



ASOCIACION ARGENTINA
DE ECONOMIA POLITICA

ANALES | ASOCIACION ARGENTINA DE ECONOMIA POLITICA

XLIII Reunión Anual

Noviembre de 2008

ISSN 1852-0022

ISBN 978-987-99570-6-6

Econometría Espacial en los modelos de precios
hedónicos: Una aplicación empírica

Raúl Sánchez
Juan Ignacio Zoloa

Econometría Espacial en los modelos de precios hedónicos:

Una aplicación empírica

Raúl Sánchez [♣]

CEDLAS– UNLP – University of Texas at Austin

Juan Ignacio Zoloa [♠]

CEDLAS – UNLP

Resumen

Este trabajo estudia el funcionamiento del mercado inmobiliario. Para ello, se aplican técnicas de econometría espacial con la intención de cuantificar las interrelaciones geográficas. La incorporación de estas relaciones en el análisis, permitió mostrar que la dependencia espacial es el patrón que mejor describe los datos inmobiliarios de La Plata. Entre los resultados más importantes de la estimación de dicho modelo, se encuentra la reducción de los errores de estimación en comparación con el modelo de Mínimos Cuadrados Ordinarios. Por otro lado, el modelo de regresión local (GWR) hizo posible mostrar la inestabilidad espacial de los coeficientes del modelo global.

Clasificación JEL: C14 C21 D46

Abstract

This paper analyzes how the real state market works. For that reason, the Econometrics spatial techniques are applied in order to quantify the geographical interrelations. The incorporation of those techniques in the analysis has showed that spatial dependence is the best pattern to describe the real state data of La Plata. Between the most important results of the spatial estimation is the reduction of the estimation errors in comparison with the Ordinary least square model. The local regression model makes it possible to show the instability of the coefficients of the spatial of global model.

Classification JEL: C14 C21 D46

Agosto 2008

[♣] ros@mail.utexas.edu

[♠] Juan Ignacio Zoloa@yahoo.com.ar

Introducción

Los mercados inmobiliarios tienen una característica particular que los hacen interesantes, en ellos se transan productos diferenciados en mercados muy bien integrados. Se trata de bienes compuestos cuya utilidad para el consumidor depende de la utilidad que brindan cada una de las características o atributos que los componen. La idea central es que dichos atributos no se transan explícitamente en los mercados sino que componen un paquete de características que se transfieren junto con los derechos de propiedad.

La técnica más utilizada para estudiar las contribuciones de cada una de esas características al precio del bien compuesto, es la de estimar econométricamente funciones hedónicas desarrolladas por Rosen (1974) y Sheppard (1999) que tienen como regresores los atributos o características del bien compuesto.

En el mercado inmobiliario existen interrelaciones espaciales que no son tenidas en cuenta en los modelos econométricos comúnmente utilizados. Según Anselin (1988) existen dos tipos de interacciones espaciales.

La primera interacción es la dependencia espacial, que se presenta cuando una de las variables explicativas tiende a asumir valores similares en unidades geográficamente cercanas. Dicha dependencia espacial es ampliamente observada en el mercado inmobiliario, las casas caras tienden a estar agrupadas al igual que las casas baratas. Esta correlación espacial de los precios puede ser producto de un comportamiento en manada alrededor, donde las expectativas de los costos futuros se forman en base a los valores de venta de unidades vecinas. Las amenidades también contribuyen a la correlación espacial, ya que los consumidores reciben utilidad positiva de vivir cerca de casas más lindas y de mayor valor, lo que resulta en que casas vecinas de altos precios empujan el precio de todas las casas de su alrededor.

La segunda es la heterogeneidad espacial, la cual está relacionada con la falta de estabilidad en el espacio del comportamiento de las relaciones bajo estudio. Más precisamente esto implica que las formas funcionales y los parámetros no son homogéneos sino que varían con la localización. Existen diferencias entre las zonas geográficas que son difíciles de incluir en las regresiones, por ejemplo, la calidad de la obra pública, el paisaje y el nivel de seguridad tienden a ser diferentes en cada barrio o cuadra y, como estas características tienden a estar correlacionadas espacialmente, el término de error en cada área estará correlacionado con el de las áreas vecinas.

Este tipo de relaciones presentan retos metodológicos en la estimación. No obstante, recientes desarrollos estadísticos y de software permiten modelar mejor dichos procesos espaciales y plantear nuevas preguntas sobre la dimensión espacial de los procesos urbanos.

El desarrollo de los Sistemas de Información Geográfica ha permitido el mapeo de la información, facilitando su análisis y su comunicación. Sin embargo, los métodos estadísticos de análisis espacial han sido menos utilizados. En parte, ello se debe a los problemas matemáticos y computacionales que tales métodos implicaban, así como a la poca información georeferenciada disponible.

En este trabajo se intenta incorporar en el análisis del mercado inmobiliario los fenómenos relacionados con el espacio. No se pretende realizar un análisis exhaustivo del tema sino que es una primera aproximación empírica al mercado inmobiliario. Es por este motivo que en esta primera etapa, se decidió empezar con el segmento del mercado inmobiliario de menor complejidad, los terrenos baldíos o lotes sin construcciones, ya que en estos no se encuentran las complicadas relaciones presentes en los inmuebles construidos (calidad de diseño, calidad constructiva, tipo de material utilizado, etc.).

El trabajo está organizado de la siguiente manera. En la primera sección se describe el marco teórico. En la segunda se realiza el análisis espacial de los datos, mientras que en la tercera sección se realiza la aplicación empírica al partido de La Plata y, finalmente se exponen las conclusiones del trabajo.

I. Marco Teórico

En la teoría de la valuación del suelo se establece que el precio de un terreno es función de determinados factores (topografía, proximidad a centros económicos de importancia, calidad del entorno, etc.) que pueden ser considerados como atributos individuales del lote en cuestión.

Para un lote dado, el precio de mercado dependerá de dos tipos de factores:

Factores intrínsecos: son aquellos que son propios del terreno y no dependen de la zona en que se encuentran, tales como la ubicación de la manzana, dimensiones de superficie, calidad del suelo, etc.

Factores extrínsecos: se refieren a aquellos que valorizan el terreno y que son propios de la zona en la cual se ubica el lote. Entre éstos se cuentan la topografía del lugar, el nivel de los servicios públicos y las obras de infraestructura de la zona (cercanía a avenidas, hospitales, escuelas, etc.)

Según esta teoría, cada terreno tendrá un valor de mercado que dependerá de un conjunto de atributos cuyo rasgo más saliente es que esos atributos no se transan explícitamente en un mercado sino que se transan en forma conjunta en un único mercado del bien integrado.

Formalmente:

$$P_i = f(A_1, A_2, \dots, A_n) \quad (1)$$

Donde:

P_i es el precio del terreno i y A_i son las magnitudes de los n atributos de dicho terreno.

Los fundamentos teóricos de este procedimiento para obtener los determinantes de precios de mercado se encuentran en Rosen (1974). Tomando como base la hipótesis hedónica de que los bienes son valuados por la utilidad que brindan sus atributos o características, Rosen desarrolla un modelo de productos diferenciados en el que los precios implícitos de los atributos son revelados a los agentes económicos a partir de los precios observados de los productos diferenciados y de las cantidades y calidades de los atributos asociados a ellos.

Los coeficientes estimados a partir de regresiones hedónicas deben interpretarse, en general, como precios marginales implícitos de los atributos, que pueden ser utilizados para estimar las funciones de demanda de los mismos. Según Rosen (1974), dependiendo de la heterogeneidad de consumidores y oferentes respecto de las variables relevantes de la demanda y de la oferta, los coeficientes de las regresiones hedónicas pueden interpretarse como una aproximación de la demanda, de la oferta o de ninguna de ellas. Si los consumidores son idénticos (en cuanto a ingresos y gustos), pero los oferentes difieren entre ellos, entonces la regresión hedónica da como resultado algo parecido a la demanda (cuánto está dispuesto a pagar cada consumidor por cambios marginales en las características). En cambio, si los consumidores son diferentes entre sí, pero los oferentes son idénticos, lo que se obtendrá serán coeficientes que se aproximarán a una función de oferta de esos atributos. Pero si tanto consumidores como oferentes responden a determinadas distribuciones, los coeficientes estimados de las regresiones hedónicas deben interpretarse como los precios de equilibrio de esos atributos.

II. Análisis espacial

Una de las técnicas más usuales para determinar cuales son los atributos relevantes y la importancia relativa de cada uno de ellos, es el análisis de regresión de corte transversal. Sin embargo existen interacciones espaciales que en la mayoría de éstos trabajos no son tenidas en cuenta. La omisión de este tipo de interacciones puede sesgar los resultados e invalidar los test de significatividad usualmente utilizados.

Como se mencionó anteriormente, existen dos tipos de interacciones espaciales: dependencia espacial y heterogeneidad espacial, que se describen a continuación.

II.1. Dependencia espacial o autocorrelación espacial

La Dependencia espacial es uno de los problemas metodológicos más relevantes. En términos generales, puede ser considerada como la existencia de una variedad de fenómenos de interacción espacial en los que existe una relación funcional entre lo que ocurre en un punto del espacio y lo que sucede en los demás puntos.

La autocorrelación o dependencia espacial se presenta cuando una variable tiende a asumir valores similares en unidades geográficamente cercanas dando lugar al surgimiento de clusters, por ejemplo las casas de alto valor tienden a estar cerca de otras casas caras. Si los valores altos están relacionados con altos precios en los terrenos vecinos, entonces la autocorrelación es positiva, y si los valores altos se corresponden con valores bajos, la autocorrelación es negativa.

La dependencia espacial se encuentra en el término del error y viola el supuesto clásico de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) de no correlación serial entre los errores. Si se ignora este tipo de autocorrelación los estimadores de las regresiones ineficientes, los estadísticos t y F estarán sesgados y la bondad del ajuste será engañosa (Anselin 1992). Por otra parte, la presencia de clusters espaciales violaría el supuesto de la independencia de las observaciones y generaría problemas en la correcta estimación de los modelos de regresión lineal de mínimos cuadrados.

A simple vista la dependencia espacial parece ser similar a la correlación serial atribuida a los modelos de series de tiempo. Sin embargo la naturaleza multidireccional de la dependencia en el espacio opuesta a las relaciones unidireccionales en las relaciones de tiempo es lo que hace necesario un tratamiento diferente.

La organización espacial inherente y la estructura espacial de los fenómenos tienden a generar complejos patrones de interacción y dependencia que son en si mismos cuestiones interesantes a ser estudiadas. Estas relaciones pueden expresar los procesos de "contagio" o influencia recíproca entre las unidades de observación, o bien puede ser producto de fuerzas económicas, sociales o políticas que tienden a agrupar a poblaciones con rasgos comunes en ciertas áreas (segregación urbana).

II.2. Heterogeneidad espacial.

La heterogeneidad espacial está relacionada con la falta de estabilidad en el espacio de las relaciones bajo estudio. Esto implica que las formas funcionales y los parámetros varían con la localización y que no son homogéneos.

La heterogeneidad espacial indica la presencia de diferencias sistemáticas en la ocurrencia de un fenómeno en distintas zonas geográficas. De forma tal que éste podría tener diferentes distribuciones en un subgrupo espacial de los datos o bien, simplemente cambiar con la ubicación de las unidades (Anselin 1992). Se puede observar heterogeneidad si en la zona Sur los niveles de precios son distintos de la región Norte o si las variables explicativas tienen un efecto distinto en ciertas regiones.

Si bien dichas diferencias regionales pueden ser un objeto de estudio en si mismo, en este trabajo solo se pretende evaluar cuán estables estructuralmente son las estimaciones empíricas.

En la mayoría de los trabajos empíricos en donde los datos provienen de agregados regionales, éste es un problema importante. En esta investigación se trabajó con unidades espaciales específicas, por lo que es de esperar que no sea un problema grave.

II.3. identificación de patrones espaciales

En orden de detectar cuál es el patrón espacial (dependencia espacial o heterogeneidad espacial) que mejor describe los datos, se han desarrollado algunos estadísticos globales. Estos incluyen el estadístico I de Moran (1948), la C de Geary (Cliff y Ord, 1981), LISA (Anselin, 1995) y GLISA (Bao and Henry, 1996).

Todos estos estadísticos tienen dos aspectos en común. Primero, se basan en el supuesto de que la distribución espacial de los datos es aleatoria, y segundo, el patrón de la estructura espacial y la forma de la dependencia espacial puede ser obtenida de a través de los datos.

La primera medida de autocorrelación espacial fue introducida por Moran (1948). El índice es análogo al coeficiente de correlación, y sus valores se extienden a partir de 1 (autocorrelación espacial positiva fuerte) a -1 (autocorrelación espacial negativa fuerte). Es uno de los índices más usados para medir la autocorrelación espacial y es el que se utiliza en este trabajo.

Antes de poder realizar el cálculo del índice de Moran es necesario definir la matriz de proximidad espacial. Esto es uno de los temas operacionales cruciales en la econometría espacial, ya que requiere expresar formalmente la estructura de dependencia espacial que va a ser incorporada al modelo. Es decir, debe determinarse cuales otras unidades en el sistema geografico van a tener influencia sobre la unidad particular bajo consideración.

Esta matriz representa el patrón espacial entre las observaciones que llamaremos localizaciones (Anselin 1992a). Dado un conjunto de n localizaciones $\{A_1, \dots, A_n\}$, se construye la matriz W_{ij} , donde cada elemento de W_{ij} representa una medida de proximidad entre A_i y A_n

La I de Moran se define de la siguiente manera:

$$I(d) = \frac{\sum_i \sum_{j \neq i}^n w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{S^2 \sum_i \sum_{j \neq i}^n w_{ij}} \quad (2)$$

Donde $S^2 = \frac{1}{n} \sum_i^n (x_i - \bar{x})^2$, x_i denota el valor observado de la población en la localización i , \bar{x} es el promedio de los x_i sobre las localizaciones de n , y el W_{ij} es la medida espacial del ponderador de proximidad.

Hay muchas maneras de definir la matriz de contigüidad. Una de ellas es asignar un valor 1 si la localización i es contigua a la localización j , y 0 de otra manera. Otra es asignar un valor de uno a las localizaciones que se encuentren a menos de una distancia determinada, y 0 en otro caso. Sin embargo, esta notación es general y las especificaciones alternativas de los pesos espaciales se pueden basar en el decaimiento de la distancia (distancia inversa). Esta matriz W ofrece gran flexibilidad en la definición de la estructura del sistema espacial y permite que cuestiones tales como barreras naturales y el tamaño de la localización sean consideradas. Es importante observar que los elementos de W_{ij} son no-estocásticos y exógenos al modelo.

El estadístico I de Moran es positivo cuando los valores observados de las localizaciones a cierta distancia (d) tienden a ser similares, negativo cuando tienden a ser disímiles, y aproximadamente cero cuando los valores observados se distribuyen en forma aleatoria e independiente sobre espacio.

Si se asume que la distribución espacial de los datos es normal, la varianza del Moran para una muestra de tamaño n puede ser calculada y por lo tanto también su significatividad estadística (Cliff y Ord, 1981).

Este test tiene como hipótesis nula la no autocorrelación espacial entre los valores observados sobre las localizaciones y puede ser estimado en base a la siguiente variable aleatoria estandariza:

$$Z(d) = \frac{I(d) - E(I)}{\sqrt{Var(I)}} \quad (3)$$

Los resultados del test de autocorrelación espacial deben ser utilizados con cuidado. Primero, la definición de proximidad y sus respectivos ponderadores determinan los valores del estadístico de Moran. El resultado de no significatividad indica que no hay autocorrelación espacial significativa dada la estructura de la proximidad utilizada. En segundo lugar, una autocorrelación positiva significativa puede ser causada por un patrón espacial en los datos no especificado en el modelo.

II.4. Modelos globales de regresión espacial

Encontrar un patrón de agrupamiento espacial estadísticamente significativo representa solamente el primer paso en el análisis espacial de los datos (Pisati 2001). Los resultados obtenidos indican que los valores tomados por una variable específica se encuentran más relacionadas espacialmente que lo que lo estarían si se hubieran generado a través de un proceso de localización aleatorio. Sin embargo no explican por qué ocurre tal agrupamiento (Anselin 1992b).

Una vez que se ha detectado la existencia de relaciones espaciales entre los datos es necesario encontrar una forma de describir esta relación para poder incorporarla al modelo. Una de las principales características de los modelos de econometría espacial es la manera en que los efectos espaciales son tenidos en cuenta. El uso de la matriz de ponderadores espaciales (o matriz de contigüidad) permite que los modelos puedan ser aplicados en muchos contextos en la medida en que la dependencia espacial este correctamente expresada en los ponderadores y que la heterogeneidad haya sido tenida en cuenta. La especificación generalmente utilizada para modelizar los diversos procesos espaciales es la siguiente.

$$y = \rho W_1 y + X\beta + \varepsilon \quad (4)$$

Donde:

$$\varepsilon = \lambda W_2 \varepsilon + \mu \quad (5)$$

Y $\mu \sim N(0, \Omega)$

Y los elementos de la diagonal de la matriz de covarianzas Ω es

$$\Omega_{ij} = h_i(z\alpha) \text{ con } h_i > 0$$

En esta especificación β es un vector de K por 1 parámetros asociados con las variables independientes X (Matriz de N por K), ρ es el coeficiente de correlación de la estructura espacial autorregresiva del término de error ε

El término de error μ se supone que se distribuye normalmente con una matriz diagonal de covarianzas Ω . Los elementos de la diagonal principal permiten heterocedasticidad como una función de las P + 1 variables exógenas z, las cuales incluyen un término de constante, Los P parámetros α están asociados con el término no constante, tal que para $\alpha=0$ se tiene que $h = \sigma^2$

(la clásica situación homocedástica)

Las dos matrices de N por N, W_1 y W_2 , son las matrices de ponderadores espaciales asociadas respectivamente con el proceso espacial autorregresivo en la variable dependiente y en el término de error.

Esta estructura permite que dos procesos sean desarrollados por diferentes estructuras espaciales.

En resumen, el modelo general tiene 3+K+P parámetros desconocidos, en forma vectorial;

$$\theta = [\rho, \beta, \lambda, \sigma^2, \alpha]$$

Una amplia variedad de diferentes estructuras espaciales resultan cuando un subvector de estos parámetros es igual a cero.

En este caso nos restringiremos al modelo en el cual la información espacial esta disponible en forma de cross section.

Los distintos modelos particulares del modelo general son los siguientes.

Modelo 1.

Si $\rho = 0, \lambda = 0, \alpha = 0$ tenemos

$$y = X\beta + \varepsilon \quad (6)$$

Es el clásico modelo de regresión lineal

Modelo 2.

Si $\lambda = 0, \alpha = 0$ se obtiene:

$$y = \rho W_1 y + X\beta + \varepsilon \quad (7)$$

El modelo Spatial Lag

Modelo 3.

Si $\rho = 0, \alpha = 0$, se tiene:

$$y = X\beta + (I - \lambda W_2)^{-1} \mu \quad (8)$$

El modelo de regresión con errores espaciales autorregresivos. (spatial Error)

Modelo 4.

Si $\alpha = 0$ se obtiene:

$$y = \rho W_1 y + X\beta + (I - \lambda W_2)^{-1} \mu \quad (9)$$

Es el modelo mixto autorregresivo espacial con errores espaciales autorregresivos.

Existen varios enfoques alternativos para la estimación de estos modelos: variables instrumentales, técnicas Bayesianas, y metodos de estimación robustos y máxima verosimilitud (Anselin 1988).

Antes de utilizar cualquiera de estos modelos es necesario realizar algunos test para chequear la significatividad estadística de ρ y λ , lo cual indicará el modelo a utilizar

Los test estadísticos están basados en el principio del multiplicador de Lagrange (LM) y han sido desarrollados para detectar la existencia de dependencia espacial en el término de error y en la variable dependiente (Anselin 1988, 2001). Estas pruebas LM son también útiles para la selección del modelo espacial. Anselin (2005) proporciona una regla de decisión usando los resultados de las pruebas LM y de sus formas robustas que pueden definir entre el modelo Spatial Lag y el modelo Spatial error.

Luego de realizados los test LM para ambos modelos, se utiliza la siguiente regla de decisión. Si solo uno de los test simples LM (LAG o Error) es significativo, se elige el modelo que rechaza la hipótesis nula de no correlación espacial; si ambos test son significativos, se consideran las formas robustas; si solamente uno de los estadísticos robustos es significativo, ese modelo debe ser elegido; y por ultimo si ambos test LM robustos son significativos, se elige el modelo con el estadístico de mayor valor¹.

Una vez determinado el modelo que mejor describe la estructura espacial de los datos se procede a realizar las estimaciones del modelo elegido

II.5. Modelos de regresiones espaciales locales

En la sección anterior se describieron los métodos de regresiones espaciales globales, en las cuales el término global se refiere al hecho de que en estos modelos se asume que las relaciones entre las variables son las mismas a lo largo de toda la zona analizada.

El modelo que se conoce como regresión geográficamente ponderada (GWR) y que fue desarrollado por Brunson (1996), busca analizar la no estacionariedad de los datos. Esta técnica hace posible explorar si la asociación entre el valor de los lotes y sus variables explicativas es constante en toda la región o si es posible identificar variaciones por zona.

¹ Aunque esta regla es de útil aplicación y es la regla que se utiliza en este trabajo, es necesario remarcar que este test no es una comparación directa entre ambos modelos (Spatial lag y Spatial error)

En este procedimiento se utiliza la idea de la regresión de la ventana móvil (moving window regression) para el cual se estiman una gran cantidad de regresiones, cada una centrada en un punto de la regresión en el cual se incluyen las observaciones próximas definidas por el “ancho de banda del Kernel” (Minot y otros, 2003)

Para cada venta de la regresión local, las observaciones son ponderadas de acuerdo a la distancias a dicho punto de la regresión. Cuanto más cercana sea la observación mayor ponderación recibe.

Luego, la ventana de la regresión se mueve al siguiente punto de la regresión hasta que todos los puntos hayan sido cubiertos.

Este método utiliza el marco convencional de regresión, por lo que los resultados (coeficientes y R^2) se interpretan de la misma manera. Este método permite mostrar los resultados en el espacio.

El modelo global estándar (MCO) es el siguiente:

$$y_i = \beta_0 + \sum_j x_{ij} \beta_j + \varepsilon \quad (10)$$

Mientras que el modelo local se define de la siguiente manera

$$y_i = \beta_0 + \sum_j x_{ij} \beta_j w_{ij} + \varepsilon \quad (11)$$

Donde:

y es la variable dependiente.

x es la variable independiente.

β es el coeficiente de la regresión.

i es un índice para la localización.

j es un índice para la variable independiente

ε es el término de error.

En este modelo los ponderadores aplicados dependen de la distancia de cada punto de la regresión a la observación j . El valor de ponderación decae a medida que la observación se encuentra más lejos de acuerdo a la siguiente fórmula:

$$w_{ij} = \exp\left[\frac{-1}{2} \frac{d_{ij}^2}{b}\right] \quad (12)$$

Donde w_{ij} es el ponderador en el punto de regresión i para la observación j , d_{ij} es la distancia desde el punto de regresión i a la observación j y b es el ancho de banda o el radio de influencia de cada punto.

El resultado puede indicar que el modelo global funciona mejor en ciertas zonas de la ciudad que en otras y que algunas variables son más importantes en ciertas regiones o incluso que tienen efectos opuestos.

III. aplicación empírica del modelo de precios hedónicos al partido de La Plata

El trabajo se realiza con información referida al partido de La Plata y recolectada durante septiembre de 2004. Los datos utilizados fueron obtenidos mediante la consulta de ofertas de terrenos en venta publicados en diversas páginas web². En dichas páginas se publicaba la información referida a la ubicación del lote, el valor de venta, la superficie, los servicios públicos de que dispone, entre otras características.

Se obtuvieron 669 observaciones³ que fueron utilizadas en el análisis, las ofertas fueron geográficamente referenciadas. Dicho proceso fue realizado en forma manual, ubicando

² . www.sioc.com, www.badpro.com, y www.veralotes.com.ar.

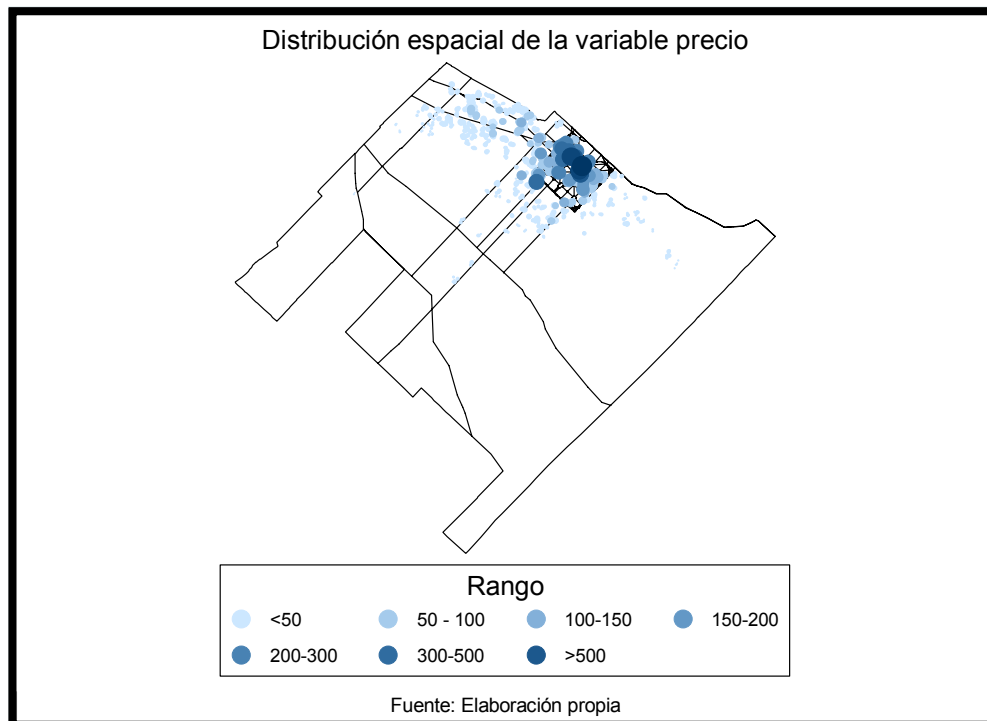
³ No se consideraron los lotes en emprendimientos urbanísticos como Clubes de Campo o Barrios Cerrados, debido a que en la determinación de su precio juegan factores tales como los servicios que se prestan, seguridad, deportes y la ubicación de la parcela dentro del predio, no haciendo a la valoración de mercado analizada en el presente trabajo. Los lotes debían ser consistentes, es decir el dato de superficie

cada observación en un mapa confeccionado previamente. Este proceso permitió el cálculo de distancias y la realización de mapas.

Antes de analizar los datos utilizados es necesario aclarar que no se pudo contar con datos de transacciones inmobiliarias efectivamente realizadas, por lo que se utilizan los valores de oferta. Si bien no son los valores de equilibrio, los mismos son establecidos en su mayoría por tasadores experimentados, lo que permite suponer que no son valores muy lejanos al valor de equilibrio del mercado.

En el Grafico N°1 se muestra la distribución espacial de las ofertas inmobiliarias utilizadas en este trabajo. El tamaño de cada punto es proporcional al valor por metro cuadrado de cada uno de los lotes. Como puede observarse en el grafico N° 1, los mayores valores se encuentran en el centro de la plata y en los lotes cercanos a las arterias más importantes.

Grafico N° 1



Como se mencionó anteriormente una de las formas más usuales de detectar patrones espaciales es a través del estadístico I de Moran. El índice es análogo al coeficiente de correlación, y sus valores se extienden a partir de 1 (autocorrelación espacial positiva fuerte) a -1 (autocorrelación espacial negativa fuerte). Es uno de los índices más usados para medir la autocorrelación espacial.

En la matriz de ponderadores espaciales utilizada para el cálculo del estadístico de Moran se le asignó un valor 1 a aquellas ubicaciones a una distancia menor a 150 metros, las cuales se consideraron como vecinos, y cero a los que no⁴.

El índice de Moran presenta un valor alto de 0.77, que muestra la existencia de una correlación espacial positiva y fuerte entre los precios de los lotes. Es decir que los terrenos caros tienden a situarse cerca de los lotes de mayor valor y los terrenos de menor valor

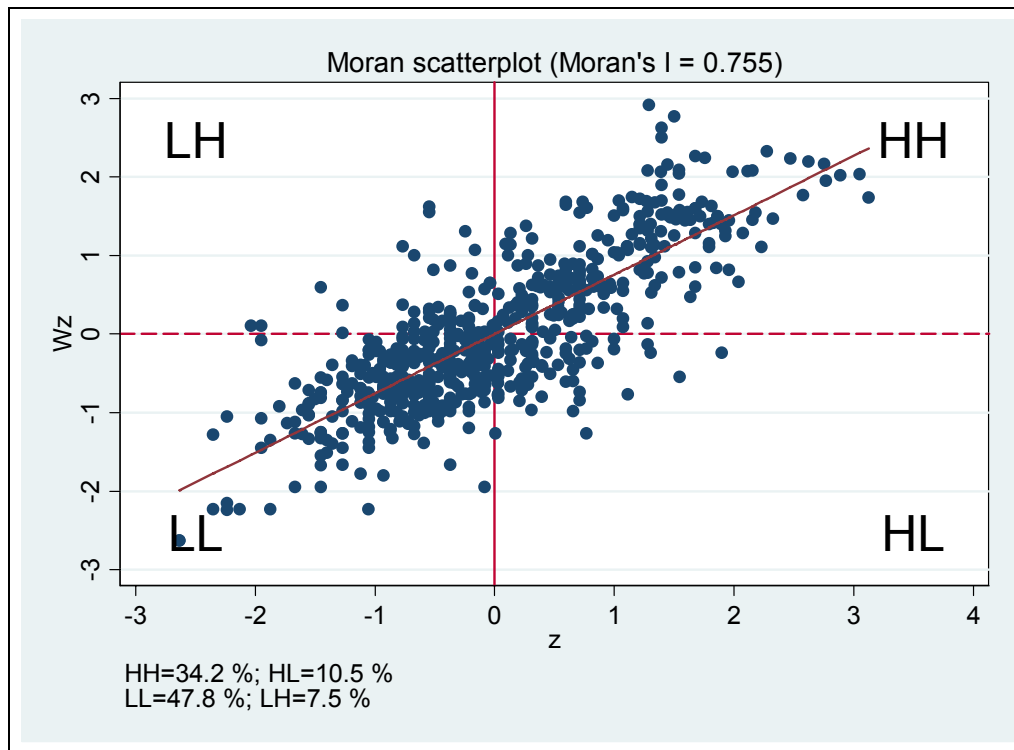
no difería considerablemente con el dato resultante de multiplicar el valor de frente y el fondo. Tampoco se tuvieron en cuenta terrenos ubicados en zonas no aptas legalmente para construcción

⁴ Para el cálculo del índice de Moran y para las estimaciones de los modelos espaciales se trabajó con la matriz de contigüidad estandarizada.

tienden a estar situados cerca de los más baratos. Dicha relación puede observarse también en el Gráfico N° 2.

Es importante marcar que el índice de moran es significativo al 1% indicando que se puede rechazar la hipótesis nula de no autocorrelación espacial entre los valores observados.

Grafico N° 2



Anselin (2005) propone una serie de test que permiten detectar que tipo de relación espacial se encuentra presente en los datos. Dichos test se basan en el principio del multiplicador de Lagrange y permiten seleccionar el modelo espacial a utilizar.

En la Tabla N° 1 se presentan los resultados obtenidos para el caso de los terrenos de La Plata. Como puede observarse todos los test son significativos (Robustos o no) y permite rechazar la hipótesis de no autocorrelación espacial. Siguiendo la regla de decisión propuesta por Anselin (2005), la cual establece que debe seleccionarse el modelo con mayor valor del multiplicador de Lagrange, el modelo que describe mejor las interrelaciones espaciales de los datos es el modelo Spatial lag,

Tabla N° 1

Statisitc	Test	
	Spatial error	Spatial lag
Moran's	12.522***	
Lagrange multiplier	146.298***	158.604***
Robust Lagrange multiplier	13.123***	25.429***

*** significant at 1%; ** significant at 5%, * significant at 10%

Estos resultados muestran que el principal problema en la estimación es la autocorrelación o dependencia espacial, que se presenta cuando una variable tiende a asumir valores similares en unidades geográficamente cercanas, dando lugar al surgimiento de clusters. La presencia de clusters espaciales viola el supuesto de la independencia de las observaciones y genera problemas en la correcta estimación de los modelos de regresión lineal de mínimos cuadrados ordinarios.

Si se ignora este tipo de autocorrelación los estimadores de las regresiones serán ineficientes, los estadísticos t y F estarán sesgadas, y el valor del R^2 será engañoso (Anselin 1992).

III.1. Análisis de regresión

En esta sección se analiza la relación entre el valor de oferta de los lotes en venta y las variables que componen el “paquete de características”, a través de la estimación del modelo de precios hedónicos.

Si bien los consumidores deben elegir una unidad completa, cada característica individual de un terreno es valuada en forma separada. El enfoque de precios hedónicos provee una metodología para identificar la estructura de precios implícita en los mismos.

En las regresiones que se realizan en el presente trabajo, se utiliza el logaritmo del precio total del terreno, ya que éste permite una fácil comprensión de los coeficientes de la regresión, interpretándolos como semi-elasticidades.

A continuación se describen las variables que se tuvieron en cuenta en el modelo de regresión.

Frente: Variable que considera las medidas de frente de los terrenos en metros. Se espera una relación positiva entre esta variable y el precio del terreno.

Frente2: Variable que considera el cuadrado de las medidas de frente de los terrenos en metros. Se espera captar la existencia de una relación no lineal entre la superficie del frente y el precio del terreno.

Fondo: Variable que considera las medidas de fondo de los terrenos en metros. Se espera una relación positiva entre esta variable y el precio del terreno.

Fondo2: Variable que considera el cuadrado de las medidas de fondo de los terrenos en metros. Se espera captar la existencia de una relación no lineal entre el precio y la superficie del fondo del terreno.

Gas: Variable dummy que toma el valor 1 si la propiedad posee el servicio de gas y 0 si no lo posee. Es de esperar una relación positiva entre la posibilidad de contar con dicho servicio y el precio del mismo.

Agua: Variable binaria que toma el valor 1 si la propiedad posee el servicio de agua corriente y 0 si no lo posee. Se espera una relación positiva entre la posibilidad de contar con dicho servicio y el precio del mismo.

Cloaca: Variable binaria que toma el valor 1 si la propiedad está conectada al servicio cloacal y 0 si no lo está. Es de esperar una relación positiva entre la posibilidad de contar con dicho servicio y el precio del mismo.

Pavimento: Variable dummy que toma el valor 1 si la propiedad está ubicada sobre una calle pavimentada y 0 si no lo está. Es de esperar una relación positiva entre la posibilidad de contar con dicho servicio y el precio del mismo.

Sobre_cent: Variable binaria que toma el valor 1 si la propiedad está ubicada sobre el camino centenario y 0 si no lo está. Es de esperar una relación positiva entre dicha ubicación estratégica y precio del terreno.

Sobre_Belgrano: Variable dummy que toma el valor 1 si la propiedad está ubicada sobre el camino Belgrano y 0 si no lo está. Es de esperar una relación positiva entre dicha ubicación estratégica y precio del terreno.

La división por localidades del partido de La Plata dejaba muy pocas observaciones por cada localidad, dificultando el análisis de regresión, por ese motivo se decidió dividir el partido de en solo cuatro zonas: zona casco urbano, zona Sureste, zona Suroeste y zona Noroeste, con el objetivo de captar los posibles efectos propios de cada una de las distintas zonas. La zona que se toma como base es la perteneciente al casco urbano.

Zona_Sureste: Variable dummy que toma el valor 1 si el terreno se encuentra ubicado sobre la zona del sureste del partido de La Plata y 0 si no lo está. Se intenta captar a través de dicha variables el efecto que las características de dicha zona tienen sobre el precio del terreno.

Zona_Suroeste: Variable binaria que toma el valor 1 si el terreno se encuentra ubicado sobre la zona de suroeste del partido de La Plata y 0 si no lo está.

Zona_Noroeste: Variable binaria que toma el valor 1 si el terreno se encuentra ubicado sobre la zona del Noroeste del partido de La Plata y 0 si no lo está.

Zona_casco_urbano: Variable binaria que toma el valor 1 si el terreno se encuentra ubicado sobre el casco urbano del partido de La Plata y 0 si se encuentra fuera del mismo.

Distancia: variable que indica la distancia del terreno al centro de la ciudad (esquina de calle 7 y 50)

Distancia2: distancia al cuadrado, esta variable se incluyó con la intención de testear la existencia de una relación no lineal entre la distancia y el valor de los lotes.

III.1.1. Análisis de regresión global

En esta sección se estiman los modelos anteriormente mencionados, En la Tabla N° 2 se muestran los resultados de las estimaciones realizadas, la primer columna muestra los resultados obtenidos con el método de Mínimo Cuadrados Ordinarios (MCO), y luego los resultados de los demás modelos estimados⁵.

Antes de analizar los coeficientes obtenidos es necesario analizar la consistencia de los resultados. En dicha tabla se observa que la mayoría de los coeficientes son significativos al 1%, cloaca es significativa al 5%, y las variables agua, Belgrano y Zona_noroeste no son significativas. Los test de significatividad global permiten afirmar que todas las variables explicativas son simultáneamente relevantes para la determinación del logaritmo del precio del lote en todos los modelos estimados.

Al analizar los resultados de los distintos modelos de regresión se desprende que existe una relación positiva, significativa y decreciente entre la medida de frente del lote y el precio del terreno. Lo mismo sucede con las medidas de fondo. Sin embargo, los resultados muestran que las medidas de frente influyen más en el precio que las medidas de fondo. Un aumento de 1 metro en el frente del lote incrementa el precio en mayor proporción que un aumento de igual magnitud en el fondo. De la regresión se desprende una relación no lineal entre el frente, el fondo y el logaritmo del valor. Se observa que a medida que aumenta la superficie del frente, el valor del lote aumenta pero a tasa decreciente. Lo mismo sucede con la superficie del fondo, sin embargo el efecto del fondo decrece a una tasa mucho menor que el frente. Esto puede observarse a través de los coeficientes negativos y significativos de las variables frente y fondo al cuadrado.

Al analizar los coeficientes de los servicios, se observa que el efecto de los mismos es siempre positivo y significativo (exceptuando el acceso al agua de red), indicando que la posesión de dichos servicios aumenta el valor del terreno.

Un variable relevante a la hora de analizar el valor de un terreno es la ubicación geográfica. Con este objetivo se incluyó una variable que contempla la ubicación en los dos caminos más importante de la ciudad de La Plata, estos son el camino Centenario y el camino General Belgrano. Los resultados arrojan que la ubicación sobre el camino Belgrano no es significativa, sin embargo si el terreno se encuentra ubicado sobre el camino Centenario su valor es mayor que un terreno que no lo esta.

Siguiendo con el análisis de la ubicación geográfica del lote, se estudió la relación entre la distancia del lote a la esquina 7 y 50 (centro de La Plata) y el precio del terreno. Los coeficientes de las variables distancia y distancia al cuadrado son todos significativos y de signos negativos (con excepción de la zona Noroeste donde el coeficientes es positivo pero no significativo), indicando que a medida que un lote se aleja del centro de la ciudad el precio del terreno cae pero a una tasa creciente.

Las variables regionales resultaron ser significativas al 1%, con excepción de la zona Noroeste, indicando que los terrenos que se ubican en la zona del centro son más caros, y le siguen en orden los terrenos del noroeste, suroeste y finalmente los del sureste.

⁵ Como la hipótesis del modelo Spatial error también resultado significativo también se presentan los resultados para permitir un comparación entre ambos modelos.

Tabla N° 2

Variables	Logaritmo del valor de los terrenos en venta			
	MCO	Spatial Error	Spatial Lag	
			Coefficientes	Efectos Marginales
Frente	0.088*** [0.007]	0.080*** [0.006]	0.077*** [0.006]	0.117*** [0.006]
Frente2	-0.001*** [0.000]	-0.001*** [0.000]	-0.001*** [0.000]	-0.002*** [0.000]
Fondo	0.022*** [0.003]	0.016*** [0.002]	0.018*** [0.002]	0.027*** [0.002]
Fondo2	-0.000*** [0.000]	-0.000*** [0.000]	-0.000*** [0.000]	-0.000*** [0.000]
Gas	0.136** [0.056]	0.108** [0.049]	0.114** [0.048]	0.174** [0.048]
Agua	0.017 [0.057]	0.018 [0.050]	0.033 [0.049]	0.05 [0.049]
Pavimento	0.206*** [0.048]	0.099** [0.045]	0.142*** [0.041]	0.217*** [0.041]
Cloacas	0.144** [0.060]	0.150*** [0.054]	0.125** [0.051]	0.191** [0.051]
Centenario	0.808*** [0.160]	0.914*** [0.191]	0.477*** [0.138]	0.728*** [0.138]
Belgrano	0.187 [0.248]	0.420* [0.250]	0.105 [0.212]	0.16 [0.212]
Zona_Sureste	-1.041*** [0.089]	-1.033*** [0.129]	-0.684*** [0.080]	-1.043*** [0.080]
Zona_Suroeste	-0.720*** [0.083]	-0.699*** [0.117]	-0.481*** [0.073]	-0.734*** [0.073]
Zona_Noroeste	0.043 [0.098]	0.062 [0.137]	-0.044 [0.084]	-0.067 [0.084]
Distancias	-0.250*** [0.030]	-0.272*** [0.042]	-0.152*** [0.027]	-0.232*** [0.027]
Distancias2	0.007*** [0.001]	0.008*** [0.002]	0.004*** [0.001]	0.006*** [0.001]
Constant	10.329*** [0.147]	10.736*** [0.163]	6.328*** [0.315]	9.654*** [0.315]
Observations	669	669	669	
R-squared	0.78			
Adj R-squared	0.77			
Variance ratio		0.72	0.81	
Squared correlation		0.77	0.83	
Lambda		0.44***		
Rho			0.34***	
Likelihood ratio test		155.33***	156.41***	
Wald test		217.31***	192.16***	
Lagrange multiplier test		146.23***	159.01***	

* significant at 10%; ** significant at 5%; *** significant at 1%

Standard errors in brackets

Las columnas 3 y 4 de la Tabla N°2 muestran los resultados de la estimación del modelo Spatial Lag. Debe notarse que en dicho modelo, el efecto marginal de la característica i para todos los lotes es $\beta_i(I - \delta W)^{-1}$, que es diferente de β_i de un modelo Spatial Error o del modelo de MCO, ya que el modelo Spatial Lag incluye los efectos inducidos del cambio de dicha característica en todos los lotes.⁶

⁶ Para mas detalles ver Kim, et al (2003)

El β_i generalmente subestima el efecto marginal del modelo spatial lag. El verdadero valor de β_i se expone en la tabla N° 2, siguiendo el trabajo de Kim et. al. (2003) que demuestran que los verdaderos efectos marginales de la característica i ante un cambio de una unidad inducido en cada localización es $\frac{\beta_i}{(1-\rho)}$.

En los resultados se puede observar que los efectos marginales obtenidos por el método de Spatial Lag son mayores que los obtenidos por MCO.

La medición de la bondad de ajuste del modelo estimado es un aspecto importante en el análisis econométrico. En la econometría espacial, esto es un poco más complicado debido a la falta de una medida estándar como el R^2 . Aunque esta medida es generalmente reportada en la mayoría de los paquetes econométricos, su interpretación bajo la presencia de efectos espaciales puede ser engañosa ya que deja de tener un vínculo directo con el test de significatividad conjunta del modelo estimado (Test – F)

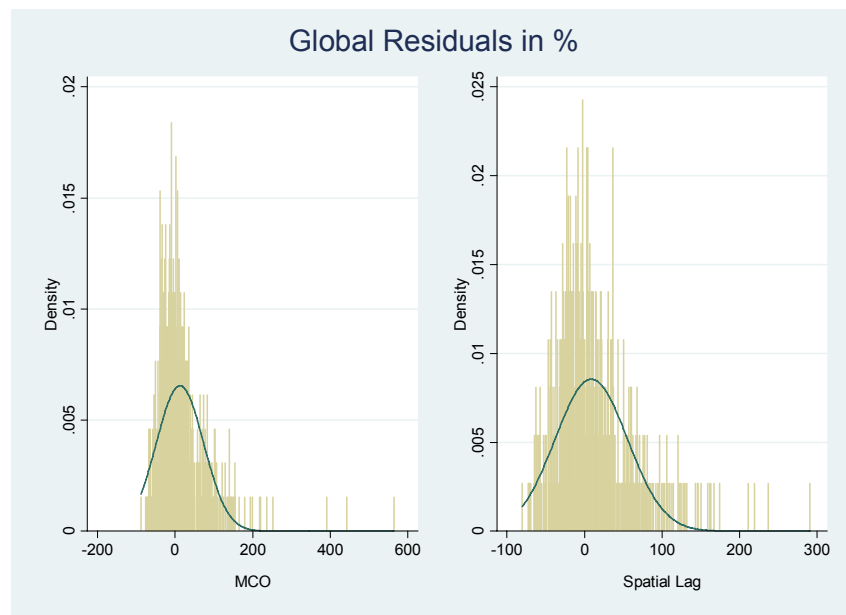
Específicamente, debido a que la estimación esta basada en máxima verosimilitud, los residuos del modelo estimado no tienen media cero y la descomposición estándar de la variabilidad observada en variabilidad explicada y variabilidad residual no se mantiene. Existen una variedad de alternativas pseudo R^2 que imitan ciertos aspectos del R^2 .

(i) Squared correlation: la correlación al cuadrado entre la variable dependiente observada y la variable predicha provee una medida de asociación lineal que toma valores entre 0 y 1, Esta medida no está relacionada con la descomposición de la varianza.

(iii) Alternativamente, otro pseudo R^2 es el variance ratio, es una medida basada en los valores predichos y los residuos Buse (1973,1979). Este pseudo R^2 se define como $V(\hat{Y})/V(Y)$ donde $V(\hat{Y})$ es la varianza de la variable estimada y $V(Y)$ la varianza de la variable dependiente observada. (Anselin, 1992a). En la tabla N° 2 se presentan dichos estadísticos.

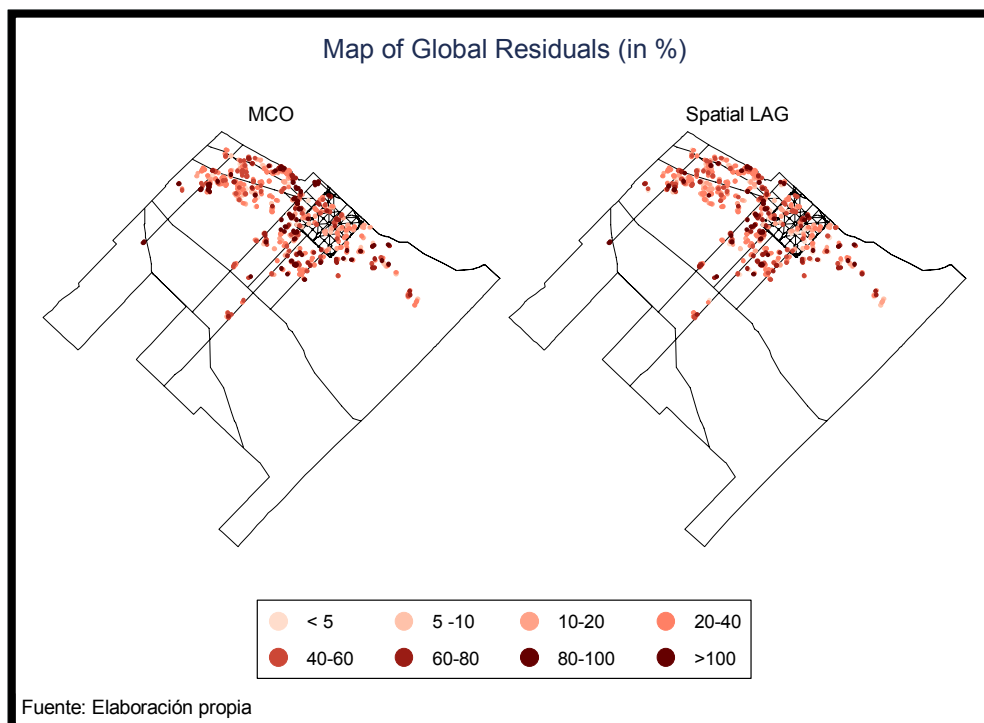
Como puede observarse en la Tabla N° 2 el valor del R^2 del modelo de MCO es de 0.78, mientras que para el modelo Spatial Lag el valor de variance ratio es de 0.81 y el valor del squarred correlation es de 0.83. Sin embargo estos valores no son completamente comparables; es por eso que se presenta en el Grafico N° 3 la distribución de los residuos de ambos modelos.

Grafico N° 3



El mapeo de los residuos como porcentaje del valor observado permite visualizar mejor los resultados de la estimación. En el Gráfico N° 4 puede observarse que la distribución espacial de los errores es menor en el modelo Spatial lag. Un hecho interesante que vale la pena resaltar es la existencia de zonas donde se concentran los mayores errores, indicando que en dichas zonas es necesaria una mayor investigación sobre las variables que pueden estar influyendo en el precio de esos lotes y que no están siendo consideradas.

Gráfico N° 4



III.1.2. Análisis de regresión Local

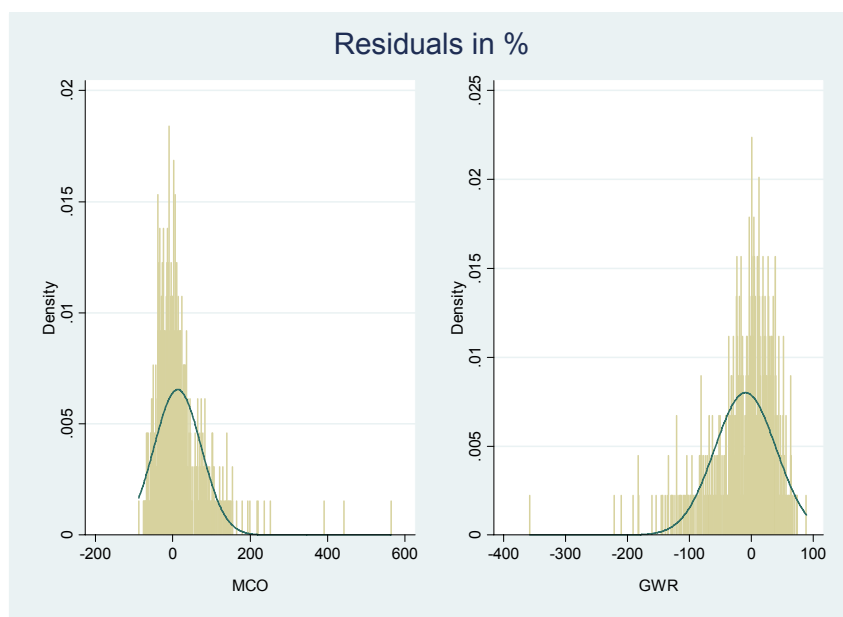
Los modelos de regresión local hacen posible explorar si la asociación entre el valor de los lotes y sus variables explicativas es constante en toda la zona o si es posible identificar variaciones por región. Es decir, se busca analizar la no estacionariedad de los datos. Este método permite realizar un test de significatividad global y otro de significatividad individual.

El primero testea si el modelo producido por las regresiones geográficamente ponderadas (GWR) describe los datos significativamente mejor que el modelo global. Los resultados que se presentan en la Tabla N° 3, muestran que la hipótesis de que el modelo GWR explica mejor que el modelo global solo puede rechazarse para un nivel de significatividad mayor al 6.8%. En el grafico N° 5 se muestra la distribución de los errores de ambos modelos.

Tabla N° 3

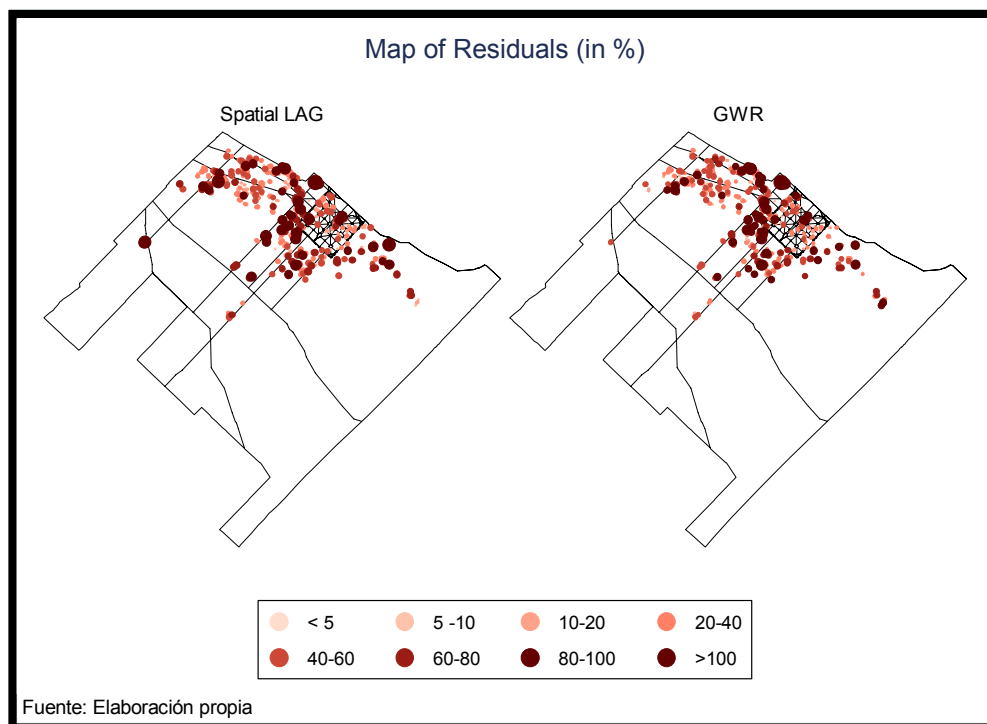
Geographically Weighted Regression		
Significance Test for Bandwidth		P-Value
Convergence Bandwidth	10346	0.068
Observed Bandwidth	10000	

Grafico N° 5



En el Gráfico N° 6 se muestra como se distribuyen espacialmente los errores del modelo Spatial lag y del modelo GWR. El tamaño de cada punto es proporción al valor del error. En el grafico puede observarse que en algunas zonas el modelo de Spatial Lag produce menos errores que el GWR, mientras que en otras zonas el GWR produce mejores estimaciones.

Grafico N°5,



En la Tabla N° 4 se presentan los resultados de los test de significatividad individual. En dichos test la hipótesis nula es la de no estacionariedad espacial de las parámetros del

modelo. Siguiendo a Fotheringham et al. (2002) se realiza una simulación de Montecarlo con 250 repeticiones en el cual se reestima el modelo GWR testeando la estabilidad de los coeficientes a los cambios en las coordenadas geográficas. En dicha Tabla se presenta los valores mínimos, el percentil 25, la mediana, el percentil 75 y el valor máximo de cada coeficiente y en la ultima columna el P-valor del test de no estacionariedad.

Los resultados obtenidos muestran que las variables Frente, Fondo, Fondo2, Distancia y Distancia al cuadrado son no estacionarias

Tabla N° 4

Regresión Geográficamente Ponderada							
Variable	Mínimo	Percentil 25	Mediana	Percentil 75	Máximo	Estacionaria	P-Value
Frente	0.074	0.080	0.086	0.091	0.099	No	0.020
Frente2	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001	-0.001	Si	0.104
Fondo	0.015	0.020	0.023	0.025	0.028	No	0.012
Fondo2	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	No	0.032
Gas	0.043	0.123	0.137	0.161	0.230	Si	0.272
Agua	-0.128	-0.009	0.017	0.026	0.079	Si	0.108
Pavimento	0.130	0.162	0.196	0.219	0.239	Si	0.200
Cloaca	0.070	0.111	0.129	0.169	0.229	Si	0.152
Centenario	0.708	0.753	0.819	0.875	0.994	Si	0.120
Belgrano	-0.276	-0.013	0.097	0.185	0.273	No	0.096
Zona_Sureste	-1.194	-1.010	-0.939	-0.908	-0.855	Si	0.144
Zona_Suroeste	-0.979	-0.620	-0.556	-0.509	-0.453	No	0.092
Zona_Noroeste	-0.419	0.168	0.254	0.316	0.386	No	0.032
Distancias	-0.497	-0.422	-0.361	-0.251	-0.048	No	0.000
Distancias2	-0.007	0.007	0.013	0.017	0.023	No	0.000
Constante	8.933	10.120	10.594	10.979	11.481	No	0.000

Sin embargo, la variabilidad de los coeficientes puede ser observada más fácilmente a través de un mapa, en el que se presenten los parámetros locales calculados por GWR. En el apéndice se presentan los mapas realizados para las variables frente, fondo, pavimento, cloaca, gas, agua y distancia. Los mapas muestran la distribución espacial de los coeficientes locales y sus puntos son proporcionales a la intensidad de cada coeficiente.

En el gráfico N° 7A se muestra que los coeficientes locales de la variable frente no son estacionario y también que el efecto de dicha variable es más alto en las zonas de las casas residenciales de mayor valor (City Bell, Gonet y Villa Elisa), indicando que el tamaño del frente del lote afecta en mayor medida al precio del terreno en estas zonas que en el resto.

Los coeficientes locales de la variable fondo se muestran en el Gráfico 8A donde se encuentra que el efecto de la variable también es mayor en la zona de City Bell, Gonet y Villa Elisa, por lo que la medida de fondo del lote influye de manera más significativa en dicha zona.

La distancia al centro afecta en mayor medida a los lotes de la zona noreste, indicando que cuanto más alejado esté un lote en dicha zona, el precio del mismo cae cada vez más. Por otro lado en la zona este y sur el efecto de la distancia al centro presenta valores bajos y no varía espacialmente.

Al analizar los servicios de pavimento, cloaca, gas y agua se puede observar que la estacionariedad es mayor y que efecto de dichas variables es levemente superior en la zonas de las casas residenciales más costosas.

IV. Conclusiones

En el mercado inmobiliario se intercambian bienes compuestos cuya utilidad para el consumidor depende de la utilidad que brinden cada una de las características que lo componen. Como no existe un mercado para cada uno de estos atributos, sino que se comercializa el “paquete de características” en su conjunto, fue necesario la estimación de un modelo de precios hedónicos, que permita conocer cuáles son los determinantes más importantes y su influencia en el precio de un lote.

Las técnicas de econometría espacial lograron mostrar y cuantificar las interrelaciones que tienen los datos en el espacio geográfico. Al incorporar estas relaciones en el análisis, se encontró que la dependencia espacial es el patrón que mejor describe los datos inmobiliarios del partido de La Plata.

Uno de los resultados más importantes de la estimación del modelo que tiene en cuenta la dependencia espacial (Spatial lag), es la reducción de los errores de estimación que se logra en comparación con el modelo de mínimos cuadrados ordinarios.

Por otro lado, la utilización de las técnicas de regresión local hizo posible explorar la estabilidad espacial de los coeficientes del modelo global. Se encontró que los coeficientes de una gran cantidad de variables son no estacionarios y que el modelo producido por GWR describe los datos significativamente mejor que un modelo global aunque en menor medida que el modelo Spatial Lag.

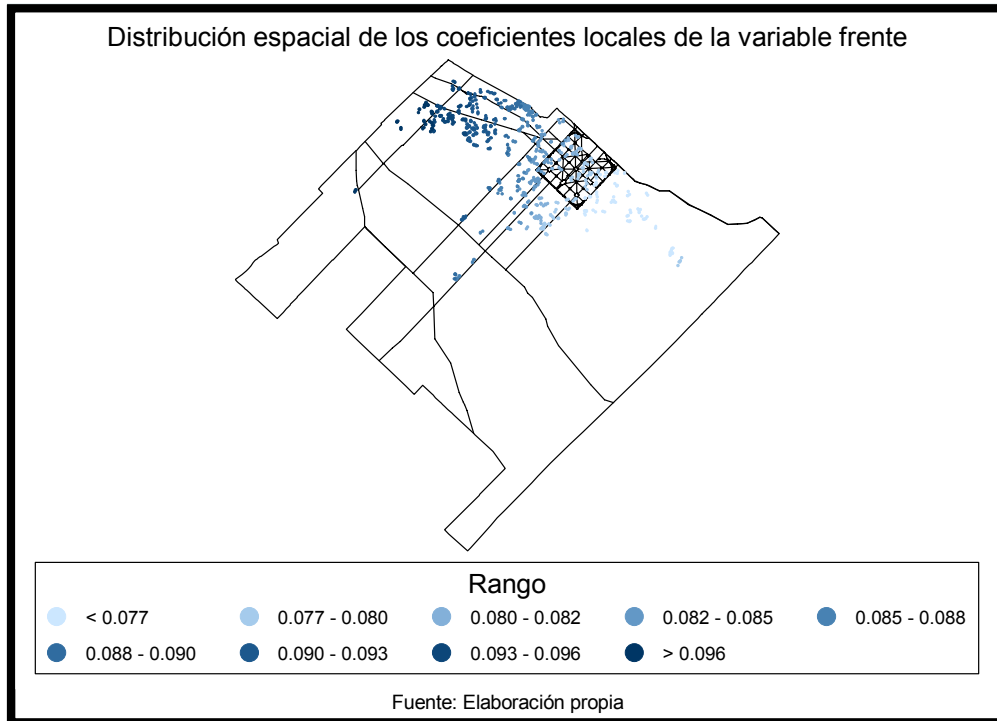
Una de las bondades de la metodología de regresiones geográficamente ponderadas (GWR) es que permite ver la distribución espacial de los coeficientes locales. En los mapas realizados se encontró que el efecto de las variables frente, fondo y distancia son mayores en la zona de las casas residenciales de mayor valor (City Bell, Gonet y Villa Elisa), evidenciando que los precios de los lotes de dichas zonas son afectados en mayor medida.

V. Bibliografía

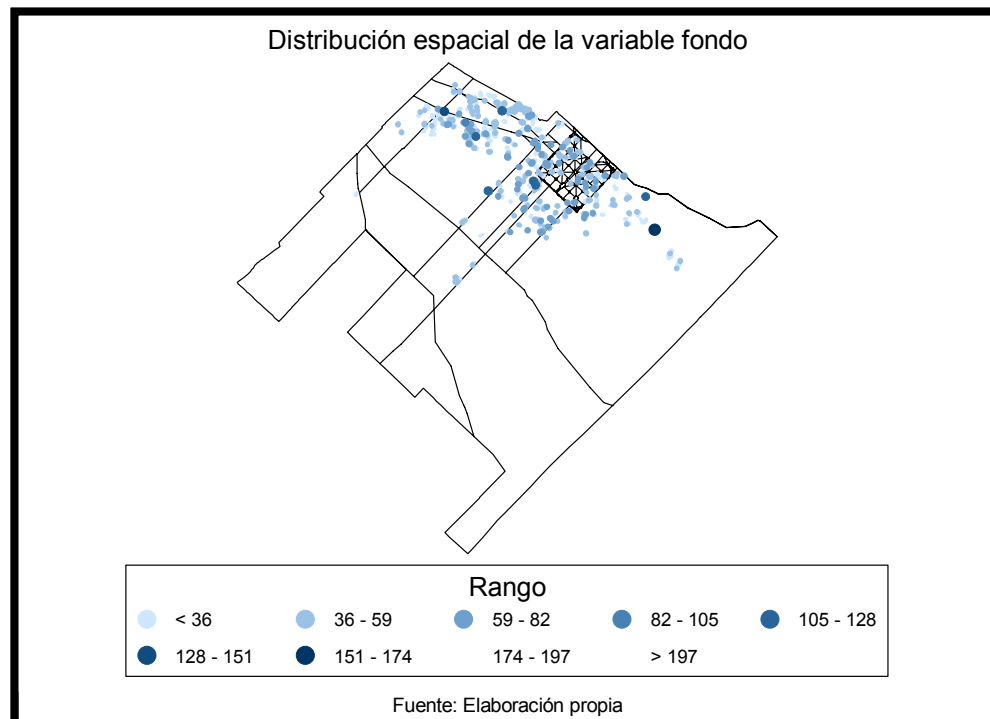
- Anselin, L. (1992a): SpaceStat Tutorial. A workbook for using SpaceStat in the Analysis of Spatial Data. Regional Research Institute, West Virginia University.
- Anselin, L. (1992b): Spatial Data Analysis with GIS: An Introduction to Application in the Social Sciences. National Center for Geographic Information and Analysis, University of California, Santa Barbara.
- Anselin, L. (1998): Spatial Econometrics: Methods and Models. Dordrecht: Kluwer Academia.
- Anselin, L. y A. Bera (1998): Spatial dependence in linear regression models with an introduction to spatial econometrics. In A. Ullah and D. Giles (Eds.), Handbook of Applied Economic Statistics, New York: Marcel Dekker.
- Anselin, L. (2001): Rao's score test in spatial econometrics. Journal of Statistical Planning and Inference 97, 113-139.
- Anselin, L. (2005): Exploring Spatial Data with GeoDa: A Workbook, Spatial Analysis Laboratory, Center for Spatially Integrated Social Science [GeoDa_Workbook.pdf].
- Buse, A. (1973): Goodness of fit in Generalized Least Squares estimation. The American Economic review
- Buse, A. (1979): Goodness of fit in Generalized Least Squares estimation. Journal of econometrics, 10.
- Cliff, A. D. y Ord, J. K. (1981). Spatial processes: Models and applications. Pion Ltd., London.
- Fotheringham A, Brundson C., Charlton M. (2002): Geographically Weighted Regression: The analysis of spatially varying relationships", chichester: wiley.
- Kim C.W., Phipps T.T. y Anselin L. 2003. Measure the benefits of air quality improvement: A spatial hedonic approach, Journal of Environmental Economics and Management.
- Minot, N., Baulch, B. and Epprecht, M. (2003). Poverty and Inequality in Vietnam: Spatial patterns and geographic determinants. International Food Policy Research Institute and the Institute of Development Studies.
- Moran, P. (1948): The interpretation of statistical maps. Journal of Royal Statistical Society.
- Pisati, M. (2001): Tools for spatial data analysis. Stata Technical Bulletin. stb-60.
- Rosen, S. (1974): Hedonic prices and implicit markets: products differentiation in pure competition. Journal of Political Economy
- Sheppard, S. (1999): Hedonic analysis of housing markets. Handbook of regional and urban economics.

VI. Apéndice

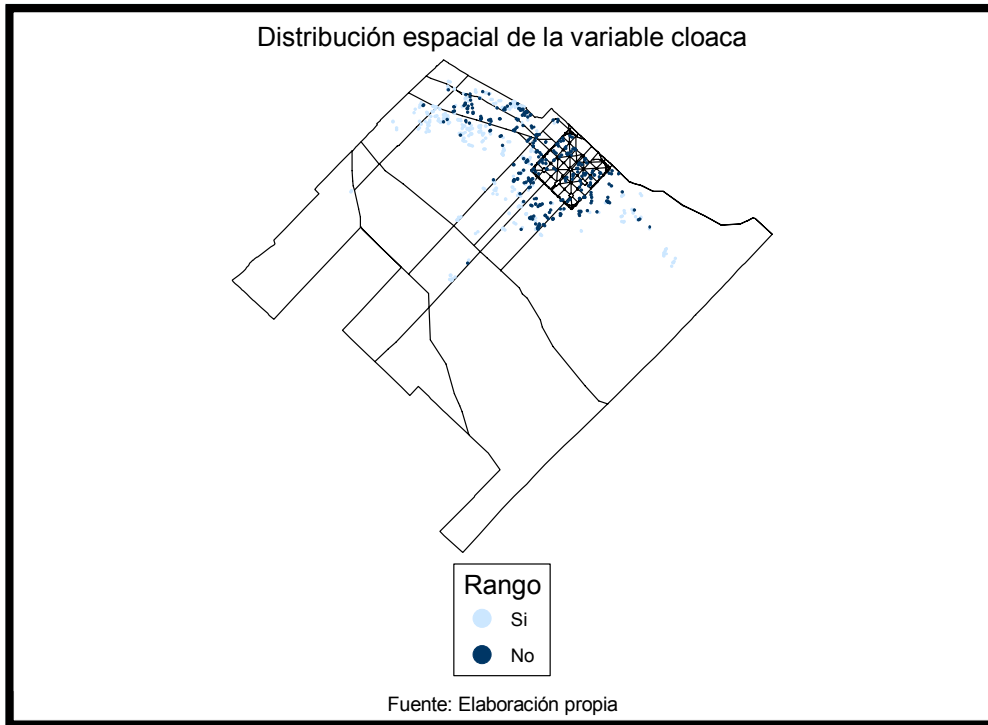
Mapa N° 1A



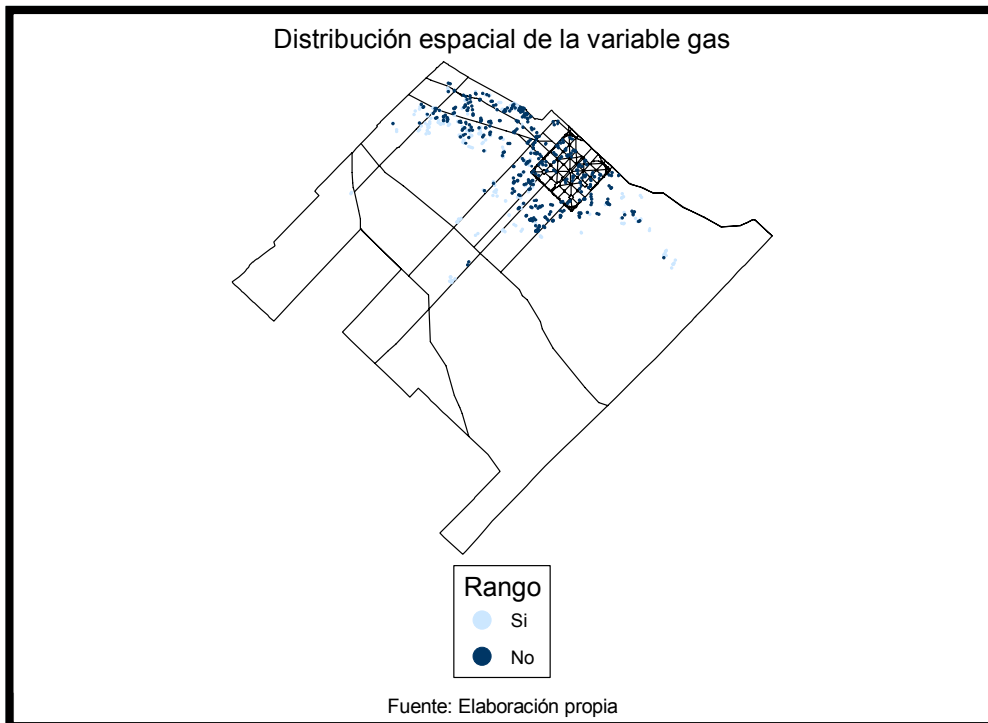
Mapa N° 2A



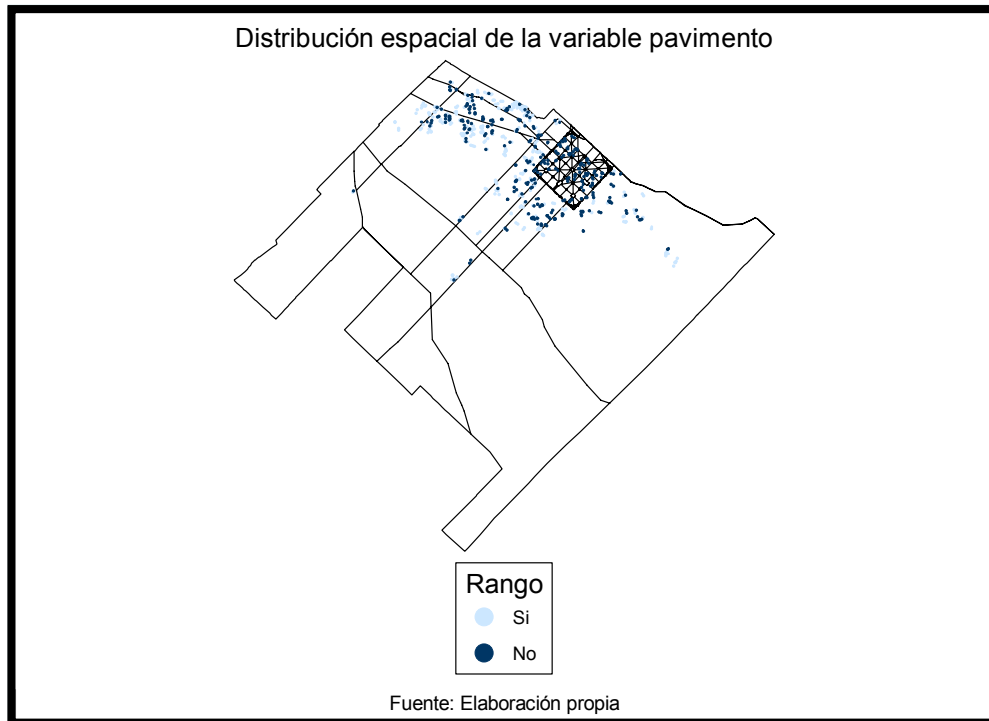
Mapa N° 3A



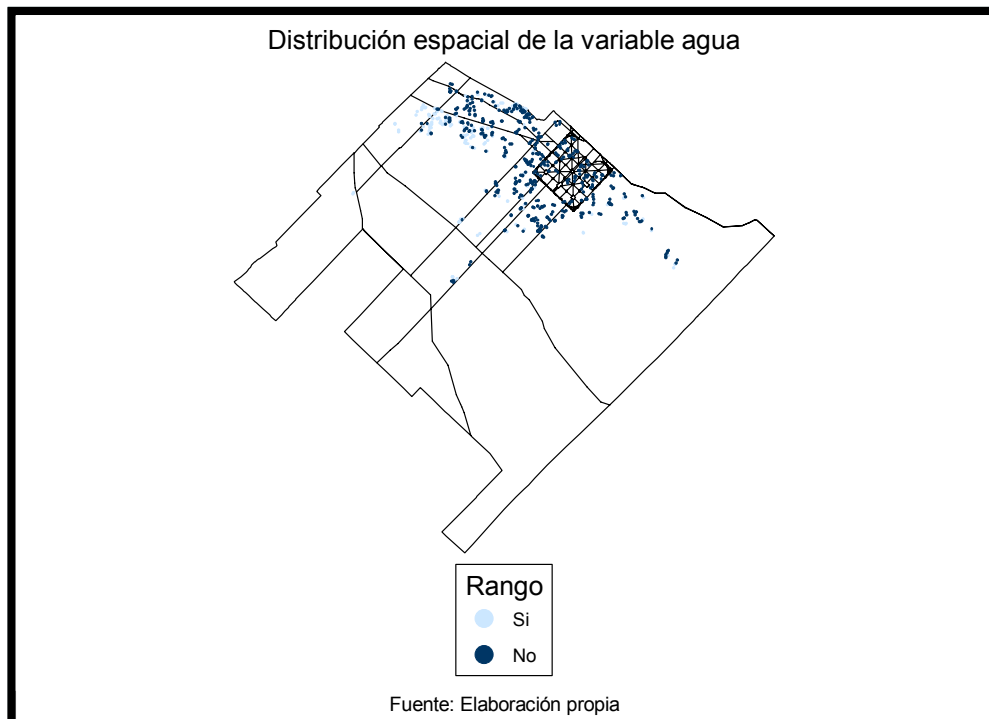
Mapa N° 4A



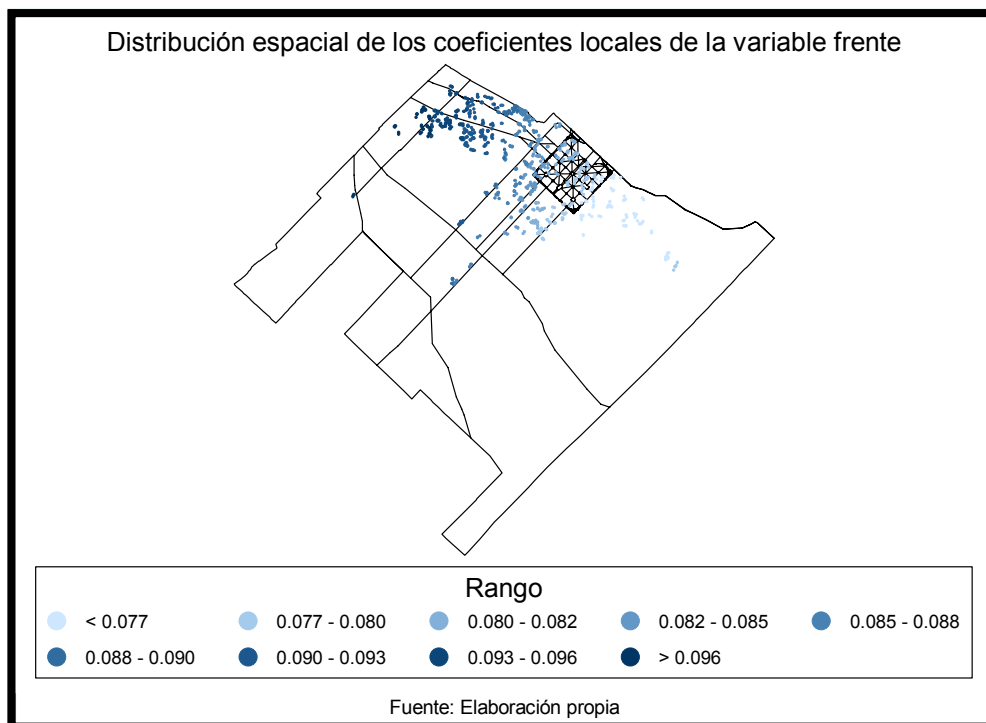
Mapa N° 5A



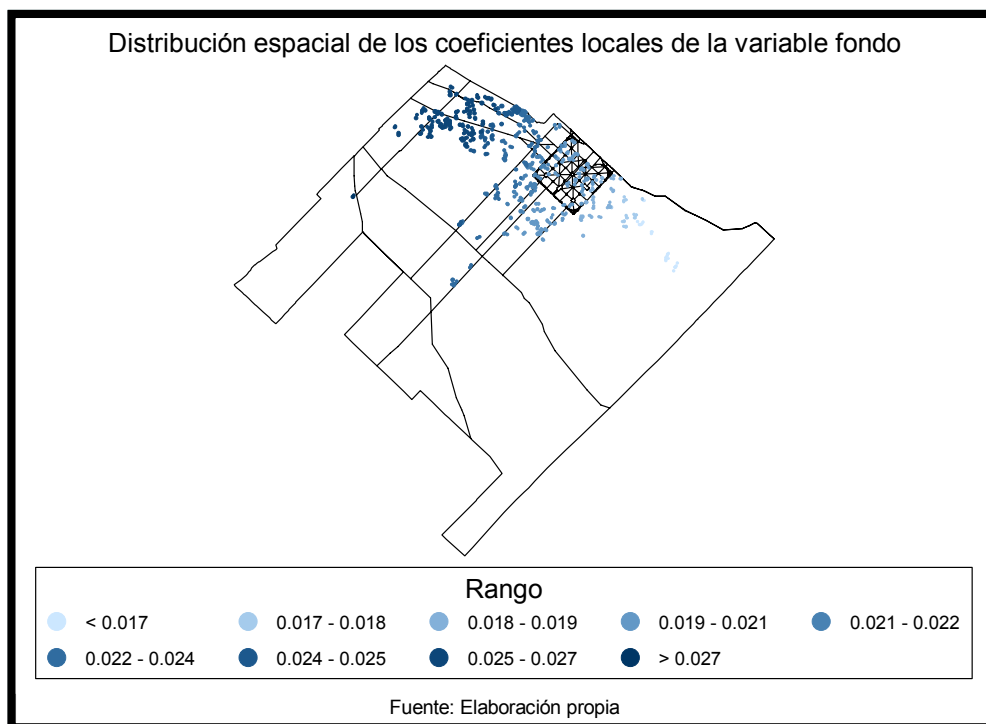
Mapa N° 6A



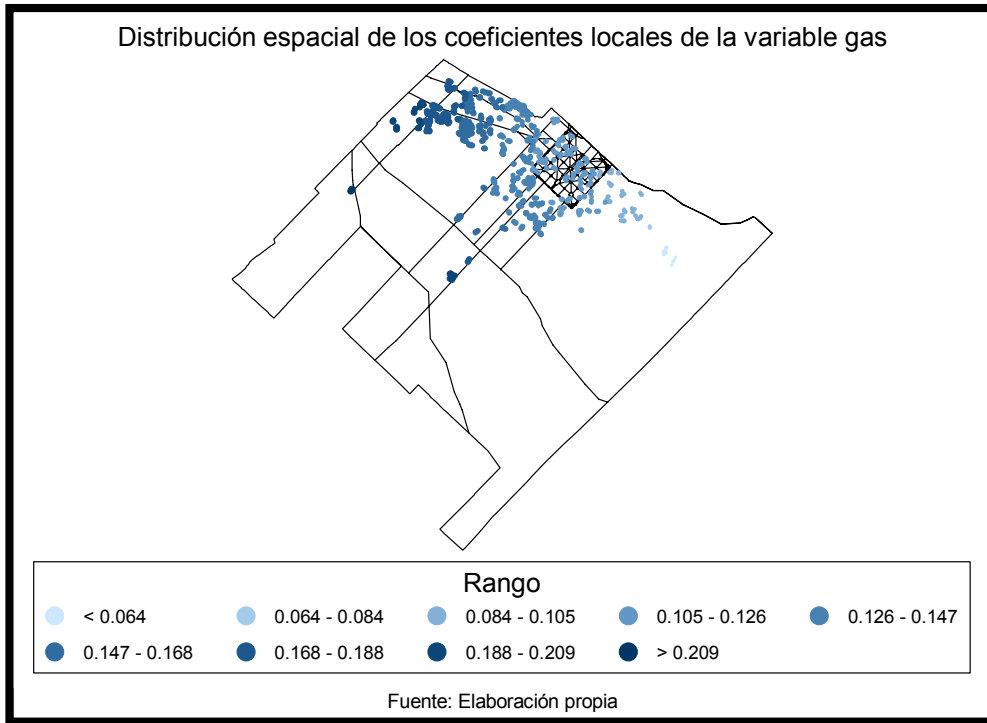
Mapa N° 7A



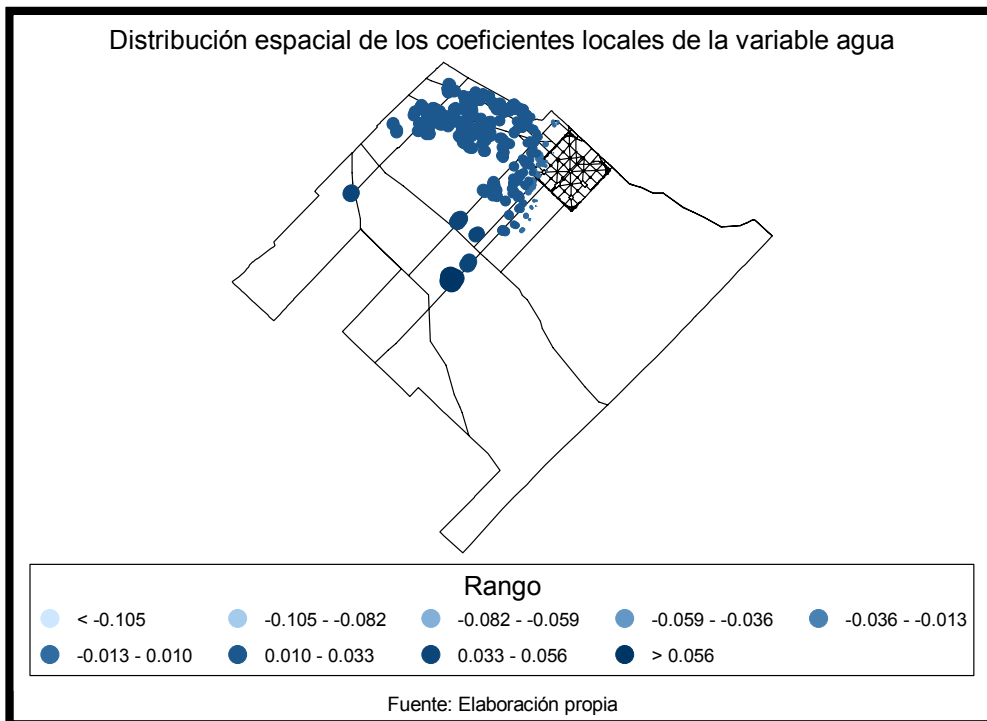
Mapa N° 8A



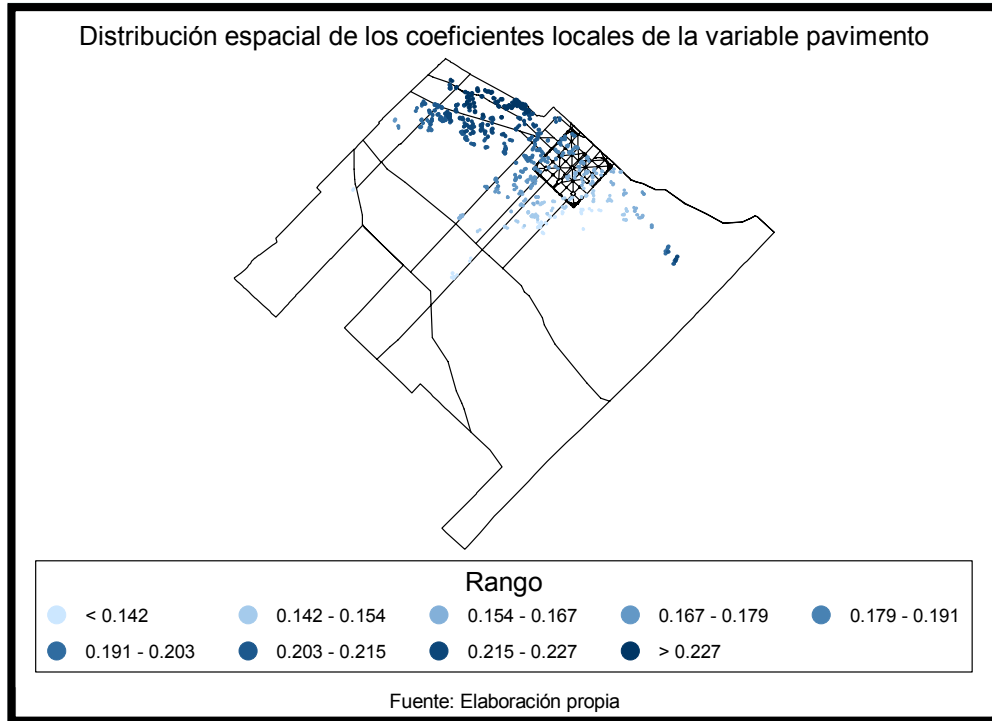
Mapa N° 9A



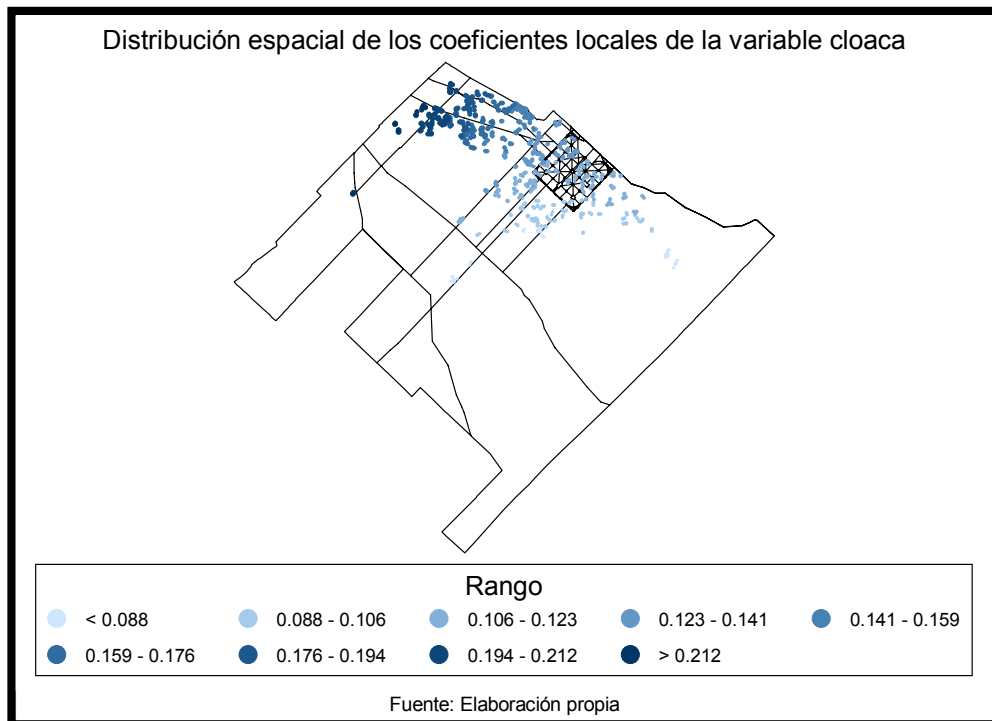
Mapa N° 10A



Mapa N° 11A



Mapa N° 12A



Mapa N° 13A

