

EXTERNALIDADES AMBIENTALES Y PRECIO DE LA VIVIENDA EN MADRID: UN ANÁLISIS CON REGRESIÓN CUANTÍLICA ESPACIAL¹

CORO CHASCO YRIGROYEN* / BEATRIZ SÁNCHEZ REYES**

*Universidad Autónoma de Madrid

**Universidad Católica Santa Teresa de Jesús de Ávila

Recibido: 3 de junio de 2012

Aceptado: 31 de julio de 2012

Resumen: La contaminación atmosférica y el ruido son dos importantes problemas propios de las grandes ciudades. En este artículo se analiza el impacto de ambas variables sobre el precio de la vivienda en la zona centro de la ciudad de Madrid. Para ello, se han seleccionado dos medidas subjetivas de contaminación atmosférica y ruido correspondientes a una muestra de 5.080 viviendas que, junto con otras variables de características de esas viviendas, de accesibilidad y de datos socioeconómicos, serán empleadas en el contexto de los modelos de regresión cuantílica. La regresión cuantílica espacial es un buen medio para controlar problemas habituales en los modelos hedónicos (no linealidad, no normalidad por asimetrías y puntos atípicos, heteroscedasticidad y autocorrelación espacial). Los resultados muestran que ni la contaminación atmosférica ni el ruido tienen un efecto claramente significativo sobre el precio de la vivienda, excepto en los barrios más ricos, donde la polución es una externalidad negativa. Además, claramente contrario a lo esperado, el impacto del ruido presenta signo positivo, aunque únicamente para el segmento de viviendas de lujo debido, posiblemente, a la existencia de ciertas externalidades positivas asociadas al ruido en estas zonas, como calles comerciales exclusivas y zonas de alto valor histórico o cultural.

Palabras clave: Contaminación atmosférica / Ruido / Precio de la vivienda / Regresión cuantílica espacial / Madrid.

ENVIRONMENTAL EXTERNALITIES AND HOUSING PRICE IN MADRID: AN APPLICATION WITH SPATIAL QUANTILE REGRESSION

Abstract: Air pollution and urban noise are major concerns in big cities. This paper aims at evaluating how they impact transaction prices in downtown Madrid. For that purpose, we incorporate two subjective measures of air pollution and noise, joint with other variables available for individual characteristics, accessibility and socio-economic data, and we use spatial quantile models with a sample of 5,080 houses in downtown Madrid. Spatial quantile regressions are a good instrument to deal with common problems in hedonic models, such as non-linearity, non-normality due to asymmetries and outliers, heteroskedasticity and spatial autocorrelation. We find that noise and air-pollution have no clear significant effect except in the wealthier neighborhoods, where pollution is clearly a disamenity. Additionally, we find a counter-intuitive positive sign for the effect of noise only for the group of the most exclusive properties, possibly because of their owner high 'sense of place', joint to the existence of some other related positive associated externalities, such as upscale shops and historical or cultural areas.

Keywords: Air pollution / Noise / Housing prices / Spatial quantile regression / Madrid.

1. INTRODUCCIÓN

Las áreas urbanas se encuentran especialmente afectadas por elevados niveles de contaminación atmosférica y acústica procedentes, fundamentalmente, del tráfico rodado, la actividad industrial y las operaciones derivadas de la construcción.

¹ Coro Chasco agradece la financiación recibida por el Proyecto ECO2009-10534 del Ministerio de Ciencia e Innovación y por el Proyecto 10SEC201032PR de la Xunta de Galicia.

De hecho, la polución –atmosférica e sonora– es uno de los principales problemas de los poseedores de viviendas en las grandes ciudades y, por ello, constituye uno de los dos campos de acción de la Comisión Europea –“polución atmosférica” y “problemas urbanos, ruido y olores”– (EEA, 2000). Los datos son incontestables: por un lado, según la Organización Mundial de la Salud (OMS, 2006), casi 2,5 millones de personas mueren cada año por causas directamente atribuibles a la contaminación atmosférica; y por otro, aunque varios países desarrollados han implementado políticas de reducción de ruidos durante las últimas décadas, se ha calculado que más del 20% de la población de la Unión Europea (UE) está expuesta a niveles de ruido superiores a los considerados como aceptables (Comisión Europea, 1996).

Como es bien sabido, el aire puro y cierto nivel de silencio son dos requerimientos básicos para la salud y el bienestar del ser humano. Por este motivo, los gobiernos y otras instituciones públicas están interesados en cuantificar –en términos monetarios– el valor social de cualquier cambio en los niveles de polución. El modelo de precios hedónicos propuesto por Rosen (1974) es una de las técnicas de evaluación indirecta que permite obtener este valor social.

En este artículo, se propone la aplicación de un modelo de precios hedónicos de la vivienda con el objeto de valorar el impacto que tiene la contaminación –aérea y acústica– sobre los precios de la vivienda en el centro urbano de Madrid. Para ello, utilizaremos datos de contaminación basados en la percepción que los residentes en esta ciudad tienen de esos problemas. Asimismo, aplicaremos métodos econométricos para resolver los principales problemas derivados del tratamiento de grandes bases de datos espaciales: no linealidad, heterogeneidad espacial y autocorrelación espacial.

En este trabajo proponemos utilizar datos “subjetivos” de percepción de los niveles de contaminación atmosférica y acústica, en lugar de variables procedentes de las mediciones “objetivas” realizadas por las estaciones de monitorización sobre concentraciones de diversos contaminantes y niveles de ruido en decibelios. La consideración de variables de percepción ha sido escasa en los estudios de modelos de precios hedónicos, debido principalmente a que se trata de variables de más difícil obtención (Berezansky *et al.*, 2010). Pese a todo, hay algunos antecedentes, como Lang y Jones (1979), Poor *et al.* (2001), Hartley *et al.* (2005), Baranzini *et al.* (2010) y Chasco y Le Gallo (2012), que analizan la influencia que ejerce la percepción subjetiva que la población tiene de la contaminación –atmosférica y acústica– sobre el precio de la vivienda.

Desde el punto de vista metodológico, la contribución más importante de este trabajo consiste en la aplicación de un modelo de regresión cuantílica espacial al modelo de precios hedónicos de la vivienda. Durante las dos últimas décadas, los modelos hedónicos han ido incorporando diversas innovaciones metodológicas con el objetivo de introducir válidamente la variable de contaminación en la función de utilidad de los potenciales compradores de viviendas. Una de esas innovaciones ha

sido, precisamente, la regresión cuantílica (Koenker y Basset, 1978), que es una técnica que está siendo aplicada a los modelos de precios hedónicos en los últimos años (McMillen y Thorsnes, 2006; McMillen, 2008; Mak *et al.*, 2010), y solo en algunos casos con especificaciones autorregresivas espaciales (Su y Yang, 2007; Sietz *et al.*, 2008; Kostov, 2009; Liao y Wang, 2012).

Con bases de datos de corte transversal y un elevado número de observaciones que pueden ser localizadas en un mapa, es habitual que surjan ciertos problemas econométricos como la heteroscedasticidad y la autocorrelación espacial, que se unen a la no linealidad, que está presente en muchos modelos de precios hedónicos. Esos problemas se resuelven en gran medida mediante la utilización de la regresión cuantílica espacial como la que aquí se aplica, y que permite obtener varias rectas de regresión para diferentes puntos de la distribución de la variable endógena mediante un método basado en las desviaciones absolutas, que no se ve afectado por la gran heterogeneidad de las bases de datos –causa de la heteroscedasticidad– y que que permite corregir la autocorrelación espacial y la no linealidad.

En nuestra opinión, esta es la primera vez en que todos estos aspectos –evaluación del impacto de la contaminación sobre el precio de la vivienda urbana, utilización de variables de percepción y regresión cuantílica espacial– se combinan en un modelo de precios hedónicos.

El trabajo se estructura de la siguiente manera. Tras esta introducción, en la sección 2 se presenta el modelo de regresión cuantílica y sus ventajas en el contexto de los modelos de precios hedónicos. En la sección 3 se realiza una descripción de la base de datos utilizada, mientras que en la sección 4 se lleva a cabo la aplicación objeto de estudio que cuantifica el impacto que las variables de contaminación atmosférica y acústica tienen sobre el precio de la vivienda. Finalmente, en la sección 5 se presentan las principales conclusiones.

2. EL MODELO DE REGRESIÓN CUANTÍLICA ESPACIAL

El método de mínimos cuadrados ordinarios (MCO) es el método habitualmente más empleado para la obtención de parámetros de modelos de regresión. Sin embargo, para poder confiar plenamente en los resultados que proporciona este método, es preciso establecer una serie de supuestos previos o de hipótesis sobre la perturbación aleatoria que a menudo se ven incumplidos cuando se manejan datos provenientes de la actividad económica.

El método de regresión cuantílica tiene sus inicios a finales de los años setenta de la mano de Koenker y Basset (1978) y, si bien no es una técnica novedosa en tanto que ya cuenta con más de treinta años de historia, su uso no se ha extendido tanto como el de la técnica MCO, a pesar de que, como veremos a continuación, proporciona grandes ventajas bajo determinadas condiciones. En efecto, la regresión cuantílica constituye una alternativa al método de estimación por MCO cuando, por las características de las variables que se vayan a utilizar, se incumplan al-

gunas de esas hipótesis sobre las que se sustenta la validez del modelo. En concreto, el método cuantílico ofrece buenos resultados cuando nos encontramos ante casos de heteroscedasticidad, no normalidad por presencia de datos atípicos y cambio estructural o heterogeneidad espacial, según se trate de series temporales o de datos espaciales, respectivamente. En el caso particular de las aplicaciones con modelos de precios hedónicos, que suelen considerar grandes bases de datos espaciales, las situaciones de heteroscedasticidad, no normalidad y heterogeneidad espacial son la regla, siendo la regresión cuantílica un instrumento útil para su correcto tratamiento.

Se puede demostrar que el valor esperado (medio) de respuesta de la variable endógena que ofrece la estimación MCO no es siempre el más representativo. Dicho de una manera más intuitiva, al igual que la media no siempre es la medida más representativa de la distribución de una variable cuando existen en la muestra valores extremos o una elevada variabilidad, la recta de la estimación MCO, que devuelve el valor medio esperado de la variable endógena dado un valor de las exógenas, tampoco es siempre la mejor expresión de la relación entre dichas variables cuando nos encontramos con alguno de los problemas citados. En esos casos, la regresión cuantílica ofrece la posibilidad de crear distintas rectas de regresión para distintos cuantiles de la variable endógena a través de un método de estimación que se ve menos perjudicado por la presencia de esos inconvenientes debido a que no requiere establecer ciertas hipótesis sobre la perturbación aleatoria. La especificación del modelo de regresión cuantílica presenta la siguiente forma:

$$Y_i = X_i \beta_\theta + u_i \quad (1)$$

donde y_i es el valor de la variable endógena correspondiente a la observación i ; X_i representa a la matriz de variables exógenas o independientes; β_θ es el parámetro a estimar correspondiente al cuantil θ ; y u_i es la perturbación aleatoria sobre la que no se suponen las hipótesis habituales. De forma análoga al modelo MCO, en el que $E(Y_i | x_i) = X_i \hat{\beta}_{MCO}$ y, por lo tanto, $E(u_i | x_i) = 0$, aquí $Quant_\theta(Y_i | X_i) = X_i \beta_\theta$, lo que implica que $Quant_\theta(u_{\theta_i} | x_i) = 0$, siendo este el único supuesto que se hace sobre la perturbación aleatoria.

Como su propio nombre deja intuir, la regresión cuantílica se basa en el concepto de cuantil y, al igual que la mediana o los cuantiles son casos concretos de cuantiles, aquí la regresión mediana o la regresión cuantílica son casos concretos de la regresión cuantílica. En este punto es importante llamar la atención sobre el hecho de que, a diferencia de lo que pasaba en la regresión por MCO, en la que hablamos de una única recta de regresión, aquí existen tantas rectas y, por lo tanto, tantos vectores β_θ como cuantiles estemos considerando. El método de estimación de los parámetros β_θ se lleva a cabo mediante una minimización de las desviaciones absolutas ponderadas con pesos asimétricos, como muestra la expresión (2), de forma

que a cada desviación correspondiente a la observación i se le da más o menos peso, según el cuantil cuya recta de regresión se esté estimando

$$\text{Min}_{\beta_0 \in \mathbf{R}} \left[\sum_{Y_i \geq x_i \beta_0} \theta |Y_i - X_i \beta_0| + \sum_{Y_i < x_i \beta_0} (1-\theta) |Y_i - X_i \beta_0| \right] \quad (2)$$

La principal ventaja que aporta el uso de las desviaciones en valor absoluto en lugar de las desviaciones al cuadrado es el comportamiento ante la existencia de valores atípicos en la variable endógena y, por lo tanto, en la variable de los errores. Ante esa situación, la estimación que ofrece la regresión cuantílica prácticamente no se ve alterada por los valores extremos, ya que “penaliza” los errores de forma lineal, mientras que la regresión MCO, basada en la minimización de los errores al cuadrado, lo que hace es dar una mayor importancia precisamente a esos valores, “penalizándolos” de forma cuadrática.

Otra diferencia que presenta la regresión cuantílica en relación con la obtenida por MCO se encuentra en la fase de validación del modelo. Así, la ausencia de supuestos previos sobre la perturbación aleatoria que supone la mayor ventaja que reporta esta técnica es, a la vez, su mayor inconveniente a la hora de validar el modelo, ya que al no tener hipótesis sobre el término de error nos enfrentamos al problema de no conocer la matriz de varianzas y covarianzas (Λ_θ) de los estimadores $\widehat{\beta}_\theta$ que necesitamos para hacer contrastes sobre su significatividad.

Existen diferentes métodos para llevar a cabo la estimación de Λ_θ en función de si se asume o no que la función de densidad de la perturbación aleatoria sea independiente de x (esto es, $f_{u\theta}(0|x_i) = f_{u\theta}(0)$). En Buchinsky (1998) se ofrece una síntesis de varios de esos métodos, y en Buchinsky (1995) se lleva a cabo un experimento de Monte Carlo a partir del que puede desprenderse que en general el estimador que mejores resultados ofrece es el conocido como *design matrix bootstrap*, basado en el método de remuestreo *bootstrap* (Efron, 1979), que está implementado en el programa STATA y que es el empleado en la aplicación objeto de este trabajo.

En trabajos publicados a este respecto en los que se ha estudiado la influencia de diferentes variables sobre el precio de la vivienda, se demuestra que no existe un comportamiento único de respuesta de esa variable –variable endógena– a las variables explicativas que se han empleado de forma habitual en los modelos de precios hedónicos de la vivienda. Así, determinadas variables muestran influencias positivas, negativas o no significativas, según las aplicaciones. En el estudio de Zietz *et al.* (2008), en el que los autores hacen un análisis comparativo de los resultados obtenidos en numerosos trabajos en relación con las variables explicativas más empleadas para el estudio del precio de la vivienda, se pone claramente de manifiesto este hecho. En este sentido, la técnica de regresión cuantílica (Koenker y Basset, 1978) que se utiliza en el presente estudio puede en parte dar respuesta a ciertas incoherencias, tanto en cuantía como en signo.

En la aplicación que nos ocupa acerca de la influencia de externalidades medioambientales sobre el precio de la vivienda, nos encontramos ante el incumplimiento de varias hipótesis en las que se sustenta el método de estimación MCO. Además de los ya citados problemas de heteroscedasticidad y de no normalidad por valores atípicos, propios de la gran heterogeneidad que aporta un gran número de diversos microdatos espaciales, hay que considerar también la no linealidad y diversas formas de autocorrelación espacial. En efecto, por un lado, los modelos de precios hedónicos, como el que se va a plantear, se basan en la posibilidad de que los distintos atributos de la vivienda sean separables y, por lo tanto, susceptibles de valoración. Dado que la sustitución de los diferentes atributos dentro de un bien es imperfecta, los modelos de precios hedónicos incumplen el supuesto de linealidad en los parámetros, incluso aunque la función de demanda de la vivienda –como conjunto de atributos que la definen– sea lineal (Rosen, 1974; Kostov, 2009). Como es bien sabido, la selección incorrecta de la forma funcional de un modelo produce sesgo en los estimadores. La estimación de los modelos hedónicos con métodos semi-paramétricos, como es el caso de la regresión cuantílica, excluye la posibilidad de incurrir en sesgo por forma funcional inadecuada.

Por otro lado, el fenómeno de autocorrelación espacial suele estar presente prácticamente en todos los modelos de precios hedónicos bajo formas diversas, que suelen agruparse en dos: la dependencia espacial residual –modelo del error espacial– y la dependencia espacial sustantiva –modelo del retardo espacial–. La primera forma puede producirse por problemas de mala especificación de las unidades geográficas utilizadas en el estudio o por la propia heterogeneidad de los datos espaciales. En estos casos, los errores pueden distribuirse en forma agrupada –“clústeres” de valores similares en zonas concretas– de forma que, cuando no son recogidos adecuadamente en la especificación del modelo, dan lugar a heterogeneidad espacial continua o discreta –régimenes espaciales– y, por lo tanto, a problemas de ineficiencia, aunque no sesgo, en los estimadores MCO. Dada la similitud de este fenómeno con la heteroscedasticidad, el método de regresión cuantílica permite corregirlo, aunque no siempre o solo en parte.

Sin embargo, la modalidad de la dependencia espacial sustantiva se produce por un proceso explícito de difusión espacial por el que el precio de una vivienda depende del precio de las viviendas vecinas –o influye sobre él–. Esta relación causal en el precio de las viviendas situadas en localizaciones vecinas suele venir dada por la existencia de interacciones sociales entre los agentes en forma de normas sociales o de comportamientos de clase, aunque también es posible que aflore dependencia espacial sustantiva en los residuos de una regresión con problemas de forma funcional incorrecta u omisión de variable –espacialmente correlacionada– relevante. En cualquiera de estos casos, los estimadores MCO no solo son ineficientes, sino también sesgados. Este fenómeno de difusión o de desbordamiento espacial que se traslada a la perturbación aleatoria no es recogido adecuadamente por el método de regresión cuantílica estándar y, por este motivo, algunos autores han propuesto modelos de regresión cuantílica espacial.

Dependiendo del tipo de dependencia espacial que exista en el término del error –residual o sustantiva–, la literatura propone diversas especificaciones, como el modelo del error espacial o el modelo del retardo espacial, respectivamente, así como un conjunto de contrastes que permiten la selección adecuada del modelo final (Anselin, 1988). En el ámbito concreto de regresión cuantílica, algunos autores han propuesto el siguiente modelo de regresión cuantílica espacial que, por su especificación, podría ser calificado como “modelo de regresión cuantílica del retardo espacial”:

$$Y_i = \rho_\theta W_y + X \beta_\theta + u \quad (3)$$

en el que ρ_θ es el parámetro de retardo espacial, W la matriz de pesos espaciales², y el resto de variables las especificadas en la expresión (1).

La presencia, como variable explicativa, de la variable endógena espacialmente retardada implica la estimación de este modelo (3) por algún método de variables instrumentales. Algunos autores utilizan el procedimiento de Kim y Muller (2004), como en Zietz *et al.* (2008), mientras que otros –entre los que nos encontramos nosotros– proponen el método de variables instrumentales de regresión cuantílica –IVQR, en inglés– de Chernozhukov y Hansen (2006), adaptado por Su y Yang (2007) al modelo de regresión cuantílica del retardo espacial. Se trata de un procedimiento que podría considerarse como una aplicación, al método de regresión cuantílica, del procedimiento de mínimos cuadrados en dos etapas –2SLS, en inglés– de Kelejian y Prucha (1998) aplicado al modelo del retardo espacial. Este método podría resumirse en los siguientes apartados:

- 1) Para un cuantil dado (θ), se estima un modelo ordinario de regresión cuantílica, como en (1), de la variable endógena espacialmente filtrada, $y - \rho_\theta W_y$, sobre las variables explicativas (X) y las variables instrumentales que, en el caso espacial, suele estar compuesto por el grupo WX de variables explicativas espacialmente retardadas:

$$y - \rho_\theta W_y = X \beta_\theta + WX \gamma_\theta + u \quad (4)$$

donde γ_θ es el vector de parámetros correspondientes a los instrumentos. Este modelo se estima tantas veces como valores diferentes se consideren para el parámetro γ_θ que, cuando la matriz W está estandarizada por filas, adopta valores entre -1 y +1.

² La matriz W es una matriz cuadrada, de orden igual al número de unidades espaciales u observaciones (n), que expresa las relaciones de vecindad que existe entre ellas. En su forma más sencilla adopta valores 1-0 cuando dos unidades son consideradas –o no– como vecinas, respectivamente –siendo los valores de la diagonal principal iguales a cero, por convenio–. Esta matriz también es conocida como “operador retardo espacial” porque, premultiplicada por el vector de datos de una variable –por ejemplo, Wy –, da lugar a otra variable, que sería su retardo espacial o variable espacialmente retardada. En el contexto de la regresión espacial, la matriz W suele estar “estandarizada por filas”, de forma que la suma de los elementos de cada fila sea igual a la unidad (Anselin, 1988; Chasco, 2003).

- 2) Minimización de la norma del vector de coeficientes estimados para los instrumentos, en el conjunto total de estimaciones del punto anterior, con el objeto de calcular el estimador IVQR del parámetro autorregresivo espacial ρ_θ correspondiente a ese cuantil (θ).
- 3) Una vez obtenido el valor óptimo de ρ_θ , se estima de nuevo la regresión cuantílica ordinaria del modelo (4) para obtener los valores del vector de estimadores IVQR de los parámetros de las variables explicativas (β_θ).

De este modo, repitiendo este proceso para cada cuantil (θ), se obtendrían distintos estimadores de las variables explicativas (X), así como de la variable W_y —que expresa el fenómeno de interacción espacial—, según los valores de la distribución de la variable endógena (y). En la sección 4 se explicará con más detalle el modo concreto cómo implementamos este método en el modelo de precios hedónicos de la vivienda en la ciudad de Madrid.

3. DATOS

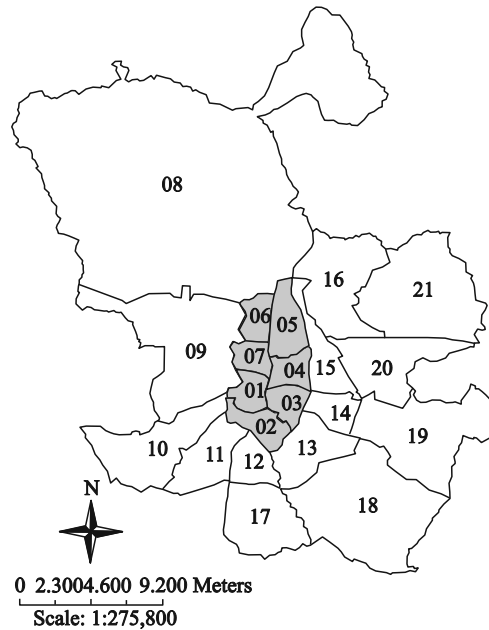
La base de datos para la construcción del modelo de precios hedónicos que se propone parte de la información extraída del portal de internet <www.idealista.com> especializado en la compra, venta y alquiler de viviendas. Los datos están referidos a un total de 5.080 viviendas de la Almendra Central de la ciudad de Madrid³ (mapa 1a) que estuvieron a la venta en ese portal en algún momento durante el mes de enero de 2008.

La variable del precio de la vivienda es el precio de venta en la web, habitualmente utilizado como *proxy* del precio efectivo de venta en estudios de similares características (Cheshire y Sheppard, 1998; Orford, 2000). En el mapa 1b se ha representado la distribución espacial de esta variable, expresada en logaritmos neperianos. Como puede observarse, existe un cierto patrón de agrupamiento espacial de la variable: las viviendas más caras se sitúan, por regla general, en los distritos de la mitad este de la Almendra Central—Chamartín, Salamanca y Retiro—, así como en el distrito occidental de Chamberí; mientras que en el otro extremo, las viviendas más baratas de la zona aparecen más o menos concentradas en la mitad sur—Arganzuela— y este—Tetuán y Centro—.

Las variables explicativas utilizadas en el modelo pueden agruparse en cuatro grupos, tal y como muestra la tabla 1: aquellas que tienen que ver con las características estructurales de las viviendas, diversas variables de accesibilidad, variables relativas a la calidad medioambiental y, por último, variables que tienen que ver con el contexto social en el que se sitúa la vivienda.

³ La Almendra Central es el área formada por los siete distritos—que, a su vez, se subdividen en cuarenta y tres barrios y setecientos ochenta secciones censales— que se encuentran rodeados por el primer anillo metropolitano: la calle o M-30. Con más del 30% de la población y del 50% del PIB municipal, la Almendra Central es una zona reconocida oficialmente y que desde hace años es objeto de estudio y planificación por las autoridades municipales (Ayuntamiento de Madrid, 2009a, 2010).

Mapa 1a.- Distritos de la ciudad de Madrid y su *Almendra Central* (zona sombreada)



Mapa 1b.- Distribución del precio de las viviendas de la muestra en esta zona



NOTA: Los distritos de la Almendra Central son los siguientes: 01: Centro, 02: Arganzuela, 03: Retiro, 04: Salamanca, 05: Chamartín, 06: Tetuán y 07: Chamberí.

FUENTE: Elaboración propia.

Con respecto al primer grupo de variables referidas a las características de la vivienda, todas han sido extraídas de la web de Idealista gracias a la información que proporcionan sus propietarios de forma voluntaria. Los aspectos que recogen son, entre otros, la superficie de la vivienda (lm^2), la altura a la que se encuentra situada la vivienda en el edificio ($fl = 1$ si la vivienda está situada en la primera planta del edificio o en pisos superiores, y $fl = 0$ en caso contrario), el tipo de vivienda (at , ho , du y be), que son variables binarias que toman el valor 1 cuando la vivienda en cuestión pertenezca a esa clasificación y 0 en caso contrario, y si se trata de una vivienda nueva (ne) o si necesita reformas (re).

Entre la información que los propietarios de las viviendas proporcionan está la de su localización física, que ha permitido situar los inmuebles en el mapa y calcular la distancia a diferentes puntos de interés como centros de negocios, de ocio o de transporte que influyen en el precio de la venta. Esas distancias dan lugar al grupo de variables de accesibilidad en el que se encuentran la distancia al centro de negocios (di), al parque más cercano (dp), al acceso que está más cerca de la calle o M-30 (mt), a la estación de metro más próxima (mm), al intercambiador de trans-

portes más próximo (*mi*) y a su localización en las principales vías urbanas (*bp*). En este último caso hemos seleccionado aquellas viviendas situadas a lo largo de los grandes ejes norte-sur y este-oeste, a una distancia media de 250 metros, que, a su vez, se han identificado como aquellas vías urbanas con un nivel de tráfico diario superior a los 60.000 vehículos (Ayuntamiento de Madrid, 2009b). Por lo que respecta a la variable *di*, se ha considerado como centro de negocios la zona conocida como Nuevos Ministerios en la que se encuentra una importante concentración empresarial y comercial, además de contar con conexiones de transporte a los principales puntos de la ciudad como el centro, las principales estaciones o el aeropuerto.

Tabla 1.- Descripción de variables del modelo

VARIABLE	DESCRIPCIÓN	FUENTE	UNIDADES	PERÍODO
CARACTERÍSTICAS ESTRUCTURALES DE LA VIVIENDA				
<i>lp</i>	Precio de venta	Idealista	Euros (en ln.)	Enero 2008
<i>fl</i>	Primer piso y superiores	Idealista	0-1	Enero 2008
<i>at</i>	Ático	Idealista	0-1	Enero 2008
<i>ho</i>	Chalet o chalets adosados	Idealista	0-1	Enero 2008
<i>du</i>	Dúplex	Idealista	0-1	Enero 2008
<i>be</i>	Estudio o apartamento	Idealista	0-1	Enero 2008
<i>lm</i>	Superficie	Idealista	m ² (en ln.)	Enero 2008
<i>re</i>	Para reformar	Idealista	0-1	Enero 2008
<i>ne</i>	Nuevo	Idealista	0-1	Enero 2008
VARIABLES DE ACCESIBILIDAD				
<i>dc</i>	Distancia al centro de negocios	Elab. prop. con GIS	km	-
<i>dm</i>	Distancia a la estación de metro más próxima	Elab. prop. con GIS	km	-
<i>di</i>	Distancia al intercambiador de transportes más próximo	Elab. prop. con GIS	km	-
<i>dt</i>	Distancia al acceso más próximo de la M-30	Elab. prop. con GIS	km	-
<i>dp</i>	Distancia al parque más próximo	Elab. prop. con GIS	km	-
<i>bp</i>	Localiz. junto a avenidas y calles principales	Elab. prop. con GIS	0-1	-
CARACTERÍSTICAS DEL ENTORNO SOCIAL				
<i>pm</i>	Porcentaje de población mayor de 65 años	Censo	%	Nov. 2001
<i>fo</i>	Porcentaje de población extranjera	Censo	%	Nov. 2001
<i>ed</i>	Porcentaje de población con educación superior (secundaria y universidad)	Censo	%	Nov. 2001
<i>un</i>	Tasa de paro	Censo	%	Nov. 2001
CARACTERÍSTICAS DEL ENTORNO MEDIOAMBIENTAL				
<i>co</i>	Porcentaje de viviendas con problemas de contaminación atmosférica	Censo	%	Nov. 2001
<i>no</i>	Porcentaje de viviendas con problemas de ruido	Censo	%	Nov. 2001

FUENTE: Elaboración propia a partir de <www.idealista.com> e INE (2001).

En relación con el precio de venta de una vivienda, aparte de sus características y del acceso a los transportes y a los principales centros de actividad, también influyen las características sociales y medioambientales de su entorno. Por lo que

respecta a las primeras, se ha contado con los datos del porcentaje de población de más de 65 años (*pm*), del porcentaje de población con titulación superior en enseñanza secundaria y universitaria (*ed*), del porcentaje de población extranjera (*fo*) y de la tasa de desempleo (*un*), todas ellas obtenidas del *Censo de Población y Viviendas de 2001* del Instituto Nacional de Estadística (INE) y, por lo tanto, disponibles para el ámbito de las secciones censales⁴.

Por último, este estudio pretende analizar la propensión marginal de la gente a pagar por una mejor calidad del aire (*co*) y por una reducción en los niveles de ruido (*no*) en el ámbito de la Almendra Central de Madrid. Con este fin, se han elaborado dos indicadores a partir de variables procedentes del *Censo de Población y Viviendas de 2001* del INE, disponibles para el ámbito de las secciones censales, definidas como el porcentaje de hogares que estima que su vivienda tiene un problema de contaminación, por un lado, o de ruido exterior, por otro. Estas dos variables han sido interpoladas espacialmente desde el ámbito de las secciones al nivel de las viviendas individuales por el método de krigeado ordinario, de forma que a cada una de ellas se le ha asignado un nivel de contaminación o ruido⁵.

Como puede apreciarse en el mapa 2, la distribución espacial de estas dos medidas subjetivas no es totalmente coincidente. En el caso de la polución aérea (mapa 2a), existe claramente una concentración de hogares que señala tener problemas de este tipo en su lugar de residencia en las zonas sur y oeste de la Almendra Central, afectando de forma general a los distritos Centro y Arganzuela; mientras que las viviendas situadas en el nordeste y este de la Almendra –fundamentalmente en el distrito de Chamartín– son los que menos problemas tienen de polución. Este resultado es más o menos coincidente con la distribución del precio de la vivienda (mapa 1b), aunque de signo contrario (el coeficiente de correlación lineal de Pearson entre ambas variables es de -0,1602): las zonas con mayores problemas de polución son aquellas con una menor concentración de viviendas caras, y viceversa.

Por lo que respecta al ruido (mapa 2b), la distribución espacial de esta variable en la zona de la Almendra Central está más dispersa y afecta más o menos a todos los distritos, ya que el ruido es un fenómeno de tipo más local que la polución atmosférica. El coeficiente de correlación lineal entre el ruido y el precio de la vivienda muestra una menor conexión entre ambas variables y de signo positivo: +0,0267. Pese a todo, se puede observar una mayor concentración de valores elevados –porcentaje de hogares que alegan tener un problema de ruido exterior en su vivienda– en los distritos del oeste –Tetuán, Chamberí y Centro– y del sur –Arganzuela– de esta zona de Madrid, que parecen ser las más afectadas por una menor calidad medioambiental.

⁴ Aunque estas variables están referidas al año 2001, su inclusión en un modelo en el que el resto de variables se refieren al año 2008 está justificada por el hecho de que se trata de medias poblacionales que suelen mantenerse bastante estables en el tiempo.

⁵ Para una mejor información sobre este proceso en su totalidad, véase Montero *et al.* (2010).

Esta concentración de valores similares en ciertas zonas de la ciudad –autocorrelación espacial– demuestra que las percepciones que la gente tiene de su propio entorno dependen en gran medida de las percepciones que tienen sus vecinos, amigos y demás miembros de su grupo o clase (Brody *et al.*, 2005).

Mapa 2a.- Mapa temático⁶ de la variable de percepción ambiental en la Almendra Central: polución aérea



Mapa 2b.- Mapa temático de la variable de percepción ambiental en la Almendra Central: ruido



FUENTE: Elaboración propia.

El análisis descriptivo pone de manifiesto que existen diferencias más o menos significativas en el impacto que los indicadores de percepción aérea y acústica tienen sobre el precio de la vivienda en la zona centro de Madrid. Lo lógico es que ese impacto sea negativo en ambos casos, es decir, que aquellas propiedades situadas en zonas con problemas de polución y/o ruido experimenten una reducción en sus precios comparado con otras viviendas de características similares situadas en zonas de mayor calidad medioambiental, aunque, como ya se ha indicado anteriormente, en la literatura de los modelos de precios hedónicos de la vivienda se han producido diferencias importantes en los resultados y, en concreto, los coefi-

⁶ Se ha utilizado la técnica del mapa de cortes naturales (Jenks y Caspall, 1971), que es un tipo de representación cartográfica que, para determinar los intervalos, identifica los puntos de corte de forma que se haga mínima la varianza total intra-grupos. De este modo, detecta agrupamientos y estructuras subyacentes en los datos, que muchas veces no se vislumbran a simple vista.

cientes correspondientes a las variables de calidad medioambiental no siempre han resultado significativos, ni siquiera de signo negativo (Bickel *et al.*, 2003). En la próxima sección, analizaremos los resultados obtenidos para las variables de percepción medioambiental en la Almendra Central de Madrid.

4. RESULTADOS

En esta sección se va a seguir una estrategia de modelización que parte de la formulación del siguiente modelo básico de precios hedónicos de la vivienda:

$$lp_i = \beta_1 + \beta_2 fl_i + \beta_3 at_i + \beta_4 ho_i + \beta_5 du_i + \beta_6 be_i + \beta_7 lm_i + \beta_8 re_i + \beta_9 ne_i + \beta_{10} dc_i + \beta_{11} dm_i + \beta_{12} di_i + \beta_{13} dt_i + \beta_{14} dp_i + \beta_{15} bp_i + \beta_{16} pm_i + \beta_{17} fo_i + \beta_{18} ed_i + \beta_{19} un_i + \beta_{20} co_i + \beta_{21} no_i + u_i \quad (4)$$

La estimación de este modelo da lugar a unos coeficientes muy significativos, a excepción de las variables de distancia a la M-30 y a los parques. Por lo que respecta a los signos, también son los esperados, salvo el correspondiente a la variable del ruido, cuyo estimador es de signo positivo, lo que estaría indicando que un incremento en la contaminación acústica provoca revalorizaciones en la vivienda, y viceversa (tabla 2). Sin embargo, la validez de estos resultados es muy relativa, debido a los problemas que presentan los errores: no normalidad, heteroscedasticidad y autocorrelación espacial, que estarían produciendo ineficiencia y, probablemente, también sesgo.

En efecto, por un lado, el test de Jarque-Bera rechaza con casi el 100% de confianza la hipótesis nula de normalidad; por otro lado, los tests de Koenker-Basset y de White rechazan la hipótesis nula de homoscedasticidad; y por último, el test de Kelejian-Robinson de autocorrelación espacial también rechaza con una confianza muy elevada la hipótesis nula de no autocorrelación espacial⁷. El cálculo de los contrastes de autocorrelación espacial, así como de las variables espacialmente retardadas, se ha realizado con una matriz W de pesos espaciales basada en la función inversa de la distancia al cuadrado entre cada par de viviendas, de forma que se concede una mayor ponderación a aquellas viviendas situadas a menor distancia, y viceversa.

Una alternativa a este modelo, que permitirá corregir el problema de autocorrelación espacial, sería el modelo del retardo espacial (5) que incorpora como explicativa la variable endógena espacialmente retardada (Wlp), es decir, el precio medio –ponderado por la distancia relativa– de las viviendas vecinas a una dada. Esta variable estaría recogiendo el efecto de desbordamiento espacial de las relaciones de interacción existentes entre los propietarios de viviendas vecinas, que

⁷ La no normalidad en los residuos puede afectar grandemente a la estimación por máxima-verosimilitud (MV) y a los resultados de los conocidos contrastes basados en el multiplicador de Lagrange (tests LM) de autocorrelación espacial. En estos casos, se recomienda recurrir al test de Kelejian y Robinson (1992), que es robusto a la no normalidad de los residuos.

tienden a fijar los precios según unos patrones comunes de comportamiento, quedando el precio de una vivienda condicionando al precio de las viviendas próximas.

$$lp_i = \rho Wlp_i + \beta_1 + \beta_2 fl_i + \beta_3 at_i + \beta_4 ho_i + \beta_5 du_i + \beta_6 be_i + \beta_7 lm_i + \beta_8 re_i + \beta_9 ne_i + \beta_{10} dc_i + \beta_{11} dm_i + \beta_{12} di_i + \beta_{13} dt_i + \beta_{14} dp_i + \beta_{15} bp_i + \beta_{16} pm_i + \beta_{17} fo_i + \beta_{18} ed_i + \beta_{19} un_i + \beta_{20} co_i + \beta_{21} no_i + u_i \quad (5)$$

donde ρ es el parámetro autorregresivo espacial que, para una matriz W estandarizada por filas y salvo error de especificación, suele tomar un valor entre -1 y +1. El carácter endógeno del retardo espacial y la no normalidad de los residuos aconsejan la estimación de este modelo por el método de variables instrumentales –mínimos cuadrados en dos etapas–, tomando como instrumentos las variables explicativas espacialmente retardadas (Anselin, 1988).

Tabla 2.- Resultados de la estimación de los diversos modelos formulados

VARIABLE	MODELO BÁSICO	MODELO DEL RETARDO ESPACIAL	REGRESIÓN CUANTÍLICA (mediana)	CUANTÍLICA ESPACIAL (mediana)
Estimación	MCO	IV	QR	IVQR
C	8,7317***	5,4449***	8.6714***	4.0928***
fl	0,1107***	0,1110***	0.1005***	0.1031***
at	0,0349***	0,0420***	0.0406***	0.0439***
ho	0,2658***	0,2252***	0.2353*	0.2377***
du	0,0494***	0,0515***	0.0344	0.0266
be	0,0779***	0,0634***	0.0770***	0.0589***
lm	0,8975***	0,8755***	0.8843***	0.8599***
re	-0,0674***	-0,0742***	-0.0603***	-0.0876***
ne	0,2085***	0,2015***	0.2159***	0.2105***
dc	-0,0581***	-0,0423***	-0.0513***	-0.0261***
dm	-0,0657***	-0,0549***	-0.0777***	-0.0470
di	0,0510***	0,0217***	0.0552***	-0.0567
dt	0,0080	0,0177***	0.0033	-0.0023
dp	-0,0150	-0,0081	-0.0014	-0.0899*
bp	0,0662***	0,0260***	0.0625***	0.0158*
pm	-0,0066***	-0,0048***	-0.0061***	-0.0038***
ed	0,0063***	0,0029***	0.0060***	0.0015*
fo	-0,0028***	-0,0014***	-0.0027***	-0.0020***
un	-0,0043***	-0,0018	-0.0041***	0.0014
co	-0,0023***	-0,0006	-0.0024***	-0.0005
no	0,0014***	0,0004	0.0012**	0.0002
wlp	-	0,2708***	-	0.4200
Jarque-Bera	428,70***	-	-	-
White	989,98***	961,02***	-	-
Kelejian-Robins	5.125***	-	-	-
Anselin-Kelejian	-	136***	-	-
I de Moran	-	-	0,1602***	0,0122

NOTA: ***Significativo para 0,01; **Significativo para 0,05; *Significativo para 0,1.

FUENTE: Elaboración propia.

Los resultados obtenidos con esta especificación son muy parecidos a la anterior, tanto en cuantía como en el signo de los estimadores, a excepción de las variables de paro y de calidad medioambiental, que dejan de ser estadísticamente significativas a cambio de la distancia a la M-30, que ahora sí que lo es. Por lo que respecta al estimador correspondiente al retardo espacial, resulta claramente significativo y de signo positivo, lo que demuestra la existencia de un condicionamiento espacial en el precio de la vivienda en Madrid.

Sin embargo, los residuos de esta regresión siguen teniendo un problema de heteroscedasticidad, como demuestra el test de White, y según el test de Anselin y Kelejian (1997), el efecto de autocorrelación no ha podido ser eliminado totalmente con la inclusión del retardo espacial. Ello llevaría a preguntarnos hasta qué punto el efecto de autocorrelación espacial no vendría inducido por el problema de heteroscedasticidad, que aún no ha sido abordado. Esto es, al menos, lo que indican Brunson *et al.* (1999).

Como ya se ha explicado, el método de regresión cuantílica es un buen instrumento para controlar el problema de heteroscedasticidad y de no normalidad por valores atípicos, así como la posibilidad de no linealidad en la especificación del modelo de precios hedónicos. Por ese motivo, aplicamos el método de regresión cuantílica al modelo, estimando un parámetro para cada decil del siguiente modo:

$$lp_i = \beta_{\theta 1} + \beta_{\theta 2} fl_i + \beta_{\theta 3} at_i + \beta_{\theta 4} ho_i + \beta_{\theta 5} du_i + \beta_{\theta 6} be_i + \beta_{\theta 7} lm_i + \beta_{\theta 8} re_i + \\ + \beta_{\theta 9} ne_i + \beta_{\theta 10} dc_i + \beta_{\theta 11} dm_i + \beta_{\theta 12} di_i + \beta_{\theta 13} dt_i + \beta_{\theta 14} dp_i + \beta_{\theta 15} bp_i + \\ + \beta_{\theta 16} pm_i + \beta_{\theta 17} fo_i + \beta_{\theta 18} ed_i + \beta_{\theta 19} un_i + \beta_{\theta 20} co_i + \beta_{\theta 21} no_i + u_i \quad (5)$$

donde θ es uno de los nueve deciles. Los resultados de la regresión mediana (para el quinto decil), que son los más representativos de la muestra en su conjunto, son los que se han seleccionado en la tabla 2. Los estimadores de las variables de paro, polución y ruido vuelven a ser estadísticamente significativos, pero dejan de serlo los coeficientes de distancia a la M-30 y al parque más próximo.

Sin embargo, el test I de Moran no permite aceptar la hipótesis nula de ausencia de autocorrelación espacial, lo que podría estar indicando la existencia de este efecto en los residuos de esta regresión⁸. Y es aquí donde es preciso especificar el modelo de regresión cuantílica espacial presentado en la ecuación (4), que permite controlar no solo por heteroscedasticidad sino por el efecto de autocorrelación espacial. El modelo (4) quedaría especificado del siguiente modo:

⁸ Es bien sabido que el test univariante I de Moran no ofrece resultados muy robustos cuando es aplicado sobre los residuos de una regresión, ya que ante todo es un test de mala especificación que puede resultar significativo no solo cuando existe autocorrelación espacial, sino también debido a otro tipo de problemas como, entre otros, no normalidad o heteroscedasticidad. Sin embargo, Anselin (2005) indica que cuando no resulta significativo, este test sí que permitiría aceptar, con toda seguridad, la hipótesis nula de no autocorrelación espacial en los residuos.

$$\begin{aligned}
lp_i - \rho Wlp_i = & \beta_{01} + \beta_{02} fl_i + \beta_{03} at_i + \beta_{04} ho_i + \beta_{05} du_i + \beta_{06} be_i + \beta_{07} lm_i + \\
& + \beta_{08} re_i + \beta_{09} ne_i + \beta_{010} dc_i + \beta_{011} dm_i + \beta_{012} di_i + \beta_{013} dt_i + \\
& + \beta_{014} dp_i + \beta_{015} bp_i + \beta_{016} pm_i + \beta_{017} fo_i + \beta_{018} ed_i + \beta_{019} un_i + \\
& + \beta_{020} co_i + \beta_{021} no_i + u_i
\end{aligned} \quad (5)$$

De cara a la selección del valor óptimo del parámetro ρ_0 en cada decil, se ha estimado este modelo tantas veces como valores hay en el intervalo [-1; +1], con una diferencia de 0,01 (300 simulaciones). Finalmente, los valores de este parámetro que minimizan la norma de coeficientes correspondientes a las variables instrumentales –explicativas espacialmente retardadas– son los que se seleccionan para filtrar la variable endógena y estimar los parámetros correspondientes a las variables explicativas. En la tabla 3 se presentan los resultados correspondientes a los nueve deciles.

Tabla 3.- Resultados completos de la estimación de la regresión cuantílica espacial

VARIABLE	1º DECIL	2º DECIL	3º DECIL	4º DECIL	5º DECIL MEDIANA	6º DECIL	7º DECIL	8º DECIL	9º DECIL
C	4.1785***	4.5862***	4.4796***	4.5823***	4.0928***	4.2492***	4.1387***	3.6344***	2.9691***
fl	0.1352***	0.1199***	0.1111***	0.1092***	0.1031***	0.1016***	0.0953***	0.0874***	0.0783***
at	0.0134***	0.0289***	0.0347***	0.0280***	0.0439***	0.0519***	0.0614***	0.0803***	0.0791***
ho	0.0094**	-0.0164	0.1075	0.2025***	0.2377***	0.2915***	0.3270***	0.3955***	0.5312***
du	0.0715**	0.0614**	0.0382**	0.0265	0.0266	0.0468*	0.0501***	0.0351	0.0302
be	-0.0086	0.0353	0.0418***	0.0389***	0.0589***	0.0635***	0.0611***	0.0816***	0.0786***
lm	0.8116***	0.8320***	0.8455***	0.8485***	0.8599***	0.8697***	0.8748***	0.8937***	0.9013***
re	-0.1150***	-0.0916***	-0.0835***	-0.0992***	-0.0876***	-0.1142***	-0.1058***	-0.1021***	-0.1161***
ne	0.1995***	0.1981***	0.2296***	0.2209***	0.2105***	0.2070***	0.2136***	0.1927***	0.1912***
dc	-0.0125	-0.0213***	-0.0267***	-0.0268***	-0.0261***	-0.0276***	-0.0317***	-0.0259***	-0.0303***
dm	0.0354	0.0460	0.0317	0.0185	-0.0470	-0.0939*	-0.0981*	-0.0367	-0.0531
di	-0.0659	-0.0231	-0.0282	-0.0440	-0.0567	-0.0540	-0.1005	-0.0731	-0.1274*
dt	0.0807	0.0985	0.0626	0.0859	-0.0023	0.0322	0.0817	0.1902**	0.1212
dp	-0.1104	-0.1548**	-0.0853	-0.0954*	-0.0899*	-0.0583	0.0148	-0.0611	-0.0280
bp	0.0076	0.0171*	0.0136	0.0173**	0.0158*	0.0204**	0.0199**	0.0189**	0.0165
pm	0.0003	-0.0019*	-0.0026**	-0.0037***	-0.0038***	-0.0044***	-0.0040***	-0.0036***	-0.0055***
ed	0.0031***	0.0032***	0.0025***	0.0026***	0.0015*	0.0021***	0.0033***	0.0023***	0.0018
fo	-0.0012	-0.0011	-0.0016***	-0.0018***	-0.0020***	-0.0016**	-0.0016**	-0.0016**	-0.0023**
un	-0.0005	-0.0018	0.0000	0.0002	0.0014	0.0002	0.0005	0.0012	0.0013
co	-0.0013	-0.0002	0.0001	-0.0004	-0.0005	-0.0005	-0.0010*	-0.0013*	-0.0018**
no	0.0005	-0.0003	-0.0003	0.0000	0.0002	0.0002	0.0003	0.0006	0.0018***
wlp	0.4100***	0.3600***	0.3600***	0.3400***	0.4200***	0.4200***	0.4000***	0.4800***	0.5700***
Test I	0.0293*	0.0218*	0.0170	0.0173	0.0122	0.0122	0.0132	0.0087	0.0121

NOTA: ***Significativo para 0,01; **Significativo para 0,05; *Significativo para 0,1.

FUENTE: Elaboración propia.

Como puede observarse, los coeficientes autorregresivos espaciales son muy significativos, sobre todo en los dos últimos deciles, correspondientes a las viviendas de más alto precio (superior a 550.000 euros). Este resultado indica que el fenómeno de interacción espacial existente entre los propietarios a la hora de fijar el

precio de la vivienda es más intenso en las áreas de la ciudad donde esta es más cara.

Esta clara significatividad del coeficiente autorregresivo espacial también es corroborada por el test I de Moran, que permite aceptar la hipótesis nula de ausencia de autocorrelación espacial en los residuos de esta regresión. En el caso de los deciles 1º y 2º, esta hipótesis solo podría aceptarse para un *p*-valor de al menos 0,10, lo que confirmaría que para estos deciles el modelo aún pudiera tener algún problema de autocorrelación espacial y/o algún otro error de especificación. En definitiva, ello estaría demostrando un menor poder explicativo del modelo para el segmento de las viviendas más baratas –entre 70.000 y 260.000 euros–, localizadas en su mayoría en los barrios occidentales del distrito de Tetuán, en los barrios norte y sur del distrito Centro y en la zona central de Arganzuela⁹.

Además, es interesante destacar que las únicas variables que son estadísticamente significativas en todos los deciles son características estructurales de la vivienda, como altura de la vivienda (piso), superficie, vivienda nueva y vivienda para reformar, siendo el resto de variables estructurales también muy significativas en casi todos los deciles de la distribución de la variable endógena.

Por lo que respecta a las variables de accesibilidad, solo la distancia al centro de negocios resulta significativa prácticamente en todos los deciles, y lo mismo sucede en el bloque de variables del entorno socioeconómico con el porcentaje de población mayor de 65 años y con el porcentaje de población con educación superior.

La consideración explícita y conjunta de la heteroscedasticidad y la autocorrelación espacial en el modelo ha rebajado considerablemente la importancia de algunas variables de accesibilidad y, sobre todo, de las variables de calidad medioambiental que, como puede observarse, solo resultan significativas para los últimos deciles.

En el caso de la contaminación atmosférica, el coeficiente es prácticamente siempre negativo, pero solo significativo para los tres últimos deciles, que se corresponden con las viviendas más caras, con un precio superior a 470.000 euros. Por lo tanto, para el resto de las viviendas, el incremento en la polución atmosférica no parece tener efecto sobre su precio, y viceversa.

El coeficiente del ruido no es significativo en casi todos los deciles, salvo en el último –viviendas de más de 760.000 euros–, donde resulta positivo y significativo. Según esto, las viviendas del centro de Madrid no se ven muy afectadas por un incremento en el nivel de ruido, excepto en el caso de las viviendas que podríamos calificar “de lujo” –Castellana, El Viso, Recoletos–, donde los compradores parecen valorar el ruido positivamente. Esta valoración, tan contraria a lo esperado, puede deberse al muy elevado sentido de pertenencia que suelen tener los propietarios de estas viviendas, para los que un incremento en los niveles de ruido de la zona no parece tener importancia, unido a la existencia de ciertas externalidades posi-

⁹ Por ejemplo, para las viviendas del primer decil, las únicas variables explicativas con impacto relevante sobre el precio de la vivienda son las estructurales, el nivel educativo y el efecto de interacción espacial.

tivas del tipo de ruido que se padece en los barrios residenciales, como la proximidad a zonas comerciales exclusivas o a centros históricos de alto valor artístico y cultural.

Otra razón que justifique este resultado la encontramos en Bickel *et al.* (2003), quienes demuestran que siempre que no se excedan ciertos niveles de ruido que supongan una amenaza para la población, el coste de un decibelio adicional de ruido es menor allí donde el nivel general de ruido es mayor, lo que vendría a justificar una política de concentración espacial de “emisores de ruido” en determinadas zonas de los centros urbanos.

Por lo que respecta a la contaminación, podría concluirse algo similar para todas las áreas de la ciudad, excepto para los barrios más exclusivos, donde tiene un efecto claramente negativo con un coste creciente a medida que la vivienda aumenta su valor.

5. CONCLUSIONES

En este artículo hemos aplicado un modelo de precios hedónicos para analizar el efecto que la polución atmosférica y el ruido tienen sobre el precio de la vivienda en el centro de Madrid. A continuación, presentamos algunos aspectos importantes sobre la metodología empleada. En primer lugar, hemos considerado de forma conjunta la polución atmosférica –fenómeno mucho más analizado– y la contaminación acústica. En segundo lugar, hemos utilizado medidas subjetivas de la contaminación, basadas en percepciones de la población sobre estos problemas medioambientales. En tercer lugar, hemos aplicado el método de la regresión cuantílica espacial, que incorpora de forma explícita el papel que el espacio geográfico y la vecindad tienen en el proceso de fijación del precio de la vivienda. En nuestra opinión, esta es la primera vez en que todos estos aspectos –evaluación del impacto de la contaminación sobre el precio de la vivienda urbana, utilización de variables de percepción y regresión cuantílica espacial– se combinan en un modelo de precios hedónicos.

La regresión cuantílica espacial es un buen medio para controlar problemas habituales en los modelos hedónicos, como la no linealidad, la no normalidad por asimetrías y puntos atípicos, la heteroscedasticidad y la autocorrelación espacial, ajustando varias rectas de regresión a diferentes puntos de la distribución de la variable de precios.

En una primera fase de nuestro estudio, el análisis exploratorio espacial permite detectar un mayor nivel de correlación (inversa) entre la contaminación atmosférica y el precio de la vivienda, debido a la distribución más agrupada en ciertas zonas del espacio (autocorrelación espacial) mostrada por ambas variables. Sin embargo, el ruido, quizá por su carácter más local que la contaminación atmosférica, tiene una distribución más difusa (menor autocorrelación espacial), que afecta a casi todos los barrios y zonas de la Almendra Central, lo que hace más difícil

identificar patrones de covariación entre esta variable y el precio de la vivienda.

Los resultados del modelo de regresión cuantílica espacial muestran que ni la contaminación atmosférica ni el ruido tienen un efecto claramente significativo sobre el precio de la vivienda, excepto en las zonas con viviendas más caras, donde la polución es claramente una externalidad negativa. Sin embargo, hemos encontrado que el efecto del ruido sobre el precio de la vivienda es positivo (un signo claramente contrario al esperado), en el segmento de viviendas de lujo, posiblemente debido al alto sentido de pertenencia existente en sus moradores, unido a la existencia de ciertas externalidades positivas asociadas al ruido en estas zonas, como calles comerciales exclusivas y zonas de alto valor histórico o cultural.

Este resultado también es un tanto acorde con ciertos resultados encontrados en la literatura, según los cuales el coste marginal de un decibelio más de ruido, en zonas donde no se superan ciertos niveles claramente perjudiciales para la salud, son inferiores allí donde el ruido ambiente es, ya de por sí, superior a la media. Estas conclusiones vendrían a justificar ciertas políticas de concentración de emisores de ruido en aquellas zonas urbanas donde este es ya de por sí elevado. Y algo similar podría decirse de la contaminación atmosférica, excepto en las zonas más exclusivas de la ciudad, donde el efecto es claramente negativo.

BIBLIOGRAFÍA

- ANSELIN, L. (1988): *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Dordrecht: Kluwer Academic Press
- ANSELIN, L. (2005): *Exploring Spatial Data with GeoDa: A Workbook*. Urbana-Champaign, IL: University of Illinois, Spatial Analysis Laboratory.
- ANSELIN, L.; KELEJIAN, H.H. (1997): "Testing for Spatial Error Autocorrelation in the Presence of Endogenous Regressors", *International Regional Science Review*, 20 (1-2), pp. 422-448.
- AYUNTAMIENTO DE MADRID (2009a): *Plan de Acción del Área de Gobierno de Urbanismo y Vivienda para la Revitalización del Centro Urbano 2008-2011*. Madrid: Ayuntamiento de Madrid, Área de Gobierno de Urbanismo y Vivienda.
- AYUNTAMIENTO DE MADRID (2009b): *Average Daily Intensity of Urban Traffic Report*. Madrid: Ayuntamiento de Madrid.
- AYUNTAMIENTO DE MADRID (2010): *Contabilidad Municipal de la Ciudad de Madrid. Base 2002. Serie 2000 – 2008 (1ªe)*. Madrid: Ayuntamiento de Madrid, Dirección General de Estadística.
- BARANZINI, A.; SCHAERER, C.; THALMANN, P. (2010): "Using Measured Instead of Perceived Noise in Hedonic Models", *Transportation Research Part D*, 15, pp. 473-482.
- BEREZANSKY, B.; PORTNOV, B.A.; BARZILAI, B. (2010): "Objective vs. Perceived Air Pollution as a Factor of Housing Pricing: A Case Study of the Greater Haifa Metropolitan Area", *Journal of Real Estate Literature*, 18, pp. 99-122.
- BICKEL, P.; SCHMID, S.; TERVONEN, J.; HÄMEKOSKI, J.; OTTERSTRÖM, T.; ANTON, P.; ENEL, R.; LEONE, G.; VAN DONSELAAR, P.; CARMIGCHELT, H. (2003): *Deliverable 11: Environ-*

- mental Marginal Cost Case Studies*. UNITE 1999-AM.11157. Unification of Accounts and Marginal Costs for Transport Efficiency.
- BRUNSDON, C.; FOTHERINGHAM, A.S.; CHARLTON, M. (1999): "Some Notes on Parametric Significance Tests for Geographically Weighted Regression", *Journal of Regional Science*, 39, pp. 497-524.
- BRODY, S.D.; PECK, B.M.; HIGHFIELD, W.E. (2004): "Examining Localized Patterns of Air Quality Perception in Texas: A Spatial and Statistical Analysis", *Risk Analysis*, 24, pp. 1561-1574.
- BUCHINSKY, M. (1995): "Estimating the Asymptotic Covariance Matrix for Quantile Regression Models. A Monte Carlo Study", *Journal of Econometrics*, 68, pp. 303-338.
- BUCHINSKY, M. (1998): "Recent Advances in Quantile Regression Models: A Practical Guideline for Empirical Research", *The Journal of Human Resources*, 33 (1), pp. 88-126.
- CHASCO, C.; LE GALLO, J. (2012): "Hierarchy and Spatial Autocorrelation Effects in Hedonic Models", *Economics Bulletin*, 32 (2), pp. 1474-1480.
- CHESHIRE, P.; SHEPPARD, S. (1998): "Estimating the Demand for Housing, Land, and Neighborhood Characteristics", *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 60 (3), pp. 357-382.
- CHERNOZHUKOV, V.; HANSEN, C. (2006) "Instrumental Quantile Regression Inference for Structural and Treatment Effect Models", *Journal of Econometrics*, 127, pp. 491-525.
- COMISIÓN EUROPEA (1996): *Future Noise Policy – European Commission Green Paper*. [COM (96) 540 final]. Bruselas: Comisión Europea.
- EUROPEAN ENVIRONMENT AGENCY (2000): *Are we Moving in the Right Direction? Indicators on Transport and Environment Integration in the EU*. (Environmental Issue Report, 12/2000). Copenhagen: European Environment Agency (EEA).
- EFRON, B.; TIBSHIRANI, R.J. (1993): *An Introduction to the Bootstrap*. Chapman & Hall.
- HARTLEY, P.R.; HENDRIX, M.E.; OSHERSON, D. (2005): *Real Estate Values and Air Pollution: Measured Levels and Subjective Expectations*. (Discussion Paper). Houston, TX: Rice University.
- INSTITUTO NACIONAL DE ESTADÍSTICA (2001): *Censo de Población y Viviendas de 2001*. Madrid: Instituto Nacional de Estadística (INE).
- JENKS, G.F.; CASPALL F.C. (1971): "Error on Choroplethic Maps: Definition, Measurement, Reduction", *Annals of the Association of American Geographers*, 61 (2), pp. 217-244.
- KELEJIAN, H.H.; PRUCHA, I.R. (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, pp. 99-121.
- KELEJIAN, H.H.; ROBINSON, D. (1992): "Spatial Autocorrelation: A New Computationally Simple Test with an Application to per Capita County Policy Expenditures", *Regional Science and Urban Economics*, 22, pp. 317-331.
- KOENKER, R.; BASSET, G. (1978): "Regression Quantiles", *Econometrica*, 46 (1), pp. 33-50.
- KOSTOV, P. (2009): "A Spatial Quantile Regression Hedonic Model of Agricultural Land Prices", *Spatial Economic Analysis*, 4 (1), pp. 53-72.
- LANG, R.L.; JONES, H.J. (1979): "Hedonic Property Valuation Models: Are Subjective Measures of Neighbourhood Amenities Needed?", *AREUEA Journal*, 7, pp. 451-465.
- LIAO, W.C.; WANG, X. (2012): "Hedonic House Prices and Spatial Quantile Regression", *Journal of Housing Economics*, 21 (1), pp. 16-27.

- MAK, S.; CHOY, L.; HO, W. (2010): "Quantile Regression Estimates of Hong Kong Real Estate Prices", *Urban Studies*, 47 (11), pp. 2461-2472.
- MCMILLEN, D.P. (2008): "Changes in the Distribution of House Prices Over Time: Structural Characteristics, Neighborhood, or Coefficients?", *Journal of Urban Economics*, 64, pp. 573-589.
- MCMILLEN, D.P.; THORSNES P. (2006): "Housing Renovations and the Quantile Repeat-Sales Price Index", *Real Estate Economics*, 34 (4), pp. 567-584.
- MONTERO, J.M.; CHASCO, C.; LARRAZ, B. (2010): "Building an Environmental Quality Index for a Big City: A Spatial Interpolation Approach Combined with a Distance Indicator", *Journal of Geographical Systems*, 12, pp. 435-459.
- ORGANIZACIÓN MUNDIAL DE LA SALUD (OMS) (2006): *Air Quality Guidelines for Particulate Matter, Ozone, Nitrogen Dioxide and Sulfur Dioxide. Global Update 2005, Summary of Risk Assessment*. Geneva: WHO Press.
- ORFORD, S. (2000): "Modelling Spatial Structures in Local Housing Market Dynamics: A Multilevel Perspective", *Urban Studies*, 37, pp. 1643-1671
- POOR, P.J.; BOYLE, K.J.; TAYLOR, L.O.; BOUCHARD, R. (2001): "Objective Versus Subjective Measures of Water Clarity in Hedonic Property Value Models", *Land Economics*, 77 (4), pp. 482-493.
- ROSEN, S. (1974): "Hedonic Prices and Implicit Markets: Product Differentiation in Pure Competition", *Journal of Political Economy*, 82, pp. 34-55.
- SU, L.; YANG, Z. (2007): *Instrumental Variable Quantile Estimation of Spatial Autoregressive Models*. (Research Collection School of Economics, 1074). Singapore: Singapore Management University.
- ZIETZ, J.; ZIETZ, E.; SIRMANS, S. (2008): "Determinants of House Prices: A Quantile Regression Approach", *Journal of Real Estate Finance and Economics*, 37 (4), pp. 317-333.