

# **APROXIMACIÓN A LA VARIABILIDAD ESPACIAL DE LAS CARACTERÍSTICAS Y DEL PRECIO DE LA VIVIENDA. UNA APLICACIÓN.**

**Jorge M. Chica Olmo**

Departamento de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa.  
Universidad de Granada  
e-mail: [jchica@ugr.es](mailto:jchica@ugr.es)

**Rafael A. Cano Guervós**

Departamento de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa.  
Universidad de Granada  
e-mail: [jchica@ugr.es](mailto:jchica@ugr.es)

## **Resumen**

En este trabajo se realiza un estudio de las características y el precio de la vivienda. En primer lugar, se analiza mediante la función variograma de qué forma varían sobre el espacio el precio unitario de la vivienda y las características de la vivienda que lo determinan. Para detectar cuáles son las características de la vivienda que más influyen sobre su precio se utiliza el método de regresión.

En segundo lugar, se estima de forma univariante<sup>1</sup> el precio de la vivienda, mediante el estimador espacial de Krigeaje. Además, se expone la aplicación de estas metodologías para el estudio del precio de la vivienda en el distrito de Chamberí (Madrid).

*Palabras clave:* Variograma, Krigeaje, Precio de la Vivienda.

---

<sup>1</sup> Una aplicación multivariante de esta metodología puede ser consultada en Chica Olmo, J(1995).

## **1. Metodología**

### **1.1. Dependencia espacial. El variograma**

El concepto de dependencia o autocorrelación espacial juega un papel importante en la metodología que se va a proponer, por lo que dedicaremos algunas líneas más a analizarlo. La presencia de dependencia espacial en los valores de los bienes urbanos significa que éstos dependen de su localización en el espacio, por lo que los bienes próximos en el espacio están relacionados entre sí, se influyen entre sí, y tienden a presentar valores similares, pues sus características localizativas son semejantes. A medida que los inmuebles se encuentran más alejados, estas relaciones de dependencia y de similitud entre sus características y, por ende, entre sus valores, van disminuyendo. En definitiva, los valores de los bienes urbanos dependen de su localización, pero no tanto de su localización propia, sino de su localización relativa, esto es, de su ubicación respecto de los demás bienes urbanos.

Hay diversas razones para justificar la presencia de dependencia espacial en la formación de los valores urbanos. La primera es que la proximidad geográfica entre los bienes urbanos facilita el denominado “contagio espacial”, provocado por la interacción entre los bienes próximos y por la transmisión de información entre los agentes económicos (compradores, vendedores, intermediarios, etc.). Por ejemplo, a la hora de fijar un precio a la vivienda, el vendedor toma como referencia los precios que conozca de las viviendas cercanas, por lo que los valores en el mercado de las viviendas estarán correlacionados entre sí, dependerán unos de otros.

Otras razones son el efecto de atracción/repulsión entre los distintos usos del suelo (por ejemplo, la repulsión entre el uso industrial y el residencial, o la atracción entre el uso residencial y el comercial), el efecto de atracción/repulsión entre distintos utilizadores del espacio, con el consiguiente corolario de jerarquización espacial por cuestiones socioeconómicas, raciales, etc., que tiende a concentrar a determinado tipo de utilizadores en ciertas zonas de la ciudad. Por ejemplo, esta jerarquización se refleja en la existencia de barrios de lujo, con precios de la vivienda altos, que excluyen la entrada a capas sociales con rentas bajas, por lo que, a su vez, éstas tienden a concentrarse en otras zonas.

La presencia de dependencia espacial en la variable analizada puede ser detectada mediante la función variograma, que indica la forma en que van variando los valores de la variable sobre el plano, es decir, su estructura espacial de variabilidad o autocorrelación. La función variograma se define como  $\frac{1}{2}$  de la esperanza de los incrementos cuadráticos de primer orden de  $Z(x)$ , cuya expresión es:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} E[Z(x+h) - Z(x)]^2$$

donde  $h$  es el vector distancia que separa dos puntos del plano (véase Ilustración 1).

Generalmente el variograma es desconocido, por lo que a partir de los datos muestrales se obtiene un estimador insesgado y robusto denominado variograma experimental (Matheron, 1970):

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2NP(h_\theta)} \sum_{i=1}^{NP(h_\theta)} [Z(x_i + h_\theta) - Z(x_i)]^2$$

$Z(x_i + h_\theta)$  y  $Z(x_i)$  es una pareja de valores muestrales de la variable  $Z$ , en los puntos  $x_i + h_\theta$  y  $x_i$  (la localización de cada punto es dada por sus coordenadas cartesianas)

$h_\theta$  es la distancia entre parejas de puntos en la dirección  $\theta$  en el plano. Esta distancia se denomina paso del variograma. Normalmente  $\theta$  es alguna de las cuatro direcciones principales en el plano: E-O ( $0^\circ$ ), NE-SO ( $45^\circ$ ), N-S ( $90^\circ$ ) y NO-SE ( $135^\circ$ ).

$NP(h_\theta)$  es el número de parejas de puntos que se encuentran entre sí a una distancia  $h$  en la dirección  $\theta$ .

Calculado el variograma experimental medio (media de los cuatro variogramas direccionales), el siguiente paso es el estudio del comportamiento espacial de la variable a través del variograma teórico, que es un modelo de variograma que se ajusta al experimental (Cressie, 1991). Las razones para utilizar el variograma teórico son: a) se hallan tabulados sus parámetros, que posteriormente se usan en la fase de

estimación espacial por Krigeaje; b) está definido para toda distancia  $h$ , mientras que el experimental sólo es conocido para las distancias entre los puntos muestrales.

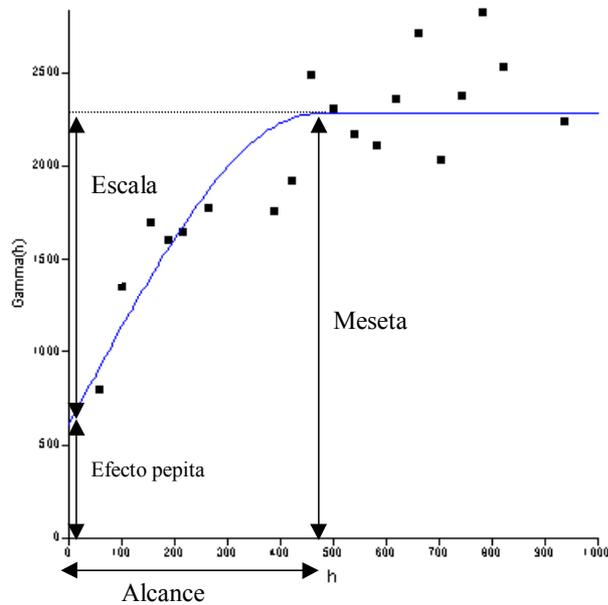


Ilustración 1. Variogramas experimental y teórico. Características.

A grandes rasgos, se pueden diferenciar dos tipos de variogramas: con meseta y sin meseta. Los variogramas con meseta son estacionarios, y se caracterizan por su rápido incremento (aumento de la variabilidad entre los valores de la variable) a medida que aumenta la distancia  $h$  entre las localizaciones, hasta que se produce su estabilización en torno a la meseta, que es el mayor valor que toma el variograma. La meseta coincide con la varianza finita de la variable, que, además, presenta media constante. La distancia para la cual se produce la estabilización del variograma se denomina alcance, y representa la distancia hasta la cual los valores de la variable están correlacionados entre sí (en nuestro caso, la distancia hasta la cual los precios de las viviendas se influyen entre sí; a partir de dicha distancia los precios de las viviendas dejan de presentar dependencia espacial).

Los variogramas sin meseta o no estacionarios crecen ilimitadamente. Se corresponden con variables de varianza infinita (con capacidad de dispersión

ilimitada), pudiendo ser su media constante o no constante (en este último caso, se dice que la variable presenta deriva o tendencia).

Cuando se obtienen variogramas diferentes para las diversas direcciones en el plano se dice que la variable presenta anisotropía. Ello implica que los valores del variograma no dependen solamente del módulo del vector  $h$ , como ocurriría en caso de isotropía, sino también de su dirección. En este punto se debe obrar con cautela, pues los diferentes variogramas pueden también deberse a una gran heterogeneidad en los datos o, simplemente, a las fluctuaciones muestrales.

Cuando el variograma no arranca del origen de coordenadas, sino que presenta un cierto salto o discontinuidad para  $h=0$ , se dice que existe “efecto pepita”. Ello podría significar que la variable tiene cierto grado de discontinuidad para pequeñas distancias: por ejemplo, cuando existen viviendas muy cercanas cuyos precios son muy diferentes. El efecto pepita también puede deberse a que exista una escala de variación en la variable que sea inferior a las distancias existentes entre las viviendas del muestreo, por lo que éste ha sido incapaz de detectarla, apareciendo así un cierto grado de aleatoriedad en el origen. También puede ser causado por errores de medida o de muestreo. Un caso extremo de discontinuidad es el de una variable con comportamiento aleatorio puro (efecto pepita puro), que se da cuando no existe dependencia espacial entre sus valores. Entonces, el variograma parte del valor de la varianza experimental y continúa paralelo al eje de abscisas.

## **1.2. Estimador espacial de Krigeaje**

Después de estudiar la estructura de variabilidad del fenómeno, a través del variograma, en la siguiente fase se lleva a cabo el proceso de estimación espacial, mediante el método de Krigeaje. Éste se nutre, por un lado, de la información aportada por los datos muestrales y, por otro, de la información sobre la variabilidad del fenómeno, proporcionada por el variograma.

A partir de los valores muestrales de la variable  $Z$  en  $n$  localizaciones:  $Z(x_1), \dots, Z(x_n)$ , se pretende estimar el valor de  $Z$  en el punto  $x_0$  (es decir, el precio de la vivienda situada en  $x_0$ , véase Ilustración 2). Para realizar este proceso de inferencia espacial se obtiene el estimador de Krigeaje, que proporciona una estimación del valor más

probable del precio de la vivienda en  $x_0$ , teniendo en cuenta los precios de las viviendas muestrales situadas en un entorno más o menos próximo a  $x_0$ .

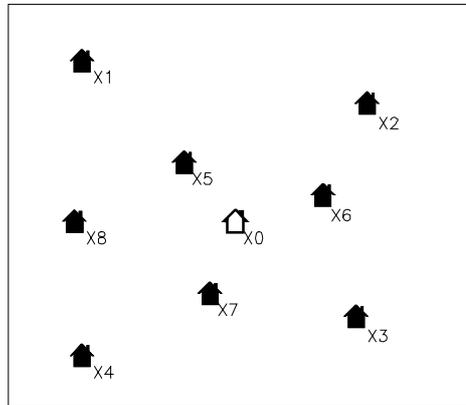


Ilustración 2. Localización espacial de  $Z(x_0)$ .

La estimación por Kriging de la variable  $Z$  en  $x_0$ ,  $\hat{Z}_k(x_0)$ , se define como una combinación lineal de los datos muestrales  $Z(x_i)$  y de los pesos o ponderadores de Kriging  $\lambda_i$ :

$$\hat{Z}_k(x_0) = \lambda_1 Z(x_1) + \dots + \lambda_n Z(x_n) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i)$$

Los rasgos más destacables del estimador de Kriging son:

1) Los pesos se obtienen de forma que el estimador de Kriging, además de lineal, sea insesgado y óptimo. Para que sea insesgado, se demuestra que la suma de los ponderadores utilizados para estimar en  $x_0$ , ha de ser igual a 1. Para que sea óptimo se ha de minimizar la varianza del error de estimación. Dicho error de predicción por Kriging se define:

$$e_k(x_0) = \hat{Z}_k(x_0) - Z(x_0)$$

2) Para obtener los pesos de manera que la varianza del error sea mínima, sujeta a la restricción de que el estimador sea insesgado, se ha de minimizar el lagrangiano:

$$L(\lambda_i, \mu) = \frac{1}{2} Var[e_k(x_0)]^2 - \mu \left( \sum_{i=1}^n \lambda_i - 1 \right)$$

obteniéndose el sistema de ecuaciones de Krigeaje:

$$\begin{cases} \lambda_1 \gamma(x_1 - x_1) + \lambda_2 \gamma(x_1 - x_2) + \dots + \lambda_n \gamma(x_1 - x_n) + \mu = \gamma(x_1 - x_0) \\ \lambda_1 \gamma(x_2 - x_1) + \lambda_2 \gamma(x_2 - x_2) + \dots + \lambda_n \gamma(x_2 - x_n) + \mu = \gamma(x_2 - x_0) \\ \vdots \\ \lambda_1 \gamma(x_n - x_1) + \lambda_2 \gamma(x_n - x_2) + \dots + \lambda_n \gamma(x_n - x_n) + \mu = \gamma(x_n - x_0) \\ \lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_n = 1 \end{cases}$$

El sistema consta de  $n+1$  ecuaciones, con  $n+1$  incógnitas a determinar (los  $n$  pesos y el multiplicador  $\mu$ ). En el primer miembro de las  $n$  primeras ecuaciones se recoge la combinación lineal de los pesos y los valores del variograma teórico entre el punto  $x_i$  (vivienda situada en  $x_i$ ) y todos los demás puntos (viviendas) que intervienen en la estimación. En el segundo miembro, el variograma entre  $x_i$  y el punto donde se quiere estimar,  $x_0$ .

3) Del sistema de ecuaciones se deduce que la obtención de los pesos se basa en la estructura espacial de variabilidad de la variable precio (recogida mediante el variograma) y en la posición relativa de las viviendas (tanto entre las viviendas muestrales como la posición relativa entre éstas y el lugar donde se quiere estimar), pero los precios de las viviendas no influyen. Así, generalmente el estimador asigna pesos elevados a las viviendas más cercanas al lugar donde se quiere estimar,  $x_0$ , y pesos bajos a las más alejadas de éste, sin tener en cuenta los precios para dichas viviendas. No obstante, esto puede incumplirse, por ejemplo, en el caso de que la variable tenga un comportamiento anisotrópico.

## 2. Aplicación

### 2.1. Información disponible

Los datos utilizados proceden del estudio de mercado efectuado por el Centro de Gestión Catastral y Cooperación Tributaria de Madrid, durante el año 1995. En concreto, la aplicación se ha circunscrito a las 50 viviendas del muestreo situadas en el distrito de Chamberí. La muestra utilizada sólo contiene viviendas plurifamiliares o colectivas en edificación vertical (pisos). En la Ilustración 3 se recoge un plano con

las principales calles y lugares de referencia del citado distrito, así como la ubicación de las viviendas muestrales mediante cuadrados de tamaños proporcionales al precio del metro cuadrado solicitado por el vendedor.

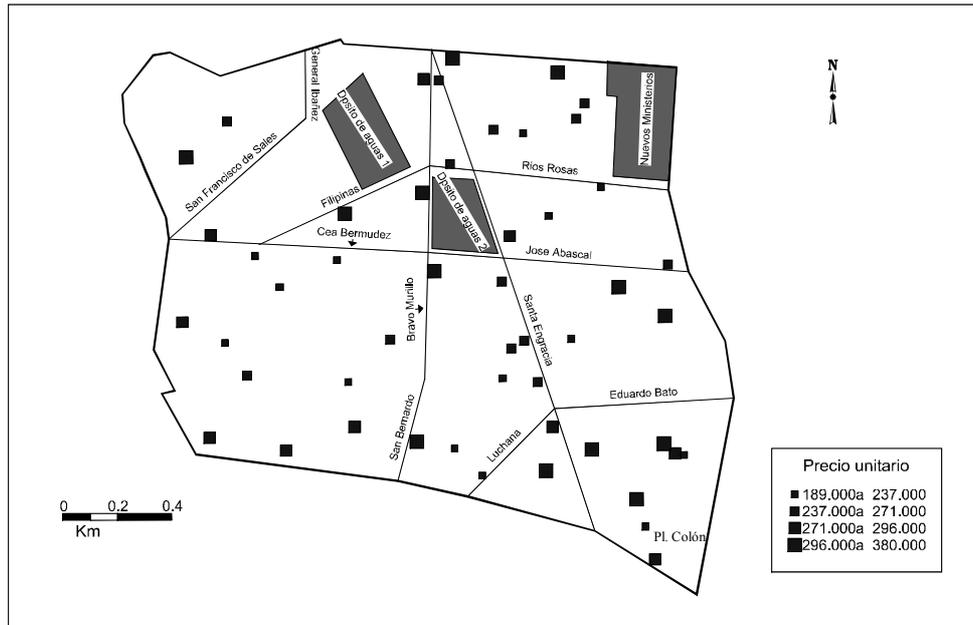


Ilustración 3. Principales calles y lugares de referencia de Chamberí. Localización de las viviendas de la muestra.

En un primer acercamiento se observa que, en general, las viviendas de precios más altos se sitúan junto al perímetro del distrito y, dentro de la zona central, en la confluencia de las calles Cea Bermúdez con Bravo Murillo.

## 2.2. Modelo de regresión

El método de regresión se va a utilizar para detectar las variables que más influyen sobre el precio de la vivienda. La variable explicada en el modelo de regresión es PRECIOM2 (en miles de pesetas), que recoge el precio por metro cuadrado que ha solicitado el vendedor de la vivienda.

Las variables “candidatas” a ser incluidas como variables explicativas en el modelo se enumeran a continuación. Las variables numéricas son: antigüedad, número de planta, estado de conservación, superficie construida, número de dormitorios, número de baños y aseos. Las dicotómicas son: ascensor, calefacción, aire

acondicionado, zonas deportivas, jardín, garaje, instalaciones especiales como circuito de video, portero, puerta blindada, antena parabólica, piscina, y cocina amueblada. Se han calculado también variables localizativas relacionadas con la accesibilidad, medida como distancia a ciertos lugares del distrito.

Para determinar cuáles son las variables que van a ser incluidas en el modelo se pueden usar diferentes criterios. En este trabajo, el procedimiento utilizado para seleccionar el “mejor modelo” ha sido realizar todas las regresiones posibles con las variables explicativas candidatas. A continuación, de entre todos los modelos, se ha elegido uno combinando tres criterios: a) el del mayor coeficiente de determinación ajustado por el número de variables (esto es la combinación de variables explicativas que determinan en mayor medida las variaciones en el precio de la vivienda); b) el de la menor Cp de Mallows (cuyo objetivo es minimizar el error cuadrático medio de predicción para los datos muestrales); c) el que los coeficientes de las variables tengan el signo esperado.

Tras aplicar estos criterios, las variables explicativas que se han incluido en el modelo son:

ANTIG: antigüedad de la vivienda, como diferencia entre el año actual y el año de edificación. Su signo esperado es negativo.

GARAJE: se asigna el valor 1 si la vivienda tiene garaje (aunque el precio del garaje no está incluido en el de la vivienda; esto es, lo que se valora es la opción de adquirir el garaje) y 0 si no tiene. Signo esperado positivo.

AIRE: se asigna el valor 1 si la vivienda tiene aire acondicionado y 0 si no tiene. Signo esperado positivo.

BAD: número de cuartos de baño más número de aseos, dividido por el número de dormitorios. Es una variable indicativa de la calidad de la vivienda, medida de forma objetiva. Signo esperado positivo. Esta variable se obtiene a partir de la información aportada por tres variables, que si se hubieran incluido por separado en el modelo

habrían creado problemas de multicolinealidad grave, pues están fuertemente relacionadas entre sí.

DCP: distancia desde la vivienda a la calle principal más próxima. Signo esperado negativo.

DISTPCOL: distancia desde la vivienda a la Plaza de Colón, que es el principal lugar de referencia del distrito. Signo esperado negativo.

La información fundamental del modelo seleccionado se recoge en la siguiente tabla:

	<b>Coef. regresión</b>	<b>Error típico</b>	<b>Coef. estandar</b>	<b>t-Student</b>	<b>Nivel sig.</b>	<b>Tol.</b>	<b>FAV</b>
Constante	252'865	21'348		11'845	0'000		
ANTIG	-0'435	0'242	-0'208	-1'801	0'079	0'545	1'836
GARAJE	58'594	11'058	0'507	5'299	0'000	0'796	1'256
AIRE	44'040	13'774	0'297	3'197	0'003	0'841	1'189
BAD	30'527	14'628	0'211	2'087	0'043	0'713	1'403
DCP	-0'02626	0'041	-0'056	-0'645	0'522	0'968	1'033
DISTPCOL	0'00202	0'006	0'031	0'353	0'726	0'922	1'085

Variable explicada=PRECIOM2      n=50       $R^2=0'687$

El coeficiente de determinación del modelo es satisfactorio ( $R^2=0'687$ ), aunque nuestro objetivo no está planteado en términos de conseguir un coeficiente de determinación alto, pues la predicción del precio de la vivienda se va a llevar a cabo mediante el método de Krigeaje. Realizado el análisis de la varianza, se llega a la conclusión de que el modelo es significativo en su conjunto.

Todas las variables incluidas en el modelo tienen un signo conforme a lo esperado, excepto la variable DISTPCOL. De todas formas, esto no es demasiado problemático, pues esta variable no es significativa, al igual que le ocurre a la otra

variable relacionada con la accesibilidad, que es DCP. En todo caso, la no significación de ambas variables no puede atribuirse a que existan problemas de multicolinealidad grave. Tres indicadores nos llevan a esta conclusión: a) el número de condición para el conjunto del modelo (13'82) es pequeño; b) la tolerancia es cercana a la unidad para cada una de las dos variables, presentando éstas las más altas tolerancias de todas las variables; c) los factores de agrandamiento de la varianza (FAV) son pequeños en sendas variables, presentando éstas los FAV más bajos de todas las variables. Por tanto, las variables localizativas no han resultado significativas para explicar las variaciones del precio de la vivienda dentro del distrito, que es un entorno espacial relativamente pequeño. No obstante, podría ocurrir que las variables localizativas sí operaran a una escala espacial mayor que la del barrio y que sí fueran significativas para explicar las variaciones en el precio de la vivienda en un entorno espacial más extenso, como podría ser el conjunto de la ciudad.

Todas las demás variables son significativas, con niveles de confianza superiores al 90%. La más altamente significativa es GARAJE, seguida de AIRE, BAD y ANTIG.

### **2.3. Análisis de la variabilidad espacial del precio de la vivienda**

En este apartado se analiza mediante la función variograma la posible presencia de dependencia espacial en la variable explicada (PRECIOM2) y en todas las variables explicativas que han resultado ser significativas (GARAJE, AIRE, BAD y ANTIG).

En las Ilustraciones 4 a 7 se recogen los variogramas experimentales del PRECIOM2 en las cuatro direcciones principales del plano y en la Ilustración 8 el variograma experimental medio. La observación de la secuencia de variogramas direccionales pone de relieve que la variable presenta un comportamiento anisótropo, por lo que el precio de la vivienda varía de forma diferente según la dirección del plano en la que nos movamos. Por ejemplo, se observa que en la dirección 90° el variograma se estabiliza para valores de  $h$  más elevados que en el resto de las direcciones. Por tanto, si nos movemos en las otras direcciones los precios de las viviendas dejan de estar

correlacionados antes (esto es, para distancias menores) que si nos movemos en la dirección 90°.

De la forma creciente del variograma experimental medio se deduce la presencia de autocorrelación o dependencia espacial. Por tanto, el precio de la vivienda, como era de esperar, no se distribuye sobre el plano del barrio de forma aleatoria, sino que depende esencialmente de la localización relativa de las viviendas. Así, el grado de correlación es más alto (y, por tanto, el valor del variograma más bajo) entre las viviendas que se hallan más próximas entre sí (aquéllas para las cuales la distancia que las separa,  $h$ , es baja), presentando éstas precios relativamente parecidos. Por el contrario, la dependencia y la semejanza entre los precios de las viviendas va decreciendo a medida que aumenta la distancia que separa las viviendas entre sí, lo cual se manifiesta en el crecimiento del variograma conforme lo hace la distancia  $h$ .

La estabilización del variograma para los valores de  $h$  más elevados pone de relieve que a partir de cierta distancia los precios de las viviendas dejan de estar autocorrelacionados.

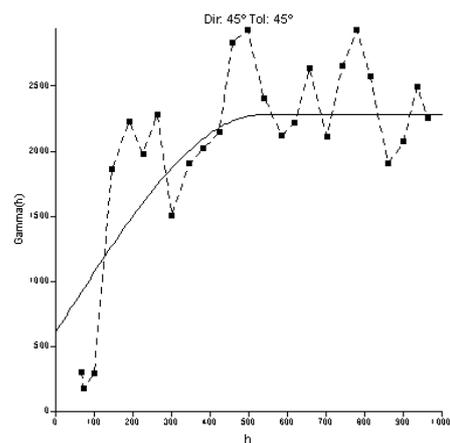
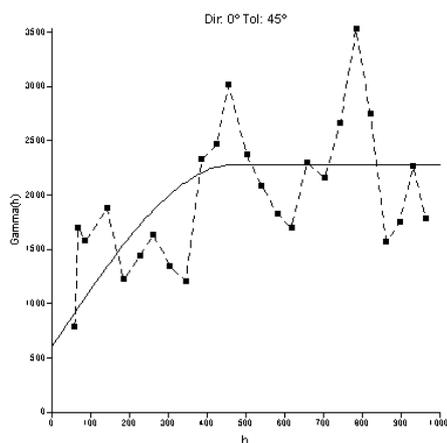


Ilustración 4. Variogramas de PRECIOM2 (0°) Ilustración 5. Variogramas de PRECIOM2 (45°)

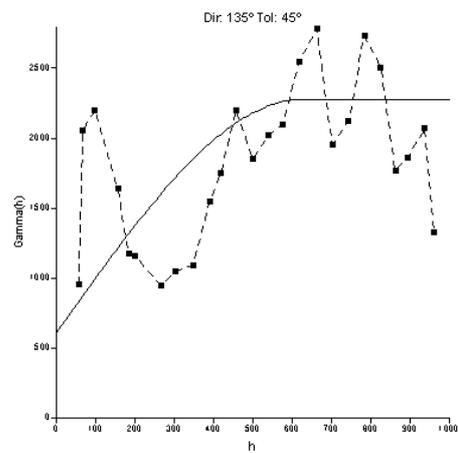
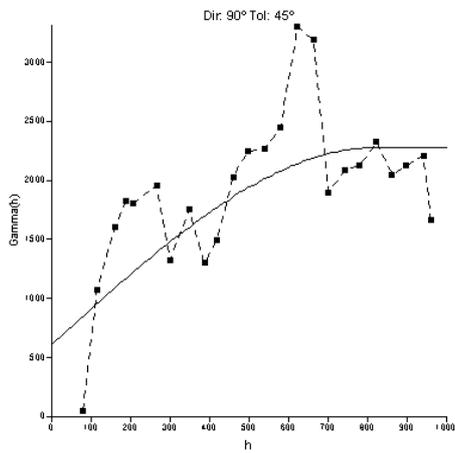


Ilustración 6. Variogramas de PRECIOM2 (90°) Ilustración 7. Variogramas de PRECIOM2 (135°)

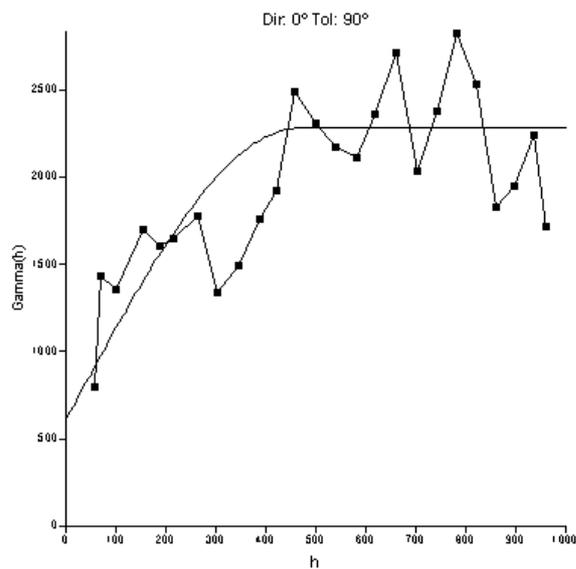


Ilustración 8. Variogramas medio y teórico de PRECIOM2.

#### 2.4. Análisis de la variabilidad espacial de las variables explicativas

La variabilidad espacial de las variables explicativas que son significativas en el modelo de regresión se ha analizado mediante sus correspondiente variogramas experimentales medios.

De la observación de los variogramas de GARAJE y ANTIG podría concluirse que estas dos variables no presentan autocorrelación espacial, sino un comportamiento aleatorio. Teniendo en cuenta que la expansión de las ciudades sobre el territorio

suele realizarse en forma de mancha de aceite, desde el centro hacia el exterior, sería razonable esperar que la antigüedad de las viviendas presente dependencia espacial. Al circunscribirse este trabajo al estudio de un solo barrio, con un territorio más reducido que el de la ciudad, podría ocurrir que la tendencia antes comentada del crecimiento de la ciudad no sea detectada por el muestreo o, incluso, que en el ámbito espacial del barrio no exista tal tendencia porque se haya creado en un intervalo de tiempo relativamente pequeño.

Si en el variograma de la variable AIRE se omitieran los tres primeros puntos (calculados con pocas parejas de datos, pues corresponden a viviendas que están muy próximas entre sí, situadas a distancias inferiores a 100 m), se podría vislumbrar una estructura de dependencia espacial, habida cuenta del crecimiento del variograma, con una estabilización final. Además, el variograma ya no tendría una discontinuidad tan fuerte (hay viviendas muy cercanas en las que unas tienen aire acondicionado y otras no), lo cual podría atribuirse a simples fluctuaciones muestrales.

Un comentario similar podría hacerse en relación con el variograma de BAD (baños y aseos por cada dormitorio): podría vislumbrarse cierta estructura de dependencia espacial, más clara si se omiten los tres primeros puntos. Para intentar clarificar la cuestión, también se ha estudiado el variograma de la variable número de dormitorios (DORM), que es una de las que intervienen en el cálculo de BAD, observándose ahora una estructura de dependencia espacial algo más clara. Para corroborar esta conclusión también se muestra el variograma de la variable superficie construida de la vivienda (SUP\_CONS). En el variograma de SUP\_CONS sí se constata la presencia de una fuerte dependencia espacial. Teniendo en cuenta la fuerte correlación de SUP\_CONS y DORM, no es de extrañar que DORM también presente dependencia espacial.

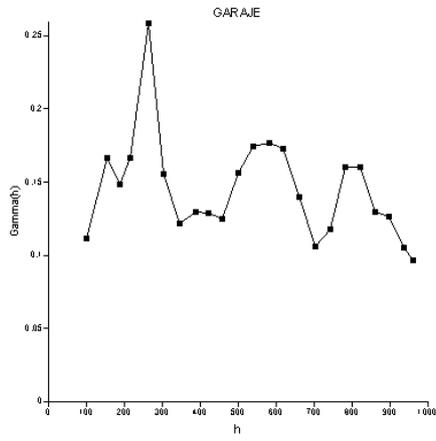


Ilustración 9. Variograma medio de GARAJE.

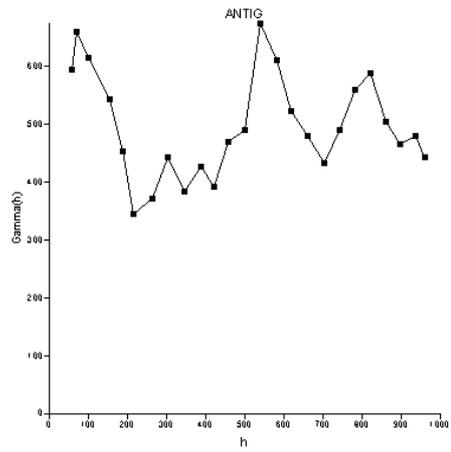


Ilustración 10. Variograma medio de ANTIG.

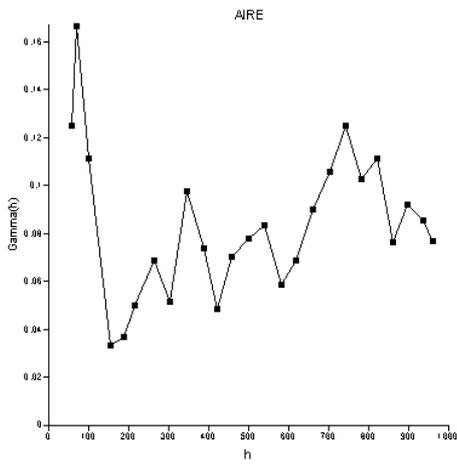


Ilustración 11. Variograma medio de AIRE.

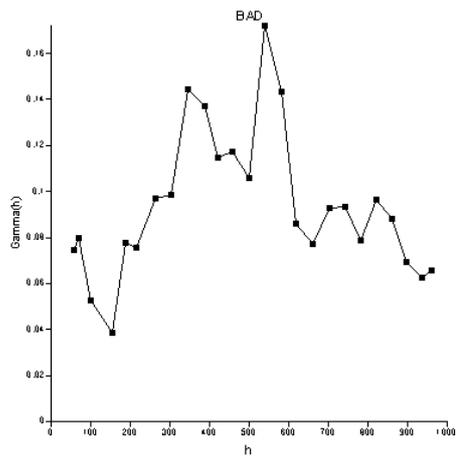


Ilustración 12. Variograma medio de BAD.

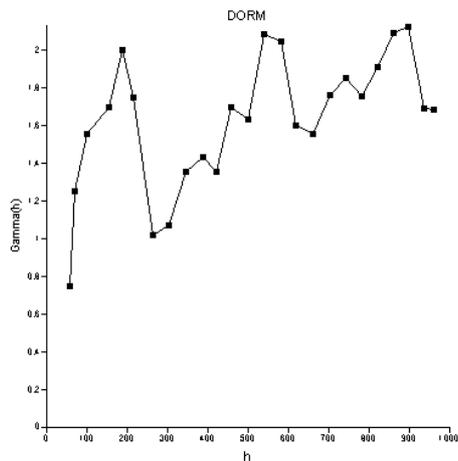


Ilustración 13. Variograma medio de DORM.

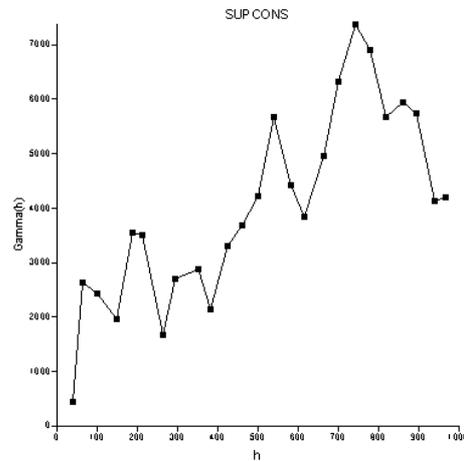


Ilustración 14. Variograma medio de SUP\_CONS.

## 2.5. Estimación del precio de la vivienda mediante Krigeaje

Para obtener la estimación por Krigeaje se requiere utilizar en su sistema de ecuaciones el modelo de variograma teórico. El modelo de variograma que mejor se ajusta a los cuatro variogramas direccionales del PRECIOM2 ha sido el esférico, cuyos parámetros están en la siguiente ecuación:

$$\gamma(h) = \begin{cases} C_0 + C \left[ 1.5 \left( \frac{h}{a} \right) - 0.5 \left( \frac{h}{a} \right)^3 \right] & \forall h \leq a \\ C_0 + C & \forall h > a \end{cases}$$

donde:

$$C_0 = 607'3 \text{ (efecto pepita)}$$

$$C = 1671 \text{ (escala)}$$

$$C_0 + C = 2278'3 \text{ (meseta)}$$

$$a = 846'9 \text{ metros (alcance)}$$

$$\text{Ángulo de anisotropía} = 99'03^\circ$$

$$\text{Ratio de anisotropía} = 1'828$$

El efecto pepita modelizado representa el  $26'66\%=(607'3 \times 100)/2278'3$  de la variabilidad total de los precios (recogida por la meseta). Este porcentaje de la variabilidad se debería a la componente aleatoria presente en los precios de las viviendas, mientras que el 73'34% restante de la variabilidad viene explicada por la estructura de dependencia espacial existente entre los precios. El alcance indica que hasta una distancia de 850 metros, aproximadamente, los precios de las viviendas están correlacionados entre sí, se influyen entre sí, pero a partir de dicha distancia desaparece esta relación de dependencia.

Como ya se comentó, mediante el estudio de los variogramas experimentales direccionales se había detectado la presencia de anisotropía. Se ha modelizado una anisotropía elíptica, lo cual implica que los variogramas en las distintas direcciones del plano presentan la misma meseta, pero distintos alcances. Concretamente, se ha detectado la existencia de anisotropía en la dirección de  $99'03^\circ$ . Esta dirección atraviesa al distrito de Chamberí desde el extremo noroeste al sureste, aproximadamente. La ratio de anisotropía es de 1'828. En definitiva, la distancia hasta la cual los precios de las viviendas están correlacionadas entre sí es casi el doble si nos movemos en la dirección  $99'03^\circ$  que si nos movemos en perpendicular a ésta.

Tras ajustar el modelo de variograma teórico, mediante el método de Krigeaje se puede estimar el precio de la vivienda en cualquier punto del plano. Para extender las estimaciones a todo el barrio, se ha estimado el precio de la vivienda sobre los nudos de una malla inserta en el plano del barrio, que forma celdillas de 31 metros de lado (Ilustración 15); para cada uno de los nudos se ha resuelto el sistema de ecuaciones de Krigeaje.

Para tener una visión de la forma en que se distribuye espacialmente el precio de la vivienda, a partir de las estimaciones en los nudos se ha obtenido el plano de isolíneas del precio de la vivienda (Ilustración 16). El plano recoge los precios más probables, para cualquier lugar del barrio, lo cual tiene un interés evidente, pero eminentemente local, por lo que no nos extenderemos mucho en los comentarios. La media del precio por metro cuadrado estimado es de 271.360 pesetas, por lo que en el

plano se ha resaltado la isolínea más cercana, la de 270. También se han representado las viviendas muestrales, con un círculo si su precio está por debajo de la media y con un cuadrado si está por encima. En el plano se observa la existencia de diversos “picos” o máximos relativos, por lo que el precio de la vivienda tiene en este distrito una estructura multicéntrica. El pico más elevado, junto a San Francisco de Sales (de 370); otro pico en la confluencia de Cea Bermúdez con Bravo Murillo, y otro entre Eduardo Dato y José Abascal. Los “hoyos” o mínimos relativos se sitúan entre Santa Engracia y San Bernardo (de 205); otro en la zona suroeste y otro en Río Rosas.

Utilizando la isolínea de 270 como contorno, se han delimitado sobre el plano las zonas cuyo precio medio está por encima o por debajo de la media (Ilustración 17). A grandes rasgos, se observa que las zonas de precios altos se sitúan, primordialmente, junto el perímetro exterior del distrito y en el corazón del mismo, en la confluencia de Cea Bermúdez con Bravo Murillo. Las zonas de precios menores se sitúan en una franja que recorre Santa Engracia, hasta Río Rosas, y otra en la reseñada área suroeste, al sur de Cea Bermúdez. En el conjunto del distrito se observa una sucesión de franjas verticales, en la que se alterna una franja de precios altos con otra de precios menores. Esto explicaría el comportamiento anisótropo de la variable, puesto de manifiesto por los variogramas direccionales. Así, si nos movemos en la dirección norte-sur (próxima a la  $99^{\circ}03'$ ) estaríamos, generalmente, recorriendo longitudinalmente el interior de una franja, dentro de las cuales se observa una menor variabilidad de los precios. En cambio si nos movemos en la dirección este-oeste hay una mayor variabilidad, pues iríamos atravesando transversalmente la sucesión de franjas de precios altos y bajos.

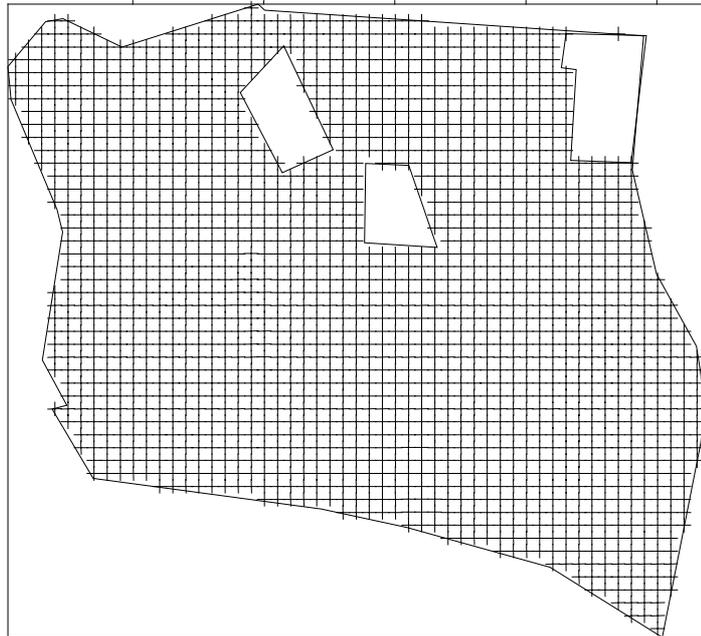


Ilustración 15. Nodos de la malla inserta en el distrito de Chamberí.

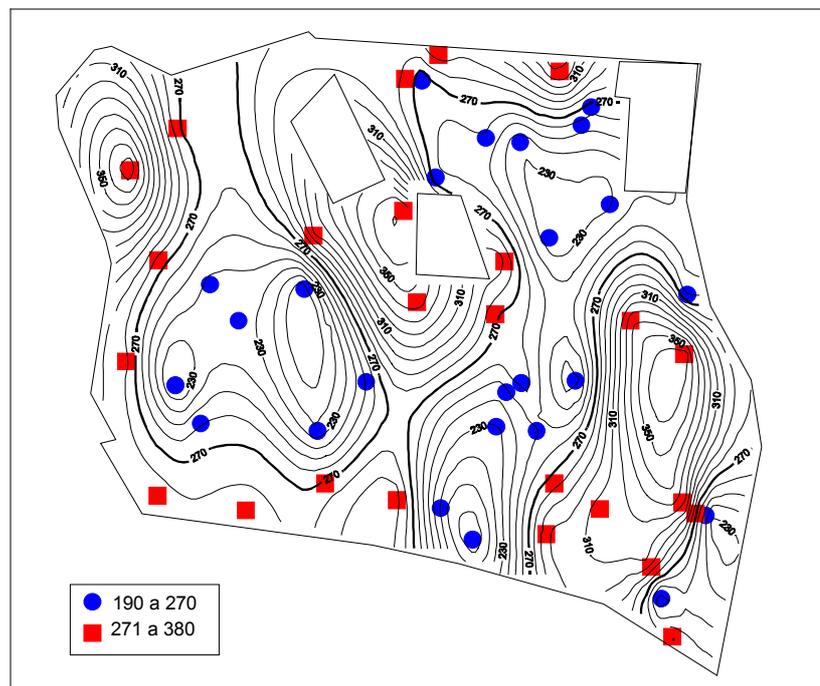


Ilustración 16. Isolíneas del precio de la vivienda (miles de pesetas/m<sup>2</sup>).



Ilustración 17. Zonas con precios de la vivienda por encima y por debajo de la media.

### 3. Conclusiones

La función variograma se configura como una útil herramienta para analizar la variabilidad espacial del precio de la vivienda y de las características que más influyen sobre el mismo (constructivas y localizativas), que han sido seleccionadas mediante un modelo de regresión. Para estimar de forma univariante el precio de la vivienda se ha utilizado el método de Krigeaje. Este estimador se basa en la estructura espacial de variabilidad del precio de la vivienda y en la posición relativa de las viviendas.

La metodología propuesta para analizar y estimar el precio de la vivienda ha sido aplicada sobre una muestra del distrito de Chamberí. No se apreciado una fuerte presencia de autocorrelación espacial en ninguna de las variables explicativas del modelo regresión. En cambio, si se observa que los precios dependen esencialmente de la localización relativa de las viviendas. La dependencia decae con la distancia entre las viviendas, llegando a desaparecer (en promedio) a partir de los 850 metros, si bien esta distancia varía según la dirección, pues se ha detectado la presencia de

anisotropía. La observación de los diversos planos del precio estimado pone de relieve su distribución espacial en el distrito de Chamberí.

Finalmente, una ventaja de la aplicación univariante del método de Krigeaje sobre el precio de la vivienda es que exige poca información, lo cual conlleva un importante ahorro de tiempo y costes.

### **Bibliografía**

1. Anselin L. (1988). *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Kluwer Academic Publishers. Dordrecht.
2. Can A. (1990). The measurement of neighborhood dynamics in urban house prices. *Economic Geography*, 66; 254-272.
3. Can A. (1992). Specification and estimation of hedonic housing prices models. *Regional Science and Urban Economics*, 22; 453-474.
4. Cano Guervós, R. A. (1998). Metodología para el análisis y la estimación espacial del valor del suelo urbano. Aplicación sobre valoraciones catastrales y tasaciones hipotecarias de Granada. *CT/Catastro*, 33; 41-64.
5. Cano Guervós, R. A. (1999). *Aproximación al Valor de la Vivienda. Aplicación a la Ciudad de Granada*. Biblioteca de Económicas y Empresariales. Editorial Universidad de Granada.
6. Cano Guervós, R. A. Chica Olmo, J. M. y Hermoso Gutiérrez, J. A. (1999). Metodología para la zonificación de una ciudad. *Estudios de Economía Aplicada*, 13; 23-49.
7. Cressie, N. (1991). *Statistics for Spatial Data*. John Wiley and Sons. New York.
8. Chica Olmo, J. M. (1994). *Teoría de las Variables Regionalizadas. Aplicación en Economía Espacial y Valoración Inmobiliaria*. Biblioteca de Económicas y Empresariales. Editorial Universidad de Granada.
9. Chica Olmo, J. M. (1995). Spatial estimation of housing prices and locational rents. *Urban Studies*, 32, 8; 1331-1344.
10. Delhomme, J. P. (1978). Applications de la théorie des variables regionalisées dans les sciences de l'eau. *Bulletin du BRGM*, 4; 341-375.

11. Dubin, R.A.y Sung C. H. (1987). Spatial variation in the price of housing: rent gradients in non-monocentric cities. *Urban Studies*, 24; 193-204.
12. Jackson, J. R. (1979). Intra-urban variation in the price of housing. *Journal of Urban Economics*, 6; 464-479.
13. Journel, A. G.y Huijbregts, Ch. J. (1991). *Mining Geoestistics*. Academic Press. London.
14. Matheron, G. (1970). La Théorie des Variables Regionasées et Ses Applications. *Centre de Géostatistique et de Morphologie Mathématique, Fas.1. Ecole Nationale Supérieure de Mines de Paris*.
15. Roca Cladera, J. (1987). *Manual de Valoraciones Inmobiliarias*. Ariel Economía. Barcelona.