207.733.011	2,05	6.466	1	73,5
20	Fortuna	51.886.489	0,51	7.615	2	86,5
21	Fuente Álamo de Murcia	97.634.140	0,97	9.629	4	109,4
22	Jumilla	142.717.409	1,41	6.844	2	77,8
23	Librilla	33.871.369	0,33	8.667	3	98,5
24	Lorca	630.045.136	6,23	8.751	3	99,4
25	Lorquí	46.857.578	0,46	8.425	3	95,7
26	Mazarrón	179.324.731	1,77	9.515	4	108,1
27	Molina de Segura	373.657.509	3,69	8.418	3	95,6
28	Moratala	54.977.558	0,54	6.499	1	73,8
29	Mula	104.803.637	1,04	7.629	2	86,7
30	Murcia	3.365.593.927	33,27	9.423	4	107,1
31	Ojós	3.602.936	0,04	6.076	1	69,0
32	Pliego	26.234.605	0,26	7.696	2	87,4
33	Puerto Lumbreras	94.721.906	0,94	8.723	3	99,1
34	Ricote	9.749.964	0,10	6.163	1	70,0
35	San Javier	193.307.756	1,91	10.214	5	116,0
36	San Pedro del Pinatar	155.407.525	1,54	9.973	5	113,3
37	Torre-Pacheco	222.446.200	2,20	9.791	5	111,2
38	Torres de Cotillas (Las)	134.944.722	1,33	8.432	3	95,8
39	Totana	192.601.805	1,90	8.614	3	97,9
40	Ulea	6.400.804	0,06	6.674	2	75,8
41	Unión (La)	107.946.759	1,07	7.391	2	84,0
42	Villanueva del Río Segura	10.014.522	0,10	6.387	1	72,6
43	Yecla	275.630.500	2,72	9.401	4	106,8
44	Santomera	98.117.371	0,97	8.943	4	101,6
45	Alcázares (Los)	71.326.909	0,71	9.494	4	107,9
	Región de Murcia	10.116.259.000	100	8.802		100

Fuente: Elaboración propia

Cuadro.8 Renta disponible bruta total y per cápita municipal. 2006

Código	Municipio	RDBH total (€)	RDBH (%)	RDBHpc (euros)	Nivel	RDBHpc Media=100
1	Abanilla	63.445.769	0,41	10.018	2	88,7
2	Abarán	121.970.735	0,79	9.441	2	83,5
3	Águilas	327.022.721	2,11	10.078	2	89,2
4	Albudeite	11.240.735	0,07	8.018	1	70,9
5	Alcantarilla	419.861.199	2,71	10.882	3	96,3
6	Aledo	9.892.948	0,06	9.467	2	83,8
7	Alguazas	74.968.890	0,48	9.168	2	81,1
8	Alhama de Murcia	207.634.065	1,34	11.057	3	97,8
9	Archena	162.176.841	1,05	9.707	2	85,9
10	Beniel	108.372.061	0,70	10.746	3	95,1
11	Blanca	57.471.598	0,37	9.417	2	83,3
12	Bullas	103.894.800	0,67	8.766	2	77,6
13	Calasparra	89.020.717	0,57	8.930	2	79,0
14	Campos del Río	23.760.689	0,15	11.145	3	98,6
15	Caravaca de la Cruz	227.851.365	1,47	9.021	2	79,8
16	Cartagena	2.427.731.032	15,68	11.638	4	103,0
17	Cehegín	123.303.464	0,80	7.928	1	70,2
18	Ceutí	82.563.472	0,53	9.266	2	82,0
19	Cieza	289.483.956	1,87	8.334	1	73,7
20	Fortuna	85.241.186	0,55	9.837	2	87,1
21	Fuente Álamo de Murcia	172.818.024	1,12	12.118	4	107,2
22	Jumilla	216.892.835	1,40	8.991	2	79,6
23	Librilla	46.264.711	0,30	10.904	3	96,5
24	Lorca	923.488.167	5,96	10.268	3	90,9
25	Lorquí	76.673.453	0,50	11.809	4	104,5
26	Mazarrón	325.842.130	2,10	10.565	3	93,5
27	Molina de Segura	630.054.528	4,07	10.971	3	97,1
28	Moratalla	70.287.620	0,45	8.354	1	73,9
29	Mula	147.273.668	0,95	9.045	2	80,0
30	Murcia	5.269.653.934	34,03	12.637	5	111,8
31	Ojós	4.755.070	0,03	8.506	2	75,3
32	Pliego	31.709.824	0,20	8.540	2	75,6
33	Puerto Lumbreras	132.245.423	0,85	10.267	3	90,9
34	Ricote	13.513.432	0,09	8.850	2	78,3
35	San Javier	374.983.402	2,42	13.576	5	120,1
36	San Pedro del Pinatar	270.235.958	1,75	12.727	5	112,6
37	Torre-Pacheco	351.449.183	2,27	12.484	5	110,5
38	Torres de Cotillas (Las)	220.481.224	1,42	11.702	4	103,5
39	Totana	289.147.269	1,87	10.196	3	90,2
40	Ulea	8.441.413	0,05	8.839	2	78,2
41	Unión (La)	150.162.802	0,97	9.337	2	82,6
42	Villanueva del Río Segura	16.088.762	0,10	8.683	2	76,8
43	Yecla	391.086.331	2,53	11.515	4	101,9
44	Santomera	156.985.060	1,01	11.278	3	99,8
45	Alcázares (Los)	177.856.531	1,15	13.318	5	117,8
	Región de Murcia	15.485.299.000	100	11.301		100

Fuente: Elaboración propia

Cuadro 9 .Crecimiento y distribución municipal de la RDBH per cápita

		RDBHnc relativo			TMAA (%)			Distancia	
		Ranking							
Código	Municipio	2000	2006	2006	RDBHpc	RDBH	Población	2000	2006
1	Abanilla	87,1	88,6	23	4,6	5,2	0,6	1,33	1,36
2	Abarán	83,5	83,5	27	4,3	5,2	0,9	1,39	1,44
3	Águilas	93,7	89,2	22	3,4	6,2	2,8	1,24	1,35
4	Albudeite	72,6	70,9	45	3,9	4,3	0,4	1,60	1,69
5	Alcantarilla	98,5	96,3	16	3,9	6,4	2,4	1,18	1,25
6	Aledo	88,0	83,8	26	3,4	4,2	0,8	1,32	1,43
7	Alguazas	85,9	81,1	31	3,3	5,8	2,5	1,35	1,48
8	Alhama	101,9	97,8	13	3,5	6,5	2,9	1,14	1,23
9	Archena	82,3	85,9	25	5,0	7,5	2,4	1,41	1,40
10	Beniel	106,8	95,1	17	2,3	6,0	3,7	1,09	1,26
11	Blanca	74,7	83,3	28	6,2	7,2	1,0	1,55	1,44
12	Bullas	87,3	77,6	38	2,2	3,9	1,6	1,33	1,55
13	Calasparra	77,5	79,0	35	4,6	6,6	1,9	1,50	1,52
14	Campos del Río	91,6	98,6	12	5,5	6,4	0,8	1,27	1,22
15	Caravaca	87,4	79,8	33	2,7	4,9	2,1	1,33	1,50
16	Cartagena	104,9	103,0	9	3,9	6,5	2,5	1,11	1,17
17	Cehegín	78,5	72,5	44	2,9	4,5	1,6	1,48	1,66
18	Ceutí	77,5	82,0	30	5,2	8,8	3,4	1,50	1,47
19	Cieza	73,5	73,7	43	4,3	5,7	1,3	1,58	1,63
20	Fortuna	86,5	87,0	24	4,4	8,6	4,1	1,34	1,38
21	Fuente Álamo	109,4	107,2	6	3,9	10,0	5,8	1,06	1,12
22	Jumilla	77,8	79,5	34	4,6	7,2	2,5	1,49	1,51
23	Librilla	98,5	96,5	15	3,9	5,3	1,4	1,18	1,25
24	Lorca	99,4	90,8	19	2,7	6,6	3,8	1,17	1,32
25	Lorquí	95,7	104,5	7	5,8	8,5	2,6	1,21	1,15
26	Mazarrón	108,1	93,5	18	1,8	10,5	8,6	1,07	1,28
27	Molina de Segura	95,6	97,1	14	4,5	9,1	4,4	1,21	1,24
28	Moratalla	73,8	73,9	42	4,3	4,2	-0,1	1,57	1,63
29	Mula	86,7	80,0	32	2,9	5,8	2,9	1,34	1,50
30	Murcia	107,1	111,8	4	5,0	7,8	2,6	1,08	1,07
31	Ojós	69,0	75,3	41	5,8	4,7	-1,0	1,68	1,60
32	Pliego	87,4	75,6	40	1,7	3,2	1,4	1,33	1,59
33	Puerto Lumbreras	99,1	90,8	20	2,7	5,7	2,9	1,17	1,32
34	Ricote	70,0	78,3	36	6,2	5,6	-0,6	1,66	1,53
35	San Javier	116,0	120,1	1	4,9	11,7	6,5	1,00	1,00
36	San Pedro del Pinatar	113,3	112,6	3	4,1	9,7	5,3	1,02	1,07
37	Torre-Pacheco	111,2	110,4	5	4,1	7,9	3,6	1,04	1,09
38	Torres de Cotillas	95,8	103,5	8	5,6	8,5	2,8	1,21	1,16
39	Totana	97,9	90,2	21	2,8	7,0	4,0	1,19	1,33
40	Ulea	75,8	78,2	37	4,8	4,7	-0,1	1,53	1,54
41	Unión (La)	84,0	82,6	29	4,0	5,7	1,6	1,38	1,45
42	Villanueva del RS	72,6	76,8	39	5,2	8,2	2,8	1,60	1,56
43	Yecla	106,8	101,9	10	3,4	6,0	2,5	1,09	1,18
44	Santomera	101,6	99,8	11	3,9	8,1	4,0	1,14	1,20
45	Alcázares (Los)	107,9	117,8	2	5,8	16,4	10,1	1,08	1,02
Región de Murcia		100	100		4,3	7,3	3,0	1,16	1,20

Fuente: Elaboración propia

Si atendemos a los valores iniciales y finales de la distribución municipal de la RDB_{pc} en los dos años 2000 y 2006, se constata que la distancia entre los municipios de mayor y menor

renta aumenta desde 1,68 veces en 2000 hasta 1,69 veces en 2006, lo que significa que se ha producido una *parálisis del proceso de convergencia*.

Finalmente, de los diecinueve municipios que experimentan crecimientos de la RDBH_{pc} superior a la media (4,3%) solo cinco obtienen crecimientos superiores a los respectivos valores medios en términos de renta y población.

5. Conclusiones

Como suele ser habitual en los últimos años, en el ámbito de la modelización de las variables de las economías regionales se contempla explícitamente una de las características comunes de los datos y procesos espaciales que es la interacción entre las unidades geográficas dando lugar a la presencia de autocorrelación o dependencia espacial. Esta dependencia está influida por el tamaño de dichas unidades de forma que cuánto más pequeña es la unidad geográfica mayor es dicha dependencia. Entre las diferentes estructuras de dependencia espacial se selecciona aquella que caracteriza el proceso de generación de los datos de la variable objeto de estudio (la renta disponible) poniéndose de manifiesto la existencia de dependencia sustantiva. Por tanto, en el modelo propuesto se incorpora la estructura de dependencia espacial sustantiva estableciendo el correspondiente retardo espacial de la variable endógena y considerando que el mismo no es constante en el tiempo, al igual que los coeficientes de las variables explicativas.

En cuanto a los resultados de la estimación de la RDBH_{pc} de los municipios de la CARM durante el periodo 2000-2006 solamente subrayar la elevada polarización de la renta y la población, la intensa y persistente brecha registrada entre los municipios, la estabilidad y escasa movilidad de los mismos en la distribución de la renta y la paralización del proceso de convergencia durante dicho periodo.

Referencias bibliográficas

- Alañón, A.(2001): *La renta regional en España: análisis y estimación de sus determinantes*. Tesis doctoral. Universidad Complutense de Madrid.
- Anselin, L.(1988): *Spatial econometrics methods and models*. Ed. Kluwer Academic Publishers
- Anselin, L.(1992): *SpaceStat Tutorial: A workbook for using SpaceStat in the analysis of spatial data*, Regional Research Institute, West Virginia University, Morgantown, WV.
- Anselin, L.(1995): *SpaceStat version 1.80. User's guide*, Regional Research Institute, West Virginia University, Morgantown, WV.

Anselin, L. y Bera, A.K.(1996): "Spatial Dependence in Linear Regression Models with an Introduction to Spatial Econometrics", *Research Paper 9617*, Regional Research Institute, West Virginia University, Morgantown, WV.

Anselin, L. y Florax, R.J.(1995a) *New directions in spatial econometrics*. Springer-Verlag, Berlin

Anselin, L. y Florax, R. (1995b): "Small sample properties of test for spatial dependence in regression models: Some further results" en Anselin, Luc y Florax, Raymond, eds., *New Directions in Spatial Econometrics*, pp. 21-74. Springer-Verlag, Berlin.

Anselin, L. y Rey, S. (1991): "Properties of tests for spatial dependence in linear regression models", *Geographical Analysis*, 23, 112-31.

Arbia, G.(2006): *Spatial econometrics*, Springer-Verlag

Banerjee S., Carlin BP y Gelfand AE(2004): *Hierarchical modeling and analysis for spatial data*. Chapman & Hall/CRC,

Bera, A.K. y Yoon, M.J.(1992): "Simple diagnostic test for spatial dependence. University of Illinois. Department Economics

Beyaert, A, Buendía J.D. y Esteban, M. (1993): "Distribución intrarregional de la renta" en J. Colino(dir.): *Estructura económica de la Región de Murcia*. Ed. Civitas, Madrid. Cap,24, pp 715-738.

Buendía, J.D. y Calvo-Flores A. (1999): *Informe sobre la distribución intermunicipal de la renta. Disparidades intermunicipales de la Región de Murcia durante el periodo 1986-1996*. Consejo Económico y Social de la Región de Murcia.

Buendía Azorín, J.D.; Calvo-Flores Segura, A.; Esteban Yago, M. y Sánchez de la Vega, J.C. (2000): *La distribución intermunicipal de la renta en el periodo 1986-1996: estimación, descripción y análisis*. Consejo Económico y Social de la Región de Murcia, Murcia.

Chasco, C.(2003): *Econometría especial aplicada a la predicción-extrapolación de datos microterritoriales*. Consejería de Economía e Innovación tecnológica de la Comunidad de Madrid.

Cliff, A. y Ord, J. (1972): "Testing for spatial autocorrelation among regression residuals". *Geographical Analysis*, 4; pp. 267-284.

Esteban J. y Pedreño, A. (1988): *Renta municipal de la Comunidad Autónoma de la Región de Murcia* Cuadernos de Investigación. Caja de Ahorros de Alicante y Murcia. Alicante.

Getis A.(1990): Screening for spatial dependence in regression analysis. *Papers in Regional Science* 69: 69-81

Haining, R.(1990): *Spatial Data Analysis in the Social and Environmental Sciences*, Cambridge University Press, Cambridge

Hordijk L.(1979): Problems in estimating econometric relations in space. *Papers in Regional Science* 42: 99-115

Instituto Nacional de Estadística (2009): *Contabilidad Regional de España. Cuenta de renta de los Hogares 2000-2006*

Kelejian, HH. y Robinson DP.(1992): Spatial autocorrelation: A new computationally simple test with an application to per capita county police expenditures. *Regional Science and Urban Economics* 22: 317-333

Kelejian, HH. y Robinson DP.(1995): Spatial correlation: A suggested alternative to the autoregressive model. In: AnselinL, FloraxRJ (eds) *New directions in spatial econometrics*. Springer-Verlag, Berlin

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

Kelejian HH y Prucha I.(1999): A generalized moments estimator for the autoregressive parameter in a spatial model. *International Economic Review* 40: 509-533

Lesage, J. y Kelley, R.(2009): *Introduction to Spatial Econometrics*. Edit, CRC Press. USA.

Moreno, R. y Vayá, E.(2000): *Técnicas econométricas para el tratamiento de datos espaciales: la econometría espacial*. Edit. Universidad de Barcelona.

Muns, J. (1971): "La renta de Bcelona ciudad y su zona de influencia. Un intento de determinación", *Revista Económica de Banca Catalana*, n.º 23.

Odland, J.(1988): *Spatial Autocorrelation*, Sage Pub., Londres

Remírez Prados, J. A. (1991): *Una estimación de la renta familiar disponible a nivel municipal. El caso de Navarra*, Confederación Española de Cajas de Ahorro, Madrid.

Rey S. y Boarnet MG.(2004): A taxonomy of spatial econometric models for simultaneous equations systems. In: AnselinL, FloraxRJ, ReySJ (eds) *Advances in spatial econometrics*. Springer-Verlag, Heidelberg.

Servicio de Estudios de la Caixa (2007): *Anuario Económico de España*. Caixa.

Sociedad Asturiana de Estudios Económicos e Industriales, SADEI (varios años): *La renta de los municipios asturianos*, Caja de Ahorros de Asturias, Oviedo.