

Título Precios inmobiliarios en CABA: un análisis econométrico espacial, desde lo global a lo local

Tipo de Producto Ponencia (texto completo)

Autores León, Sonia

Código del Proyecto y Título del Proyecto

A15E01 - Incorporación del análisis de autocorrelación espacial a la determinación hedónica de precios

Responsable del Proyecto

León, Sonia

Línea

Econometría

Área Temática

Economía

Fecha

Septiembre 2016

Datos

Título: Precios Inmobiliarios en CABA: un análisis econométrico espacial, desde lo global a lo local.

Autor: Sonia León

Institución: Fundación UADE (Universidad Argentina de la Empresa)

CV sintético:

Sonia León ha aprobado su Defensa de Tesis para el Doctorado en Economía por la Universidad del CEMA (UCEMA) el 8/08/2016. Es Magister en Economía por la UCEMA y Lic. en Economía por la Universidad Argentina de la Empresa (UADE).

Es Profesora Adjunta Ordinaria en la UADE de las materias Econometría (nivel Grado), Econometría I y Econometría II (Maestría en Economía Aplicada – UADE), Economía Computacional y Macroeconomía (estas últimas a nivel grado).

Asimismo, es Profesora Investigadora del Instituto de Economía (Facultad de Ciencias Económicas, Fundación UADE) especializada en la aplicación de modelos econométricos en la Ciudad de Buenos Aires. Los temas de la Tesis Doctoral se refieren a la aplicación de modelos hedónicos espaciales y análisis de evaluación de impacto de políticas sobre precios de inmuebles de la Ciudad de Buenos Aires. También participó en investigaciones relacionadas con la estimación de fronteras estocásticas aplicadas a otros mercados (bancos, empresas de seguros).

Correo electrónico: sleon@uade.edu.ar

Palabras Clave: precios inmobiliarios, econometría espacial, precios hedónicos, autocorrelación global y local.

PRECIOS INMOBILIARIOS EN CABA: UN ANÁLISIS ECONÓMETRICO ESPACIAL, DESDE LO GLOBAL A LO LOCAL

Sonia León
sleon@uade.edu.ar
Fundación UADE

Resumen:

La Primera Ley de la Geografía de Tobler dice que “todo está relacionado con todo, pero las cosas cercanas están más relacionadas que las distantes”. Parece razonable conjeturar que el mercado inmobiliario puede tener una estrecha relación con la geografía, ya que el precio de un inmueble surge no sólo por brindar refugio y vivienda sino también por su localización y su interacción con el entorno más cercano. Hoy es posible incorporar a la determinación econométrica del precio de los inmuebles la importancia de la localización a través de la referenciación geográfica de los datos y del análisis de datos espaciales.

El propósito de este trabajo es realizar un análisis hedónico espacial de la determinación del precio de oferta de departamentos en CABA. Se mostrará, a través de barrios seleccionados por el volumen de información, que se justifica el aplicar un enfoque espacial a partir de la detección de autocorrelación espacial tanto global como local y contrastando al modelo tradicional con los modelos espaciales (SAR, SEM y SAC) por medio de los correspondientes tests. Finalmente, se analizará un barrio en particular para mostrar si es posible utilizar estas técnicas para detectar submercados inmobiliarios dentro de un mismo barrio.

Resultados preliminares muestran evidencia de autocorrelación espacial global positiva del precio total promedio de oferta en barrios específicos de zona norte y de zona sur de CABA. Asimismo, en barrios donde se justificó el análisis espacial, se obtuvieron estimaciones de variables determinantes del precio total con signos esperados por la literatura.

Palabras Clave: precios inmobiliarios, econometría espacial, precios hedónicos, autocorrelación global y local

1. Introducción

La Primera Ley de la Geografía de Tobler dice que “todo está relacionado con todo, pero las cosas cercanas están más relacionadas que las distantes” (Tobler, 1970). Asimismo, la geografía es una ciencia que “estudia el planeta en todas sus características, fenómenos y relaciones, como una unidad interdependiente, y muestra la conexión de este conjunto unificado con el hombre y con el Creador del hombre”, según palabras de Ritter (1852), uno de los fundadores de la geografía moderna. Considerando estas definiciones, parece razonable conjeturar que el mercado inmobiliario –lugar donde se encuentran la oferta y la demanda de bienes inmuebles- puede tener una estrecha relación con la geografía, desde el momento en que, en ocasiones, el precio de un inmueble surge no sólo por su propia prestación de brindar refugio y vivienda, sino también por su interacción con su entorno más cercano.

Los bienes inmuebles tienen sus propias características físicas pero, además, cuentan con una cualidad que la mayoría de los agentes inmobiliarios consideran como la principal: su localización. Ahora bien, este concepto de localización puede ser visto de diferentes maneras. Por un lado, con localización nos podríamos estar refiriendo meramente a su ubicación geográfica, es decir, su dirección (calle y número) dentro de un barrio, de una ciudad, pueblo o provincia. No obstante, los agentes inmobiliarios refieren con el término localización a la relación existente entre la ubicación geográfica del inmueble en estudio y la ubicación geográfica de servicios públicos y/o privados ‘cercaños’ de interés que la ciudad o región en la que se sitúa el inmueble puedan ofrecer. Por supuesto, el término también considera aquellas cualidades negativas que el entorno al inmueble pueda generar. Con todo ello, los agentes inmobiliarios fundamentan con el término localización una buena parte de la determinación del precio del inmueble al cual puede ofrecerse en el mercado.

Con el transcurso del tiempo y de las tecnologías aplicadas a la geografía y a la estadística, quienes buscan mejorar la determinación econométrica del precio de los inmuebles se interesaron por incorporar al análisis hedónico la importancia de la localización geográfica del inmueble en sí misma, en relación con otros inmuebles similares y/o cercanos y en relación, también, con lo que ocurre en su entorno en cuanto al desarrollo en infraestructura y servicios de la ciudad o región en el que se sitúa.

Para ello, se desarrolló el análisis de datos espaciales, enfoque central en la investigación científica cuantitativa aplicada en la geografía (Anselin, 1989). Para aplicarlo, es necesario que los datos (por ejemplo, los precios de los inmuebles) se encuentren referenciados geográficamente a través de alguna unidad de medida geográfica, como las coordenadas de latitud y longitud, entre otras posibles.

La referenciación geográfica de los datos permite al interesado detectar, dentro de un conjunto de datos, la existencia de un concepto estadístico que se conoce como *autocorrelación espacial*. Se dice que ésta existe cuando una variable exhibe un patrón regular en el espacio en el cual los valores tomados en ciertas localizaciones dependen de valores de la misma variable en otras localizaciones (Odland, 1988). Siguiendo con la aplicación sobre el mercado inmobiliario, en caso de existir, la autocorrelación espacial nos estaría diciendo que el precio del inmueble puede depender del precio de inmuebles cercanos, de las características del entorno geográfico en cuanto a su infraestructura y los servicios que en él se brindan (como espacios verdes, espacios de recreación, infraestructura del transporte público, distribución de escuelas tanto públicas como privadas, distribución de hospitales, etc.) e incluso también de características del inmueble y/o del entorno que no son observables para el analista pero que pueden presentar algún patrón espacial que inflencie sobre el precio del inmueble (éstas son características conocidas por quienes poseen el inmueble pero que no son observadas por los demás participantes del mercado o por el investigador). Por ejemplo, alguna zona de viviendas usurpadas o lugares donde se realizan actividades ilícitas que solo conocen quienes viven en las inmediaciones.

El estudio de la econometría espacial ya lleva más de tres décadas de desarrollo: Anselin (2009) recuerda como primer intento de comprensión de la temática a un pequeño volumen realizado por Paelinck y Klaassen (1979) y a otros trabajos como los de Bartels y Ketellapper (1979) y Bennett (1979). A partir de entonces se dieron distintas etapas del desarrollo del tema. Anselin (2009) identificó a los principales autores que contribuyeron en cada etapa; asimismo, destacó que en los años noventa se produjo un gran aporte de autores especializados en economía urbana, mercado inmobiliario y economía laboral, entre otras áreas, mencionando a Thibodeau y Dubin como referentes iniciales en aplicaciones sobre el mercado inmobiliario (Basu y Thibodeau, 1998; Dubin et al. 1999). Al mismo tiempo surgieron muchos econométricos que desarrollaron diversos y complejos modelos que consideraron los problemas espaciales tratados en Anselin et al. (1996), LeSage (1997) y Kelejian y Prucha (1997), entre muchos otros. A partir de los años 2000, se desarrollaron métodos que abordaron la dependencia y heterogeneidad espaciales (Kelejian y Prucha, 2007 y 2010), la aplicación de diversos estadísticos de prueba para detectar la autocorrelación espacial en los residuos (Kelejian y Prucha, 2001, Anselin, 2002) y la extensión a los datos de panel (Baltagi et al. 2007). Particularmente, Anselin y Lozano-Gracia (2009) son referentes en materia de modelos hedónicos espaciales.

El propósito de este trabajo es realizar un análisis hedónico espacial de la determinación del precio de oferta de departamentos en CABA. Se mostrará, a través de barrios seleccionados por el volumen de información, que se justifica el aplicar un enfoque espacial a partir de la detección de autocorrelación espacial tanto global como local y contrastando al modelo tradicional con los modelos espaciales (SAR, SEM y SAC) por medio de los correspondientes tests. Finalmente, se analizará un barrio en particular para mostrar si es posible utilizar estas técnicas para detectar submercados inmobiliarios dentro de un mismo barrio.

En la Sección 2 se desarrollará el marco teórico, en donde se detallarán estadísticos de prueba de autocorrelación y los modelos de estimación que incorporan efectos espaciales a la regresión hedónica. En la Sección 3 se presentarán los datos y las variables que se considerarán en los modelos de regresión. La detección de autocorrelación, los resultados de las estimaciones hedónicas y el análisis por subzonas en un barrio en particular se exhiben en la Sección 4. Se concluye en la Sección 5.

2. Marco Teórico

2.1 Estadísticos de autocorrelación global y local

La autocorrelación espacial definida en la Introducción es medible a través de estadísticos con los cuales es posible probar hipótesis sobre la distribución geográfica de las variables; es decir, es posible medir la dependencia entre valores cercanos en una distribución espacial y, con ello, desarrollar modelos estadísticos que consideren patrones espaciales (Odland, 1988). Ésta se mide porque el hecho que exista y no se considere conducirá a que no se cumpla una condición muy importante para muchos métodos estadísticos que es la independencia entre las observaciones (Odland, 1988).¹

Para poder detectar posibles patrones de relación espacial es necesario que la información esté organizada de manera tal que los valores de las variables pertinentes tengan una referencia geográfica asignada, utilizando algún software que permita referenciar cada dato con algún tipo de coordenada geográfica, como por ejemplo, la latitud y la longitud correspondientes. Luego, uno puede investigar si existe algún grado de dependencia espacial entre los valores de las variables o si los mismos se encuentran

¹ La falla en esta condición genera estimaciones sesgadas de los errores estándar utilizados, afectando las pruebas de hipótesis. Asimismo, la autocorrelación en los residuos podría indicar que alguna fuente de variación ha sido omitida del modelo o que la forma funcional del modelo es incorrecta.

distribuidos en forma totalmente aleatoria en el espacio, para lo cual se deberá hacer uso de herramientas tanto geográficas como estadísticas.

Los estadísticos de autocorrelación espacial no solo consideran características habituales de las distribuciones de los datos como la media y la varianza, sino también tienen en cuenta el “arreglo espacial” de los mismos, considerando no sólo la ubicación geográfica de los mismos -cercanía, aglomeración, etc.- como la magnitud de los mismos en relación a su ubicación. En el cálculo de los estadísticos, el arreglo espacial es expresado por alguna función que asigna valores a pares de localizaciones en la secuencia de datos de manera de representar sus ubicaciones con respecto a cada una de las otras (“weighting function”); no será más que un conjunto de reglas para la asignación de valores a pares de lugares de una manera que represente el arreglo en el espacio (Odland, 1988).

El análisis de autocorrelación espacial se puede realizar desde dos puntos de vista: uno global y otro local. El análisis global considera todas las localizaciones de la muestra y busca determinar si todas en conjunto siguen un patrón de distribución determinado o si se distribuyen aleatoriamente (Baronio, et al., 2012). El análisis local, por su parte, considera la ubicación de cada observación en particular, de manera que sea posible detectar si existen agrupaciones de valores alrededor de cada observación que puedan tomar valores similares o muy distintos a ella.

Entre los estadísticos de autocorrelación espacial global más utilizados se encuentran *I de Moran*, *C de Geary* y *G de Getis y Ord*; entre los estadísticos locales más utilizados también se encuentran *I de Moran* y *C de Geary*. Los estadísticos de prueba consideran que el mapa de valores observados es producido por un proceso que asigna valores a las localizaciones independientemente y en forma aleatoria.

El estadístico *I de Moran*, es un estadístico que estandariza las autocovarianzas espaciales. La autocovarianza espacial mide la relación entre valores cercanos de x_i , donde el significado de “cercano” es especificado por w_{ij} , el ponderador espacial para el par de localizaciones (o viviendas, en este caso) i y j . Si la variable de interés es el precio de la vivienda, p_i , el estadístico *I de Moran* se describirá como en la ecuación (1):

$$\text{Moran's } I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (p_i - \bar{p})(p_j - \bar{p})}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} \sum_{i=1}^n (p_i - \bar{p})^2} \quad (1)$$

donde n es el número de localizaciones (o viviendas).

El estadístico tiene un valor esperado de $-[1/(n-1)]$. El valor calculado de *I* debería ser igual a esta esperanza, dentro de los límites de la significancia estadística, si las p_i son independientes de los valores p_j en localizaciones vecinas. Los valores de *I* que excedan (sean menores a) $-[1/(n-1)]$ indican autocorrelación espacial positiva (negativa), indicando que los valores de p_i tienden a ser similares (disímiles) a los valores vecinos.

Un estadístico alternativo es la *C de Geary* (2); es alternativo tanto en el sentido que utiliza la suma de diferencias al cuadrado entre pares de datos como en la forma que estandariza el cálculo (Odland, 1988), pero tiene la misma hipótesis nula.

$$\text{C de Geary} = \frac{n-1}{2} \frac{\sum \sum w_{ij} (x_i - x_j)^2}{\sum (x_i - \bar{x})^2} \quad (2)$$

Su esperanza es 1 para la independencia entre valores vecinos: el valor calculado menor (mayor) a 1 indicaría la existencia de autocorrelación positiva (negativa) indicando que se encuentran valores similares (diferentes) en localizaciones cercanas (Goodchild, 1986).

Por su parte, el estadístico *G de Getis y Ord* difiere de los anteriores estadísticos en que éste mide el grado de asociación que resulta de la concentración de puntos ponderados y todos los otros puntos ponderados incluidos dentro de un radio de distancia d que parte del punto ponderado original (Geary, 1954) (3).

$$\text{Getis y Ord's } G = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ij}(d)x_j}{\sum_{j=1}^n x_j}, j \neq i \quad (3)$$

donde w_{ij} es una matriz de ponderadores espaciales simétrica binaria W donde los unos representan lazos de vecindad entre puntos que se ubican dentro de la distancia d para cada i . Cabe aclarar que el numerador y el

denominador consideran todos los p_j correspondientes pero no incluye p_i . Si se deseara incluir p_i , tendríamos otro estadístico llamado G^* bajo la misma formulación, implicando que la concentración de los valores p incluye el valor de p en i (Getis y Ord, 1992).²

Por otra parte, Anselin (1995) describe un conjunto de indicadores que analizan la asociación espacial local, los cuales permiten descomponer a los estadísticos globales para estudiar la contribución de cada observación individual. Con ellos es posible evaluar la existencia de agrupaciones o clusters alrededor de una localización o vivienda individual como así también la existencia de outliers. Anselin los denomina LISA (local indicators of spatial association) y los define como aquellos estadísticos que cumplen con los siguientes requisitos: (i) el LISA para cada observación indica el alcance de la aglomeración espacial significativa de valores similares alrededor de la observación; (ii) la suma de los LISA para todas las observaciones es proporcional al de un indicador de asociación espacial global.

La hipótesis nula del LISA es la no existencia de asociación espacial. Como ejemplos de indicadores LISA podemos nombrar al Local Moran y al Local Geary (Anselin, 1995):

$$\text{Local Moran's } I_i = (p_i - \bar{p}) \sum_{j=1}^n w_{ij} \cdot (p_j - \bar{p}) \quad (4)$$

$$\text{Local Geary's } C_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} \cdot [(p_i - \bar{p}) - (p_j - \bar{p})]^2 \quad (5)$$

donde la suma en j incluye sólo valores vecinos y los ponderadores w_{ij} deben estar estandarizados por fila. En este trabajo se aplicará el primero de ellos, el más utilizado en la literatura.

Finalmente, haciendo uso de una matriz de ponderadores estandarizada, es posible obtener un gráfico de dispersión de Moran con el cual analizar los distintos tipos de asociación espacial para una variable de interés (como el precio de las viviendas). El gráfico relaciona, para cada observación, el valor de la variable p con valores rezagados espacialmente y el valor del estadístico global será la pendiente de la línea de regresión entre p y los rezagos espaciales (Anselin, 1995).

Ahora bien, los estadísticos de prueba anteriores estudian el arreglo espacial de una variable en particular; sin embargo, también es posible detectar si un modelo hedónico que pretende explicar el comportamiento de una variable dependiente con varias independientes y que es estimado por mínimos cuadrados ordinarios, incurre en un sesgo por incorrecta especificación debido al hecho de no considerar la dependencia espacial, sea de la variable dependiente o en el error.

Esto se logra a través del Mutliplicador de Lagrange (Anselin, 1988b), el cual prueba dos formas de incorrecta especificación de los que enumera Can (1992): i) la omisión de una variable dependiente rezagada espacialmente a través del LMLag que contrasta al modelo MCO con el modelo SAR (6) y ii) la omisión de un error espacialmente rezagado a través del LMErr que contrasta al modelo MCO con el modelo SEM (7). En ambos casos, la hipótesis nula es el modelo restringido (MCO) y el estadístico se distribuye como una χ^2 con un grado de libertad.

$$LM_{Lag} = [\mathbf{e}' \mathbf{W} \mathbf{P} / \sigma^2]^2 / [(\mathbf{W} \mathbf{X} \mathbf{b})' \mathbf{M} \mathbf{W} \mathbf{X} \mathbf{B} / \sigma^2 + tr(\mathbf{W}' \mathbf{W} + \mathbf{W})^2] \quad (6)$$

$$LM_{Err} = [\mathbf{e}' \mathbf{W} \mathbf{e} / \sigma^2]^2 / tr(\mathbf{W}' \mathbf{W} + \mathbf{W})^2 \quad (7)$$

donde \mathbf{e} es un vector de residuos, \mathbf{W} es la matriz de ponderadores espaciales –binaria o estandarizada-, \mathbf{P} es el vector de la variable dependiente, \mathbf{b} es un vector con estimaciones por mínimos cuadrados ordinarios de los estimadores, \mathbf{M} es la matriz $\mathbf{M} = \mathbf{I} - \mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'$ (siendo \mathbf{I} la matriz identidad), σ^2 es la varianza del error, y tr es el operador traza de una matriz (Anselin, 1992).

Para comparar entre los modelos MCO y SEM también es posible utilizar una definición del estadístico de Moran que permite la detección de la dependencia espacial en el error (contrastando MCO con el modelo SEM); el estadístico se define como en (8) para la matriz \mathbf{W} estandarizada (Anselin, 1992):

$$I^* = \mathbf{e}' \mathbf{W} \mathbf{e} / \mathbf{e}' \mathbf{e} \quad (8)$$

Estos estadísticos serán utilizados en el trabajo para reflejar la necesidad o no de utilizar modelos hedónicos espaciales.

² Los estadísticos de autocorrelación pueden conducir a resultados erróneos si se basan sobre muestras pequeñas. Las distribuciones de los estadísticos de prueba como la I de Moran son asintóticamente normales, lo que significa que sus distribuciones se acercan a la normalidad a medida que la muestra se agranda. Es probablemente seguro suponer la normalidad de las distribuciones de los estadísticos de prueba para muestra de al menos 50 observaciones, y posiblemente un poco menos (Cliff & Ord, 1981; Sen, 1976).

2.2 Modelos de Regresión para Datos Espaciales

Siendo el objetivo estimar una función hedónica de la determinación del precio de los inmuebles, inicialmente se debe probar si es necesario, realmente, incorporar a la función hedónica la estimación de parámetros que capturen efectos espaciales. Por lo general, el análisis se inicia estimando un modelo hedónico no espacial para luego probar la existencia o no de tales efectos espaciales (Elhorst, 2014) a partir de los estadísticos desarrollados en el apartado anterior. El análisis hedónico espacial aplicado al mercado inmobiliario ha sido previamente trabajado por diversos autores como Dubin (1992), Anselin (1988), Kim et al. (2003), Anselin y Lozano-Gracia(2008), Di et al. (2009), Perdomo (2011), Rabassa et al. (2013), entre otros.

El modelo no espacial aplicado a la estimación del precio hedónico de la vivienda, puede presentarse de la manera en la que Rosen (1974) define un modelo para productos diferenciados. Éste se basa sobre la hipótesis que los bienes son valuados por la utilidad que brindan sus atributos y los precios hedónicos se definen como precios implícitos revelados por los precios observados de los bienes y las cantidades de características asociadas a ellos.³ Rosen presenta su modelo en un mercado competitivo donde los bienes se describen por características objetivamente medibles en cantidades, siendo los bienes pensados como “ventas atadas” de atributos, según Rosen (1974). Lo que se ofrece en dicho mercado es el conjunto de características, y el precio del bien $p(z)$ se define como $p(z) = p(z_1, \dots, z_n)$ donde z es un bien compuesto por distintos atributos o características z_i , y n es el total de atributos del bien. Los consumidores maximizarán su utilidad cuando el precio mínimo que deben pagar en el mercado, $p(z)$, se iguale con la voluntad a pagar por z . Es así que $p(z)$ pasa a ser la función envolvente a la cual serán tangentes las funciones de valor de los consumidores y las funciones de oferta de los vendedores.

Para lograr obtener la función $p(z)$, el modelo a estimar consistiría en el sistema de ecuaciones que se presenta a continuación:

$$p_i(z) = F^i(z_1, z_2, \dots, z_n, \alpha) \quad \text{Demanda} \quad (9)$$

$$p_i(z) = G^i(z_1, z_2, \dots, z_n, \beta) \quad \text{Oferta} \quad (10)$$

donde α es un vector de características de los consumidores (como ingreso, edad, educación y otras variables que permitan definir sus preferencias) y β es un vector de diferencias tecnológicas entre los productores o cualquier otro factor que modifique las condiciones de costos. Tanto p_i como z_i son variables dependientes conjuntamente y los vectores α y β son variables exógenas.

Aplicar esta formulación del modelo al mercado de inmuebles, como para cualquier otro mercado, requiere realizar un procedimiento consistente en dos etapas: a) Estimar $p_i(z)$ a través del método hedónico, sin α ni β : esto significa regresar los precios de los departamentos contra todas sus características, usando la forma funcional más apropiada. Luego, calcular un conjunto de precios marginales implícitos, $\partial p(z) / \partial z_i = \hat{p}_i(z)$ -evaluados en las cantidades de cada característica- el cual puede variar según el nivel de cada característica, dependiendo de la forma funcional utilizada; b) Usar los precios marginales estimados $\hat{p}_i(z)$ como variables endógenas en la segunda etapa de la estimación simultánea de las ecuaciones (9) y (10), en las cuales se incluyen los vectores α (con características de los compradores de inmuebles) y β (con características de constructores/desarrolladores) según corresponde en cada ecuación.

De esta manera Rosen propone resolver un sistema de ecuaciones simultáneas que permitiría definir una función de demanda y una de oferta, en el equilibrio, de cada una de las características.

Una de las principales dificultades con las que se enfrenta el análisis hedónico es la de contar con una base de datos completa, relevante, con abundante detalle, tanto de los atributos del bien en estudio como de las características que representan a los demandantes y a los oferentes (Hulten, 2003). Varios autores reflejan esta realidad: Follain y Giménez (1985) analizan distintos tipos de bases de datos – con microdatos o datos agregados, uno o varios mercados, etc. – y consideran la posibilidad de que existan diversos tipos de sesgos por simultaneidad.

En este trabajo en particular, no se cuenta con información sobre las transacciones efectivas de compra-venta de los inmuebles de la base de datos y por ello aquí se estimarán los precios implícitos de cada

³ La metodología empírica necesaria para la estimación de los precios hedónicos de ciertos bienes fue inicialmente propuesta por Rosen (1974), quien avanzó sobre el análisis previo de Lancaster (1966), que los consumidores demandan bienes por la utilidad que ofrecen sus características³.

característica utilizando como variable dependiente los precios de oferta de cada inmueble. Por otro lado, no es posible estimar la función de demanda y oferta a través del sistema de ecuaciones que Rosen propone en la segunda etapa debido a que la base de datos primaria con la que se trabaja no cuenta tampoco con información que permita formar los vectores α y β . Estas restricciones son habituales en la literatura de valuación hedónica.

Habiéndose considerado el marco teórico hedónico, seguidamente es necesario probar la existencia de efectos espaciales a partir de los estadísticos globales o locales y agregar la estimación de tales efectos. Tomando como punto de partida la diferenciación entre efectos espaciales realizada por Anselin (1988) que dio impulso a la aplicación y el desarrollo de modelos espaciales, Elhorst (2014) resume los posibles efectos espaciales desarrollados, también, en la literatura posterior a Anselin, en tres tipos de interacción: 1°) *efectos endógenos*: la variable dependiente de una unidad depende de la variable dependiente de otras unidades; 2°) *efectos exógenos*: donde la variable dependiente de una unidad depende de las variables explicativas de otras unidades; 3°) *efectos entre los términos de error*: las variables omitidas del modelo se encuentran correlacionadas espacialmente o los shocks no observados siguen un patrón espacial.

Inicialmente, la literatura se concentró en estos efectos por separado pero posteriormente se desarrollaron modelos con más de una interacción. Utilizando la terminología de LeSage y Pace (2009), se denomina modelo SAR o Spatial Lag Model a un modelo autorregresivo que considera los efectos endógenos, SEM o Spatial Error Model al modelo que considera sólo los efectos entre los términos de error y SAC (otros autores lo refieren como SARAR; ej., Kelejian y Prucha, 2010) a aquel que reúne a los modelos SAR y SEM, haciéndolos casos particulares del SAC.⁴

Un modelo SAC, aplicado a la estimación de un modelo de precios hedónicos de la vivienda, puede representarse de la siguiente manera:

$$\mathbf{P} = \rho \mathbf{W}\mathbf{P} + \mathbf{X}_1\boldsymbol{\beta}_1 + \mathbf{X}_2\boldsymbol{\beta}_2 + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad \text{siendo} \quad \boldsymbol{\varepsilon} = \lambda \cdot \mathbf{W} \cdot \boldsymbol{\varepsilon} + \mathbf{u} \quad (11)$$

donde \mathbf{P} es un vector $n \times 1$ del logaritmo de precios de las n viviendas, ρ es un parámetro de autocorrelación espacial, \mathbf{W} es una matriz $n \times n$ de ponderadores espaciales que representa el arreglo espacial o la vecindad entre las n viviendas, \mathbf{X}_1 es una matriz $n \times k_1$ de observaciones sobre k_1 características físicas del inmueble, $\boldsymbol{\beta}_1$ el vector $k_1 \times 1$ de parámetros a estimar de las k_1 características, \mathbf{X}_2 una matriz de observaciones sobre k_2 variables relacionadas con la localización de los inmuebles, $\boldsymbol{\beta}_2$ el vector $k_2 \times 1$ de parámetros a estimar de las k_2 variables de localización, λ es otro parámetro autorregresivo espacial, $\boldsymbol{\varepsilon}$ es el vector $n \times 1$ de términos de error autorregresivos espacialmente y \mathbf{u} es el vector $n \times 1$ de términos de error distribuidos independiente e idénticamente con media cero y varianza constante.

El parámetro ρ mide la fuerza de la dependencia espacial entre los precios de las viviendas cercanas como promedio de todas las relaciones de dependencia. Como LeSage y Pace (2009) advierten, no es un mero coeficiente de correlación ya que no podría valer 1. El parámetro λ , por su parte, al representar la dependencia espacial entre los errores, nos da una idea de si existen variables omitidas o factores no observados cuyos valores se interrelacionan entre viviendas vecinas, como ciertos amenities o sub zonas de prestigio o, incluso, zonas donde se realicen actividades que incomodan a los vecinos y que no pueden conocerse a partir de los datos de una muestra. Estos parámetros no tienen una interpretación directa como una variable independiente, pero su inclusión hace que el modelo satisfaga las condiciones necesarias para una inferencia confiable (Odland, 1988).

La ecuación (12) se suele representar también en su forma reducida:

$$\mathbf{P} = (\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})^{-1} \cdot [\mathbf{X}_1\boldsymbol{\beta}_1 + \mathbf{X}_2\boldsymbol{\beta}_2 + (\mathbf{I} - \lambda \mathbf{W})^{-1} \mathbf{u}] \quad (12)$$

Tomando al modelo SAC (ecuación 2) como modelo general, el modelo SAR surgirá como caso particular cuando λ sea cero, mientras que el modelo SEM surgirá como otro caso particular cuando ρ sea cero. Partiendo de la forma reducida del modelo SAC, se puede observar que en el modelo SAR (13) las variables independientes explican las variaciones en los precios de las viviendas que no son explicados por los valores de las viviendas vecinas.

$$(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})\mathbf{P} = \mathbf{X}_1\boldsymbol{\beta}_1 + \mathbf{X}_2\boldsymbol{\beta}_2 + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (13)$$

Por su parte, el modelo SEM (14) nos muestra cómo el modelo explica las variaciones en los precios a través de las variables independientes, habiendo controlando por la posible autocorrelación espacial de los errores.

⁴ También se desarrolló el modelo SDM o Durbin Model como una extensión del modelo SAR para considerar, adicionalmente, los efectos exógenos. No obstante, no se consideró en este trabajo para evitar problemas de estimación por pérdida de grados de libertad y por potencial multicolinealidad (Soundararajan, 2013).

$$\mathbf{P} = \mathbf{X}_1\boldsymbol{\beta}_1 + \mathbf{X}_2\boldsymbol{\beta}_2 + (\mathbf{I} - \lambda\mathbf{W})^{-1} \cdot \mathbf{u} \quad (14)$$

Uno de los aspectos relevantes del análisis espacial es el rol de la matriz W , la matriz de ponderadores espaciales, necesaria para representar la interacción de cada vivienda con el resto de las viviendas de la muestra. Ésta puede confeccionarse bajo diversos criterios de “vecindad” o “cercanía”, según se trabaje con un área geográfica o con puntos de localizaciones particulares.

Para obtener W es habitual definir la vecindad en forma binaria bajo un criterio de distancia, indicando que la interacción entre las viviendas tome valor 1 si la distancia entre las mismas es menor a un valor de distancia establecido criteriosamente y 0 si no lo es, siendo también 0 el valor de cada elemento de la diagonal de la matriz W .⁵ Al utilizar el criterio de distancia, lo importante es representar el concepto de cercanía de la forma más consistente posible (Odland, 1988).

Es también habitual estandarizar los elementos de las filas de la matriz W de manera que la suma de los mismos de uno (la misma pasará a llamarse W_E). Así, cada fila puede caracterizarse por el término $\sum_{j=1}^n w_{ij} p_j$ (uno para cada vivienda i), llamado rezago espacial, el cual representaría a una combinación lineal de los precios construida por observaciones consideradas vecinas a la vivienda i (el precio de cada vivienda es una combinación lineal del precios de las viviendas consideradas vecinas).⁶

En cuanto a la utilidad de los modelos espaciales, el Modelo SAR permite capturar el efecto derrame del precio entre las viviendas cercanas, al incluir el efecto del promedio ponderado de los precios de viviendas vecinas como una variable explicativa en la especificación del modelo.⁷ Este comportamiento, a su vez, representa a una de las técnicas más utilizadas para la tasación de inmuebles, la determinación del precio por comparables (Kim et al., 2003).

Por su parte, el Modelo SEM, considera que pueden existir una o más variables omitidas en el modelo hedónico que varíen espacialmente, lo que conduce a un término de error de la ecuación de precios hedónica espacialmente correlacionado (Kim et al, 2003). El término de error queda especificado en forma autorregresiva, donde el multiplicador espacial se relacionará con shocks en las variables no observadas y no con las variables explicativas del modelo. Esto implica que el precio de una vivienda en cualquier localización dependerá no sólo de sus características propias y locales sino también de variables omitidas que representan características en localizaciones vecinas.⁸

Una vez estimados los modelos espaciales, la interpretación de los efectos marginales de cada una de las características ya no es tan simple como en un modelo que no incorpore efectos espaciales. Ahora es necesario introducir el impacto o efecto de los parámetros espaciales estimados, según corresponda al modelo. LeSage y Pace (2009) proponen medidas resumen de los distintos tipos de efecto posibles: el efecto directo, el total y el indirecto, promedios.

3. Los datos y las variables consideradas en los modelos hedónicos

3.1 Obtención de la información y construcción de la base de datos

Se utilizó como base de datos un conjunto de observaciones obtenido de avisos clasificados publicados en las páginas web de Buscainmueble y Argenprop durante todo el mes de agosto de 2014, tanto de departamentos nuevos como usados, ofrecidos a la venta, logrando una muestra final de 15.763 observaciones para 47 barrios (de los 48) de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires.⁹ Se debió realizar un proceso de depuración de la información para la corrección de errores y/o eliminación de observaciones por información inconsistente y para corregir la asignación del barrio según su dirección (más del 30% de los avisos publicaban un barrio distinto al que verdaderamente pertenecían).

Los departamentos considerados fueron aquellos en los cuales el precio del departamento se publicó en dólares. No se incorporaron los ofrecidos en pesos, dado que la instauración del “cepo cambiario” aplicada a partir de noviembre de 2011 por el gobierno nacional generó distintos tipos de cambios, lo que generó que se deba acordar cuál utilizar al momento de la transacción. Asimismo, se descartaron aquellos avisos en los que se ofrecían a la venta departamentos a través de fideicomisos o a precio de pozo o al costo, de manera de obtener una muestra homogénea de precios de departamentos ya construidos. En el Anexo 7.A se exhibe la

⁵ Esto es así debido a que nadie puede ser vecino de sí mismo.

⁶ Existen diversas maneras de definir vecindad y crear la matriz W . Para mayor información, ver Odland (1988), Goodchild (1986), Getis y Aldstadt (2004), entre otros.

⁷ Este término incorpora endogeneidad al modelo y para poder estimarlo será necesario utilizar Máxima Verosimilitud o Variables Instrumentales. En este trabajo se utilizará Máxima Verosimilitud.

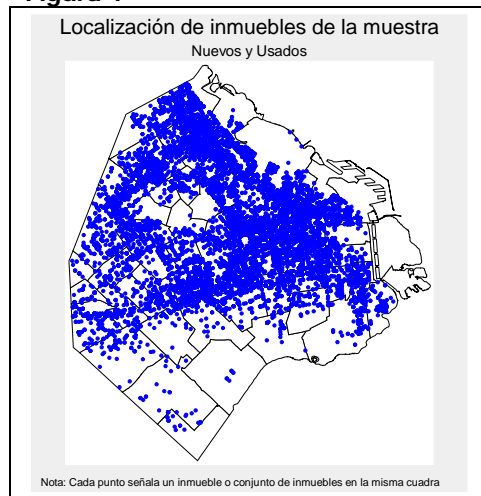
⁸ Para estimar este tipo de modelo, se puede utilizar Máxima Verosimilitud o el enfoque de Momentos Generalizados (Kim et al, 2003). Aquí se utilizará Máxima Verosimilitud, al igual que en el modelo SAR.

⁹ No se obtuvieron observaciones para el barrio de Puerto Madero.

cantidad de observaciones con la que se obtuvieron los precios totales y valores del m² promedios y de los cuales se estudiará si presentan autocorrelación espacial. Los volúmenes de inmuebles ofertados difieren bastante entre sí: el barrio con mayor volumen fue Palermo (1.611 observaciones) mientras que el de menor volumen fue Villa Soldati (7 observaciones).

Asimismo, en la Figura 1, se presenta la distribución de las observaciones, donde cada punto representa un inmueble o un conjunto de inmuebles en la misma cuadra: puede observarse, allí, la menor concentración de la oferta de departamentos en venta en la zona sur de la CABA. Por otra parte, las estadísticas descriptivas del precio total y del valor del m² por barrio y para toda la muestra se presentan en el Anexo 7.B.

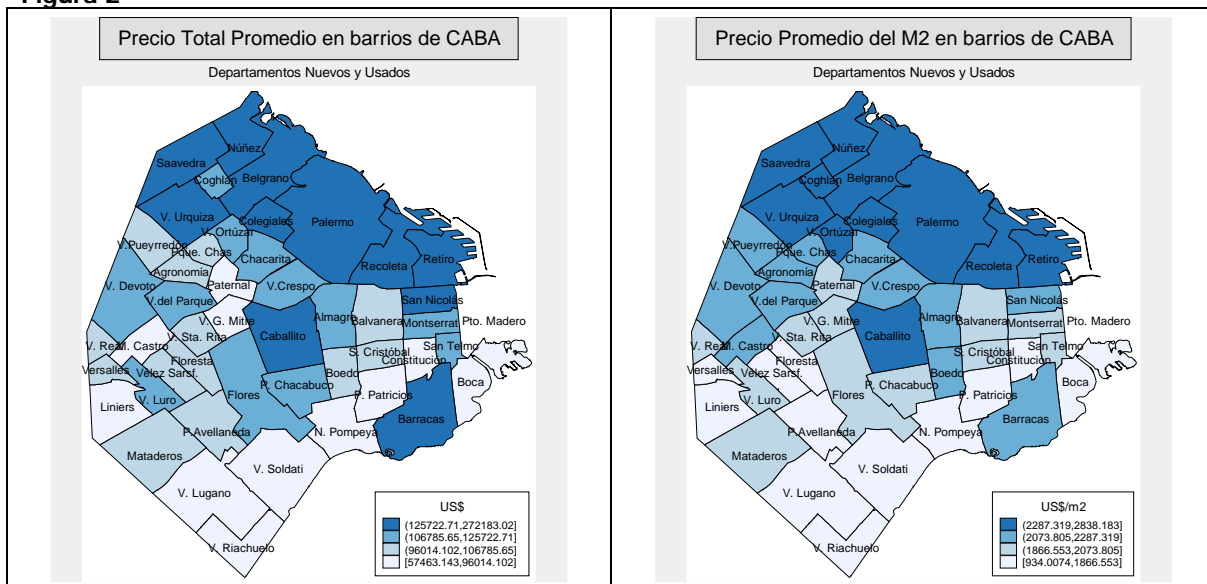
Figura 1



Fuente: Elaboración propia

Por otra parte, en la Figura 2 se exhiben dos gráficos de coropletas que permiten comparar visualmente los precios totales promedio y los valores del m² promedios, donde los colores más oscuros representan los valores más altos.

Figura 2



Fuente: Elaboración propia

Se observa que los precios totales promedios más altos se encuentran principalmente en barrios ubicados en la zona norte y noroeste de la CABA, como así también en algunos barrios del centro geográfico (como Caballito) y en un barrio del sur de la ciudad (Barracas). Los precios totales promedios más bajos, se encuentran principalmente en la zona sur, si bien se observan, también, promedios bajos en barrios próximos

al centro de la CABA (Villa Gral. Mitre y Paternal) y en algunos barrios de la zona oeste (Liniers y Monte Castro). En cuanto a la distribución del valor del m² promedio entre los distintos barrios de CABA se observan más claramente valores altos principalmente agrupados en el norte (si bien Caballito también exhibe un valor del m² alto) y valores bajos agrupados en la zona sur y algunos barrios del oeste de CABA.

Con esta información, considerando los promedios como así también las observaciones particulares de cada barrio, se pretenderá conocer si existe algún grado de autocorrelación espacial entre los precios de los inmuebles. En caso de encontrarse evidencia de autocorrelación espacial, se estimará un modelo hedónico espacial para determinados barrios, donde las variables a considerar serán las que se presentan en la siguiente subsección.

3.2 Variables consideradas en los modelos hedónicos

Las variables independientes posibles de incluir en el análisis hedónico se presentan en el Cuadro 1, junto con las fuentes de información para cada una de ellas. La mayoría de las variables físicas del inmueble fueron obtenidas a partir de la información registrada en el aviso clasificado y en los detalles u observaciones que realizan las inmobiliarias al momento de publicar. También se incluyeron algunas variables de localización que fueron armadas a partir de la georeferenciación geográfica de cada inmueble a partir de los archivos shapefile (con extensión .shp y otros) que brinda el Gobierno de la Ciudad de Buenos Aires (GCBA).

Cuadro 1: Variables utilizadas en los modelos hedónicos

Características		Detalle	Fuente
Físicas			
<i>Superficie Cubierta</i>	En m ²		Argenprop y Buscainmueble
<i>Ambientes</i>	De 1 a 6 unidades		Argenprop y Buscainmueble
<i>Baños</i>	De 1 a 5 unidades		Argenprop y Buscainmueble
<i>Antigüedad</i>	En años		Argenprop y Buscainmueble
<i>Cocheras</i>	Dummy: = 1 si tiene cochera		Argenprop y Buscainmueble
<i>Frente</i>	Dummy: = 1 si el dpto. se ubica al frente del edificio		Argenprop y Buscainmueble
<i>Ph</i>	Dummy: = 1 si el dpto. es Tipo Casa		Argenprop y Buscainmueble
<i>Pileta</i>	Dummy: = 1 si el edificio tiene pileta		Argenprop y Buscainmueble
Localización		Detalle	Fuente
<i>Avenida</i>	= 1 si el dpto. se ubica en una avenida		Mapa interactivo GCBA
<i>Km_a_subte</i>	Kilómetros a la boca de subte más cercana		Mapa .shp, Buenos Aires Data, GCBA
<i>Km_a_plaza</i>	Kilómetros a la plaza o parque más cercanos		Mapa .shp, Buenos Aires Data, GCBA
<i>Km_a_escu</i>	Kilómetros a la escuela más cercana		Mapa .shp, Buenos Aires Data, GCBA
<i>Km_a_metro</i>	Kilómetros a la estación de Metrobus más cercana		Mapa .shp, Buenos Aires Data, GCBA
<i>Exclusiva</i>	Dummy: = 1 si el dpto. se ubica en zona exclusiva del barrio.		Mapa interactivo GCBA. http://latidobuenosaires.com/ http://www.argentinaturistica.com/

Fuente: Elaboración Propia

Los motivos por los que se incluyen habitualmente las variables físicas en los modelos hedónicos y, en particular, para el mercado inmobiliario porteño, pueden ser encontrados en detalle en León (2011). Con respecto a las variables de localización, se estudiaron los detalles que privilegian las inmobiliarias al ofrecer los inmuebles. La denominada *Avenida* permite capturar un diferencial de precios si el departamento está ubicado en un edificio situado sobre una avenida.

Por su parte, las variables de distancia (*Km_a...*), fueron calculadas a partir de bases de datos en formato .shp y otros tipos de archivos brindados por el catálogo de datos Buenos Aires Data del Gobierno de la Ciudad de Buenos Aires (<http://data.buenosaires.gob.ar>) que permitieron georeferenciar a cada boca de subte, plaza o parque, escuela o estación de Metrobus, de manera de poder calcular la distancia entre ellos y cada inmueble. La unidad de medida de cada variable es el kilómetro de distancia.

El análisis del acceso a distintos medios de transporte es objeto de estudio de muchos trabajos de investigación (como en Simons y Jaouhari, 2004; Lin y Hwang, 2003, entre otros).¹⁰ En el presente trabajo, se pretende observar si estar cerca de una boca de acceso al subte es apreciado como algo positivo por permitir el acceso rápido a distintos puntos de la CABA. No obstante, podría darse la posibilidad de que las vibraciones y la aglomeración de personas en las cuadras aledañas a la estación puedan generar factores apreciados como negativos por el mercado inmobiliario.

El impacto de los espacios verdes también es muy estudiado a nivel internacional y en la mayoría de los casos se presenta como un factor que influye positivamente sobre el precio de los inmuebles. La cercanía

¹⁰ Lin y Hwang (2003) señalan que varios estudios confirman que el sistema de subtes influencia significativamente en el valor de las propiedades, sin embargo, dicha influencia puede variar entre diferentes ciudades.

de un inmueble a un espacio verde es un aspecto que la gente suele capitalizar dentro del valor de su vivienda, reflejando su disposición a pagar más por dicha característica (Crompton 2005). No obstante, su efecto no se puede aislar en forma absoluta de otros aspectos que pueden modificar el valor implícito medido. En este trabajo interesa observar si realmente es un factor significativo en el valor de los departamentos y si es observado como un aspecto positivo.

La distancia respecto de las escuelas se incluye para observar si es posible que el precio de los inmuebles se vea afectado por la cercanía a estos centros educativos. En CABA las familias pueden elegir escuelas pertenecientes o no al barrio en el que habitan (en el caso de escuelas públicas, las familias pueden proponer otras localizaciones, si bien el sistema de inscripción determina finalmente la escuela asignada), a diferencia de lo que ocurre en otros países donde los estudiantes deben asistir a colegios localizados en la zona o distrito escolar pertenecientes a su barrio y donde la decisión de localización puede verse altamente influenciada por la calidad de los colegios de cada zona.¹¹ Es probable que en el caso de las escuelas con alta cantidad de alumnos haya algún impacto negativo ante el incremento en el movimiento o aglomeración de personas, las dificultades en el tránsito en horarios de entrada y salida de alumnos y, posiblemente, por el aumento de la probabilidad de delitos menores de robo o hurto que pueda surgir por el gran caudal de personas. Asimismo, este aspecto negativo podría verse influenciado positivamente por la comodidad de familias con hijos en edad escolar de contar con una escuela cerca, lo que permite reducir los costos de transporte y tiempo de traslado. Por otra parte, podría ser una variable poco o nada significativa en el precio de los inmuebles cercanos si los padres priorizan la calidad del servicio educativo por sobre la cercanía y envían a sus hijos a escuelas de otros barrios. Cabe esperarse, entonces, que el signo del coeficiente estimado pueda variar entre barrios.

Respecto de la cercanía a redes de tránsito como el Metrobus implementado en la CABA, Perdomo (2011) y Mendieta y Perdomo (2007) muestran el efecto que produce la implementación de redes de tránsito rápido de pasajeros en Colombia a través de carriles exclusivos en el precio de los inmuebles cercanos a dichas redes. En este trabajo se incorpora la distancia a las estaciones de Metrobus para poder capturar algún comportamiento similar.

Finalmente, la variables dummy *Exclusiva* fue creada para capturar algún diferencial en precios que pueda surgir si el departamento está localizado en una zona del barrio que sea considerada exclusiva o altamente apreciada o recomendada por los agentes inmobiliarios o por los mismos vecinos del barrio. Estas zonas suelen caracterizarse no sólo por características constructivas sino también por una importante oferta gastronómica y otros tipos de comercios, centros culturales y espacios históricos. La inclusión de esta variable se consideró importante para evitar omitir una característica que puede ser relevante en algunos barrios, en especial, de la zona norte de la CABA. En estos barrios se esperan resultados más robustos por la incorporación de esta variable.

Si se considera la muestra completa, las estadísticas descriptivas de las variables físicas y de distancia son las que se presentan en el Cuadro 2.

Cuadro 2: Estadísticas descriptivas de las variables físicas y de localización

<i>Variab Físicas</i>	<i>Promedio</i>	<i>Desvio Estándar</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>
<i>Precio Total</i>	141.535,10	100.710,40	30.707,00	1.250.000,00
<i>Precio del m²</i>	2.300,99	594,55	601,91	5.333,33
<i>Supcubierta</i>	61,86	37,56	14,00	480,00
<i>Ambientes</i>	2,45	1,12	1,00	6,00
<i>Baños</i>	1,22	0,54	1,00	6,00
<i>Antigüedad</i>	19,51	21,28	0,00	114,00
<i>Cochera</i>	0,13	0,34	0,00	1,00
<i>Frente</i>	0,52	0,50	0,00	1,00
<i>Ph</i>	0,05	0,22	0,00	1,00
<i>Pileta</i>	0,17	0,38	0,00	1,00
<i>Seguridad</i>	0,12	0,33	0,00	1,00
<i>Variab de localización y distancia*</i>	<i>Promedio</i>	<i>Desvio Estándar</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>
<i>Avenida</i>	0,25	0,43	0,00	1,00
<i>Km_a_subte</i>	0,93	0,99	0,002128	5,72
<i>Km_a_plaza</i>	0,52	0,26	0,016382	1,70

¹¹ En Seúl, la zona escolar no.8 es un área requerida para vivir por las familias por la reputación que tienen los colegios secundarios, conduciendo a que las viviendas presenten precios mayores a los promedios (Huh y Kwak, 1997).

Cuadro 2: Estadísticas descriptivas de las variables físicas y de localización

<i>Variables Físicas</i>	<i>Promedio</i>	<i>Desvío Estándar</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>
<i>Km a escu</i>	0,16	0,12	0,000001	2,03
<i>Km a metro</i>	2,08	1,40	0,000001	6,90

Elaboración propia con datos de la muestra

Nota: (*) Distancias medidas en kilómetros, entre la vivienda y la boca de subte, el parque o plaza, la escuela o la estación de Metrobus.

Las estadísticas descriptivas (Cuadro 2) demuestran un importante el rango de *precios* de los inmuebles. La superficie cubierta promedio de los departamentos de la muestra fue de 61,9m², mientras que la antigüedad promedio fue de 19,5 años, siendo del 36% la proporción de inmuebles nuevos. Por otra parte, el promedio de cada una de las variables dummy reflejado en el Cuadro 2 representa el ratio entre la cantidad de los departamentos en los que se dio el atributo y el total de departamentos. La dummy *frente* obtuvo el ratio más altos (0,52), mientras que *seguridad* y *ph* mostraron los ratios más bajos (0,12 y 0,05, respectivamente). Finalmente, de las variables de distancia, las relacionadas con el subte y el Metrobus son las que lógicamente presentan un máximo de distancia más alto debido a que no todos los barrios cuentan con una línea de subte o construcción de Metrobus pasando dentro de sus límites geográficos.

4. Resultados

4.1 Evidencia de autocorrelación espacial

Para el análisis de autocorrelación espacial global entre los precios totales promedio y los valores promedios del m² de los barrios de CABA se crearon dos matrices de ponderadores: una matriz de ponderadores binaria (W) y otra estandarizada (WE), considerando que los barrios son vecinos si sus centroides (o lugar central del barrio) se encuentran dentro de una distancia menor a 3.000 metros.¹²

Cuadro 3: Mediciones de Autocorrelación Espacial Global (*)

Indicador	Valor Calculado	Esperanza	Desvío Estándar	Estadístico z
Precio Total				
<i>Matriz W – Binaria</i>				
I de Moran	0,282***	-0,022	0,074	4,095
C de Geary	0,329***	1,000	0,171	-3,935
G de Getis & Ord	0,120	0,125	0,005	-0,988
<i>Matriz WE - Estandarizada</i>				
I de Moran	0,503***	-0,022	0,085	6,174
C de Geary	0,366***	1,000	0,114	-5,544
Precio del M2				
<i>Matriz W – Binaria</i>				
I de Moran	0,361***	-0,022	0,078	4,921
C de Geary	0,233***	1,000	0,128	-5,997
G de Getis & Ord	0,128	0,125	0,003	1,053
<i>Matriz WE - Estandarizada</i>				
I de Moran	0,633***	-0,022	0,089	7,348
C de Geary	0,265***	1,000	0,102	-7,227

Fuente: Elaboración propia. Nota: (*) Los estadísticos corresponden a pruebas de dos colas.

***: 1% de significatividad; **: 5% de significatividad; *: 10% de significatividad.

Bajo la matriz W, el estadístico I de Moran y la C de Geary rechazan la hipótesis nula de no autocorrelación espacial y, dado que la I de Moran es mayor a su valor esperado y la C de Geary es menor al suyo, ambos estadísticos coinciden en que existe mayor evidencia de autocorrelación positiva (inmuebles con valores altos alrededor de valores altos e inmuebles con valores bajos alrededor de valores bajos), tanto en el precio total de los inmuebles como en el valor del m² (Cuadro 3). Sin embargo, el estadístico G de Getis y Ord que presenta como hipótesis alternativa sólo la autocorrelación positiva, no acompaña los resultados anteriores, indicando falta de significatividad. Bajo la matriz estandarizada WE se obtienen los mismos resultados.

¹² Se considera dicha distancia debido a que la mayor distancia mínima entre centroides de barrios es de aproximadamente 2.912 metros y, para obtener resultados consistentes, es necesarios que todas las observaciones cuenten con al menos un vecino.

Para poder conocer qué barrios formarían alguna agrupación de valores en ambas variables, se probó la autocorrelación espacial local a través del estadístico I de Moran Local. Los resultados se presentan en el Cuadro 4.

Cuadro 4: Medición de Autocorrelación Espacial Local

Barrio	I de Moran Local	Esperanza	Desvío Estándar	Estadístico z
Precio Total Promedio				
Villa Soldati	1,813**	-0,022	0,923	1,987
Villa Lugano	3,649**	-0,087	1,795	2,081
Belgrano	4,080***	-0,065	1,569	2,641
Retiro	11,143***	-0,065	1,569	7,142
Palermo	9,523***	-0,043	1,294	7,395
Recoleta	17,656***	-0,087	1,795	9,885
Valor Promedio del M²				
Parque Avellaneda	4,533**	-0,130	2,242	2,080
Villa Riachuelo	2,198**	-0,022	0,967	2,296
Recoleta	5,880***	-0,087	1,872	3,187
Coghlan	7,483***	-0,152	2,393	3,190
Colegiales	7,774***	-0,152	2,393	3,312
Núñez	5,603***	-0,065	1,639	3,458
Belgrano	5,953***	-0,065	1,639	3,672
Palermo	5,993***	-0,043	1,353	4,463
Villa Lugano	11,780***	-0,087	1,872	6,338
Villa Soldati	6,478***	-0,022	0,967	6,725

Fuente: Elaboración propia

Nota: Por cuestión de espacio sólo se muestran los barrios significativas al 1% (***) y 5% (**).

Si se toma un nivel de significatividad del 5%, los barrios que evidencian autocorrelación positiva en el precio total promedio son, por un lado, Villa Soldati y Villa Lugano evidenciando promedios del precio total bajos alrededor de valores bajos y, por otro lado, Belgrano, Retiro, Palermo y Recoleta evidenciando promedios del precio total altos alrededor de valores altos (Cuadro 4).¹³

En el caso del valor promedio del m², los barrios que evidencian autocorrelación positiva son, por un lado, Parque Avellaneda, Villa Riachuelo, Villa Lugano y Villa Soldati (promedios bajos alrededor de valores bajos) y, por otro, Recoleta, Coghlan, Colegiales, Núñez, Belgrano y Palermo (promedios altos alrededor de valores altos) (Cuadro 4).¹⁴

Ante estos resultados, se observa que no son exactamente los mismos barrios que evidencian autocorrelación espacial en el valor del m² y en el precio total, si bien coinciden varios de ellos.

Estos resultados pueden corroborarse, también, a través de algunas herramientas gráficas a partir de los resultados del estadístico de Moran, tanto a través de símbolos y proporciones como a través del Gráfico de dispersión (Figura 3). En el gráfico simbólico, los círculos representan valores altos alrededor de altos y los cuadrados reflejan valores bajos alrededor de bajos. El tamaño de los mismos indica su nivel de importancia. De ahí que los círculos y cuadrados más grandes se observen en los barrios mencionados anteriormente.¹⁵

Asimismo, en los gráficos de dispersión de Moran se pueden observar los mismos barrios destacados anteriormente de la siguiente manera: en el primer cuadrante, al extremo de la línea de ajuste, aquellos con mayor evidencia de autocorrelación positiva agrupando valores altos y, en el tercer cuadrante (también al extremo de la línea), aquellos con mayor evidencia de autocorrelación positiva agrupando valores bajos (Figura 3).¹⁶ El valor del estadístico de autocorrelación global (pendiente de la línea de ajuste) coincide con el valor del estadístico bajo la matriz WE (Cuadro 3).

Figura 3: Representación gráfica de resultados de autocorrelación local

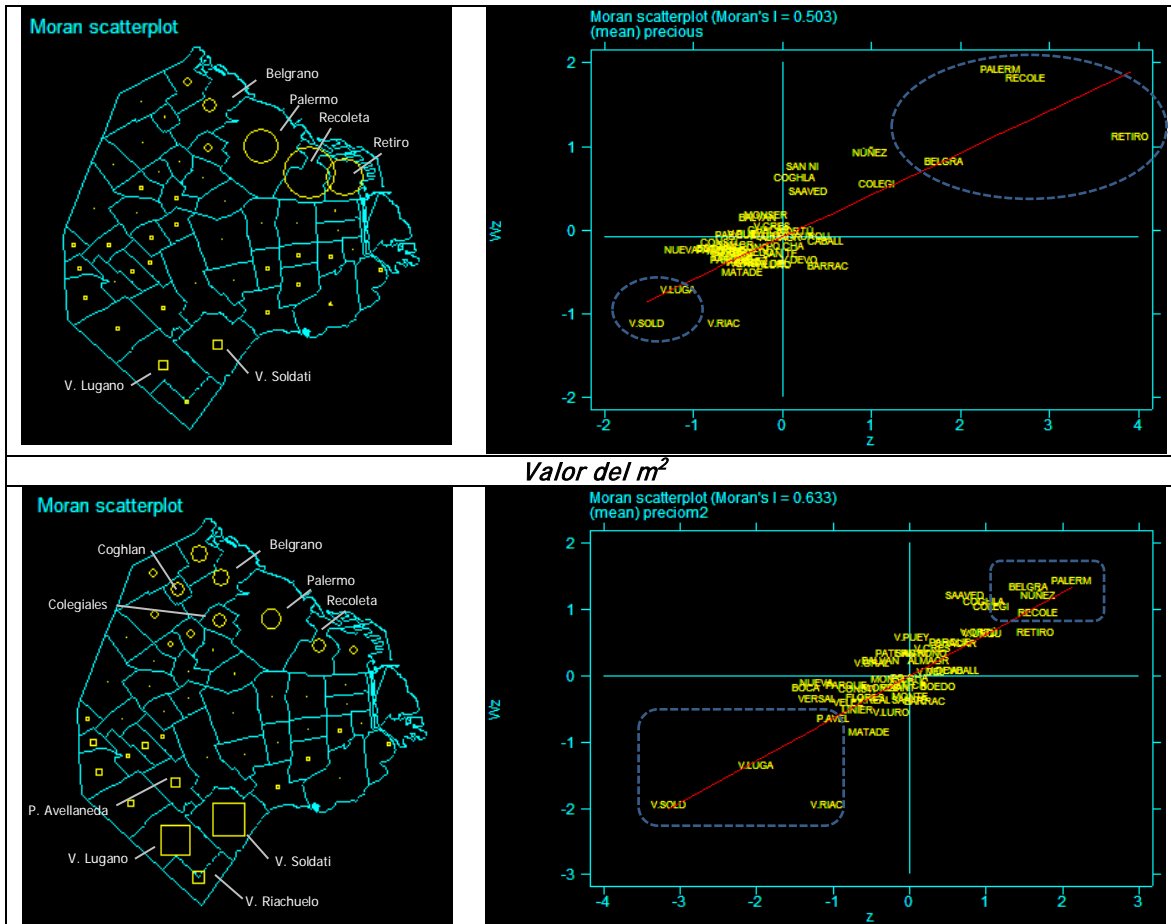
Precio total promedio

¹³ Si se tomara un nivel de significatividad del 10%, sólo se agregaría el barrio de Colegiales al grupo de los barrios con valores altos.

¹⁴ Si se tomara un nivel de significatividad del 10%, sólo se agregarían los barrios de Saavedra y Villa Ortúzar al grupo de los barrios con valores altos.

¹⁵ En el caso del valor del m², se puede observar un símbolo con forma de diamante en Villa Ortúzar, representando un valor promedio del m² bajo rodeados de valores promedios altos.

¹⁶ Para conocer la fuerza de la asociación positiva alcanza con encontrar pocos puntos en el segundo y cuarto cuadrantes del gráfico de dispersión de Moran. (LeSage, 2008).



Fuente: Elaboración propia

A partir de todos estos resultados, es evidente una relación estadísticamente importante entre los precios y valores del m² promedios de los inmuebles en algunos barrios aledaños, particularmente en los barrios de precios muy altos –ubicados en la zona norte de la CABA- y en precios muy bajos –ubicados en barrios de la zona sur de la ciudad. Esto genera la inquietud de estudiar si los resultados obtenidos a nivel barrio se replican a nivel viviendas dentro de un mismo barrio, con lo cual, si se deseara realizar un estudio econométrico de determinación del precio total o del valor del m², sería necesario incorporar a la estimación algún parámetro que represente la autocorrelación espacial, al menos en los barrios que se destacaron anteriormente.

4.2 Estimaciones del precio total promedio bajo existencia de autocorrelación espacial

En esta sección, se mostrará la determinación hedónica del precio total de oferta de los inmuebles en dos barrios seleccionados por la cantidad de observaciones –Belgrano y Palermo- utilizando la información puntual de cada observación y teniendo en cuenta que sea necesario incorporar algún parámetro de autocorrelación espacial en la especificación del modelo a utilizar. Primeramente se testó que existiera autocorrelación espacial en los precios totales de los inmuebles de cada uno de los barrios y luego se contrastaron los diferentes modelos espaciales presentados con el modelo tradicional por mínimos cuadrados para fundamentar la necesidad de utilizar, según corresponda, los modelos espaciales. A continuación, se presentan los resultados de las pruebas y contrastes (Cuadro 5).

Cuadro 5: Mediciones de Autocorrelación Espacial Global del Precio Total y contrastes de Modelos Espaciales (*) – Barrios: Belgrano y Palermo

Belgrano

Indicador Global	Valor Calculado		Estadístico
<i>Matriz W – Binaria</i>		<i>Modelo SEM</i>	
I de Moran	0,070***	I de Moran	7,414 ***
C de Geary	0,852***	Multiplicador de Lagrange	23,163 ***
G de Getis & Ord	0,212**		
<i>Matriz WE - Estandarizada</i>		<i>Modelo SAR</i>	
I de Moran	0,120***	Multiplicador de Lagrange	35,563 ***
C de Geary	0,882***		
<i>Palermo</i>			
Indicador Global	Valor Calculado		Estadístico
<i>Matriz W – Binaria</i>		<i>Modelo SEM</i>	
I de Moran	0,130***	I de Moran	22,508***
C de Geary	0,798***	Multiplicador de Lagrange	320,912***
G de Getis & Ord	0,110***		
<i>Matriz WE - Estandarizada</i>		<i>Modelo SAR</i>	
I de Moran	0,170***	Multiplicador de Lagrange	163,147***
C de Geary	0,821***		

Elaboración propia. Nota: (*) Los estadísticos corresponden a pruebas de dos colas. ***: 1% de significatividad; **: 5% de significatividad; *: 10% de significatividad.

Comenzando por el barrio de Belgrano (con 1.270 observaciones) todos los estadísticos de prueba de autocorrelación espacial global del precio total del inmueble rechazan la no existencia de autocorrelación, evidenciando autocorrelación positiva (Cuadro 5). El análisis local, a su vez, indica que 39,8% de la muestra evidencia autocorrelación positiva significativa de valores altos alrededor de altos y 17,6% evidencia autocorrelación positiva significativa de valores bajos alrededor de bajos.¹⁷ Por su parte, los estadísticos de contraste entre MCO vs. SEM y MCO vs. SAR rechazan la hipótesis nula que MCO es apropiado, por lo cual será necesario incorporar parámetros de autocorrelación espacial en la estimación hedónica de dicho precio (Cuadro 5).

Similares resultando se obtienen para el barrio de Palermo (con 1.536 observaciones). Se rechaza la no existencia de autocorrelación espacial global, evidenciando autocorrelación positiva (Cuadro 5). Del análisis local surge que 41,7% de la muestra evidencia autocorrelación positiva significativa de valores altos alrededor de altos y 13,8% evidencia autocorrelación positiva significativa de valores bajos alrededor de bajos.¹⁸ Por su parte, los estadísticos de contraste entre modelos rechazan la hipótesis nula que MCO sea apropiado (Cuadro 5).

A continuación, en el Cuadro 6, se presentan los resultados de las estimaciones del modelo hedónico tradicional por MCO y los modelos hedónicos espaciales, SAR, SEM y SAC para los barrios de Belgrano y Palermo. El modelo hedónico tradicional fue estimado por Mínimos Cuadrados Reponderados¹⁹ (primera columna referenciada como MCOR). En las últimas filas del cuadro se exhiben los valores del parámetro espacial ρ que estudia la relación de los precios entre inmuebles cercanos utilizados en los modelos SAR y SAC y el del parámetro espacial λ que utilizan los modelos SEM y SAC para representar la autocorrelación espacial en el error. Dado que la interpretación de los efectos marginales de cada variable en los modelos espaciales cambia, en el mismo Cuadro 6 se muestra el efecto marginal total del modelo SAC (el modelo más completo) según la definición de LeSage y Pace (2009).

Los coeficientes obtenidos en los tres modelos espaciales son similares entre sí (y distintos a los de MCOR en magnitud) y sólo se observan cambios de significancia en algunas de las variables de distancia. El menor valor de los coeficientes en los modelos espaciales respecto del tradicional (MCOR) da cuenta de que los coeficientes por MCOR capturan efectos que serían atribuidos a los parámetros espaciales y, por ende, de la importancia de mejorar la estimación a través de la especificación espacial.

¹⁷ Por cuestión de espacio no se muestran los valores de los estadísticos y p-value de cada observación pero pueden ser solicitados al autor.

¹⁸ Por cuestión de espacio no se muestran los valores de los estadísticos y p-value de cada observación pero pueden ser solicitados al autor.

¹⁹ Mínimos Cuadrados Reponderados es una metodología de estimación robusta a la heterocedasticidad que se aplica en los casos en los cuales pueden existir valores extremos. Consiste en un proceso de iteración donde se estima primeramente el modelo por Mínimos Cuadrados Ordinarios, se realiza un cálculo de la Distancia de Cook para cada observación y se desecha toda observación con un valor de distancia mayor a uno (IDRE, UCLA). La distancia de Cook es una medida de influencia de cada observación en la estimación que refleja cómo cambian los valores estimados de los parámetros si la observación con alta influencia (o extrema) se omitiera (Ho y Naugher, 2000). El proceso de iteración termina cuando ya no se registran cambios sustanciales en la estimación de los coeficientes.

Cuadro 6: Estimaciones hedónicas

Variables	<i>Belgrano (n=1270)</i>					<i>Palermo (n=1536)</i>				
	Modelo Hedónico Tradicional	Modelos Hedónicos Espaciales			Efecto Marginal	Modelo Hedónico Tradicional	Modelos Hedónicos Espaciales			Efecto Marginal
	MCOR	SAR	SEM	SAC	Total (SAC)	MCOR	SAR	SEM	SAC	Total
Supcubierta	0,008*** (0,000)	0,006*** (0,000)	0,006*** (0,000)	0,006*** (0,000)	0,004	0,008*** (0,000)	0,007*** (0,000)	0,007*** (0,000)	0,007*** (0,000)	0,005
Ambientes	0,162*** (0,008)	0,194*** (0,009)	0,192*** (0,009)	0,194*** (0,009)	0,127	0,136*** (0,009)	0,146*** (0,010)	0,145*** (0,010)	0,144*** (0,009)	0,108
Baño	0,011 (0,010)	-0,017 (0,011)	-0,016 (0,011)	-0,017 (0,011)	-0,011	0,021* (0,012)	0,037*** (0,012)	0,038*** (0,012)	0,040*** (0,012)	0,030
Antigüedad	-0,006*** (0,000)	-0,006*** (0,000)	-0,006*** (0,000)	-0,006*** (0,000)	-0,004	-0,005*** (0,000)	-0,004*** (0,000)	-0,004*** (0,000)	-0,004*** (0,000)	-0,003
Cocheras	0,078*** (0,013)	0,098*** (0,014)	0,095*** (0,013)	0,101*** (0,014)	0,066	0,123*** (0,016)	0,148*** (0,017)	0,145*** (0,017)	0,149*** (0,017)	0,112
Frente	0,032*** (0,011)	0,052*** (0,012)	0,053*** (0,012)	0,050*** (0,012)	0,033	0,033*** (0,012)	0,032** (0,013)	0,030** (0,013)	0,035*** (0,013)	0,026
Ph	-0,025 (0,026)	-0,014 (0,029)	-0,014 (0,029)	-0,009 (0,029)	-0,006	0,041 (0,046)	0,048 (0,048)	0,040 (0,048)	0,066 (0,047)	0,050
Pileta	0,094*** (0,014)	0,122*** (0,015)	0,121*** (0,015)	0,120*** (0,015)	0,079	0,088*** (0,016)	0,113*** (0,017)	0,118*** (0,017)	0,100*** (0,017)	0,075
Avenida	-0,024 (0,016)	-0,004 (0,017)	-0,001 (0,017)	-0,009 (0,018)	-0,006	-0,063*** (0,015)	-0,033** (0,016)	-0,039** (0,016)	-0,019 (0,015)	-0,014
Km_to_subte	0,022 (0,016)	0,006 (0,018)	0,006 (0,028)	0,009 (0,015)	0,009	-0,095*** (0,020)	-0,067*** (0,021)	-0,080*** (0,022)	-0,052*** (0,018)	-0,039
Km_to_plaza	-0,053 (0,035)	-0,008 (0,040)	-0,022 (0,049)	-0,014 (0,033)	-0,104	-0,075*** (0,023)	-0,122*** (0,021)	0,127*** (0,025)	-0,112*** (0,019)	-0,084
Km_to_escu	0,204*** (0,060)	0,174*** (0,067)	0,189*** (0,071)	0,159*** (0,063)	0,011	0,078* (0,041)	0,050 (0,043)	-0,068 (0,045)	0,011 (0,037)	0,008
Km_to_metro	-0,088*** (0,011)	-0,031* (0,018)	-0,104*** (0,021)	-0,016 (0,015)	-0,015	0,024** (0,011)	0,009 (0,012)	0,020 (0,012)	-0,011 (0,010)	-0,009
Exclusiva	-0,029 (0,023)	-0,016 (0,026)	-0,012 (0,027)	-0,022 (0,025)	-0,019	0,031** (0,014)	-0,005 (0,015)	-0,004 (0,016)	-0,003 (0,014)	0,002
Constante	11,310*** (0,044)	7,761*** (0,654)	11,425*** (0,618)	6,959*** (0,618)		11,150*** (0,028)	10,130*** (0,203)	11,174*** (0,031)	8,232*** (0,331)	
Rho		0,283*** (0,050)		0,346*** (0,048)			0,088*** (0,017)		0,249*** (0,028)	
Lambda			0,516*** (0,126)	-0,443* (0,222)				0,055*** (0,021)	-0,309*** (0,059)	

Fuente: Elaboración propia. Los valores en paréntesis indican los errores estándar de los parámetros estimados. ***: 1% de significatividad; **: 5% de significatividad; *: 1% de significatividad.

De los modelos hedónicos espaciales se observa que la mayoría de las variables físicas son significativas en ambos barrios con el signo mayormente esperado. Son atributos favorables los m² de superficie, la cantidad de ambientes, el contar con cocheras, ubicarse al frente del edificio y contar con el aménitie de pileta en el edificio. Por su parte, la antigüedad reduce el precio del inmueble.

En cuanto a las variables de distancia o localización, existen resultados distintos entre los barrios: por ejemplo, no existe evidencia estadística que el localizarse sobre una avenida impacte el precio del inmueble en Belgrano, mientras que es un atributo negativo (reduce el precio) para los inmuebles de Palermo. Algo similar ocurre con la distancia al subte: no es relevante para inmuebles de Belgrano pero sí lo es para Palermo y con el signo esperado para representar el atractivo de un efecto transporte (a mayor distancia respecto de una boca de subte en Palermo, cae el precio del inmueble). Es probable que en Belgrano existan motivos por los cuales los beneficios del acceso al transporte sea solapado por motivos negativos (aglomeración de personas, vibraciones, etc.).

Es evidente que la metodología hedónica puede capturar las diferencias entre barrios mostrando cómo los agentes capturan o capitalizan en el valor del inmueble a cada variable de forma similar o diferente según las características propias no sólo del inmueble sino también de su entorno. El poder controlar el efecto derrame de los precios por cercanía o de otros efectos no observables que puedan tener algún patrón de localización permite mejorar la explicación de los impactos marginales de cada variable explicativa respecto de la estimación tradicional.

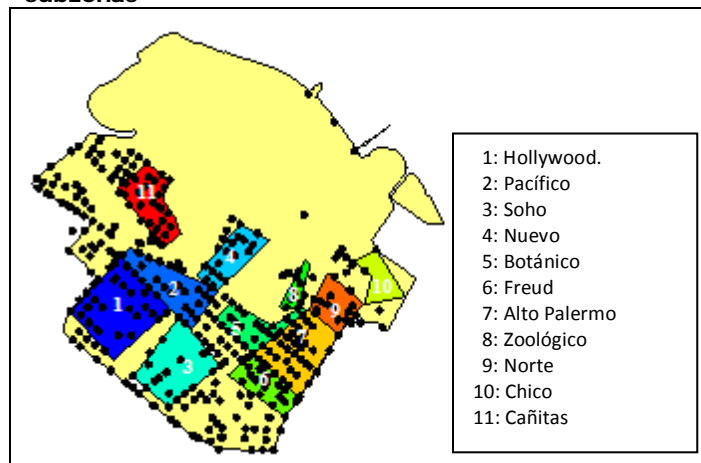
4.3 ¿Existen subzonas delimitadas en cuanto a precios inmobiliarios dentro de Palermo?

En este apartado se intenta investigar si las herramientas técnicas presentadas nos ayudan a detectar si, en un barrio particular como el de Palermo, por ejemplo, existen subzonas que puedan considerarse diferentes al resto del barrio en términos de precios totales.

Palermo es el barrio más extenso en superficie (15,6 km²) con una densidad poblacional sólo un poco superior al promedio de CABA por la gran extensión de espacios con los que cuenta (GCBA, 2011). El barrio cuenta, además, con diversas subzonas o “subbarrios” que la gente del lugar delimita no necesariamente unívocamente y las representa con nombres como Palermo Hollywood, Soho, Nuevo, Norte, Alto Palermo, Botánico, Cañitas, Freud, Pacífico y Zoológico, entre otros. Estas subzonas se caracterizan por las actividades económicas en servicios que mayormente se brindan y concentran en cada uno de ellos como estudios de televisión, restaurantes, bares, boutiques, hosteles, etc. La idea sería, entonces, observar si en estos subbarrios se detectan agrupaciones de inmuebles con precios estadísticamente similares -a partir de la detección de autocorrelación espacial- de manera de ver si esas agrupaciones coinciden con las delimitaciones mayormente reconocidas. En el Anexo 7.C se exhiben tales delimitaciones.

A continuación, en la Figura 4, se presenta un mapa con la distribución de los datos considerados en el análisis. Cada punto es un inmueble o conjunto de inmuebles ubicados en una cuadra en particular. La muestra consta de 1536 observaciones que se distribuyen a lo largo de todo el barrio, dentro y fuera de las once subzonas de interés.

Figura 4: Distribución de los datos en Palermo y sus subzonas



Fuente: Elaboración propia

Si bien para todo el barrio de Palermo se había obtenido evidencia de autocorrelación positiva en los precios totales de los inmuebles, al realizar el mismo análisis global pero por subzonas, los resultados han sido realmente variados. Los mismos se presentan en el Cuadro 7.

Allí se observa que, aparentemente, la autocorrelación positiva obtenida para el barrio en su totalidad puede ser explicada, principalmente, por los inmuebles de las subzonas Botánico (según el índice de Moran) y Alto Palermo (según ambos índices, Moran y Geary) y por los inmuebles fuera de todas las subzonas bajo análisis (según ambos índices).

Cuadro 7: Mediciones de Autocorrelación Espacial Global del Precio Total en diferentes zonas de Palermo

	Matriz W	Matriz WE	Matriz W	Matriz WE
	Palermo (todo el barrio) n=1536 obs.		Alto Palermo n=183 obs.	
Moran's I	Positiva ***	Positiva ***	Positiva **	Positiva*
Geary's C	Positiva ***	Positiva ***	N.S.	Positiva **
	Palermo Norte n=27 obs.		Botánico n=86 obs.	
Moran's I	N.S.	N.S.	Positiva ***	Positiva **
Geary's C	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.
	Palermo Nuevo n=41 obs.		Cañitas n=156 obs.	
Moran's I	Negativa **	Negativa **	Negativa ***	Negativa ***
Geary's C	N.S.	N.S.	Negativa ***	Negativa **
	Pacífico n=126 obs.		Freud n=79 obs.	
Moran's I	Negativa **	N.S.	N.S.	N.S.
Geary's C	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.
	Palermo Soho n=46 obs.		Palermo Hollywood n=160 obs.	
Moran's I	N.S.	N.S.	Negativa ***	Negativa ***
Geary's C	Negativa *	N.S.	N.S.	N.S.
	Zoológico n=19 obs.		Fuera de subzonas n=702 obs.	
Moran's I	Negativa ***	Negativa ***	Positiva ***	Positiva ***
Geary's C	Negativa **	N.S.	Positiva ***	Positiva ***

Elaboración propia. Nota 1: N.S. = no se rechaza la H⁰ de no autocorrelación (no significatividad). Nota 2: el total de observaciones de las subzonas supera al total del barrio debido a que varios inmuebles se ubican en calles-límite. Dado que se desconoce en qué vereda se ubican, tales casos fueron considerados en cada subzona. ***: 1% de significatividad; **: 5% de significatividad; *: 10% de significatividad. Para la subzona de Palermo Chico sólo se obtuvieron dos observaciones y por eso no se realizaron cálculos.

Se podría conjeturar que, frente a las demás subzonas, los inmuebles que evidenciaron autocorrelación positiva se ubican en zonas comercial y ediliciamente consolidadas (de hecho son más residenciales), mientras que las subzonas donde o se obtuvo autocorrelación negativa o no se obtuvo evidencia de autocorrelación, son lugares que se encuentran en transformación continua a partir de la oferta de servicios que particularmente brindan cada una. Ha sido de público conocimiento en los últimos años que, en algunos de estos lugares, la instalación de lugares bailables que quizás no cumplen con las normativas de evitar ruidos molestos generan malestar en los residentes del lugar. Asimismo, estos últimos también pueden sentirse perjudicados por la dificultad del tránsito y/o del estacionamiento en horarios nocturnos, e incluso se han realizado denuncias por malestar generado por la iluminación excesiva de ciertos comercios. Todos estos aspectos podrían generar que, dentro de cada subzona, los inmuebles muy cercanos a comercios bajo estas características vean reducidos sus precios y, a su alrededor, se encuentren inmuebles con valores más altos.

5. Resumen y conclusiones

Los bienes inmuebles (entre ellos, las viviendas), tienen sus propias características físicas pero, además, cuentan con una cualidad que la mayoría de los agentes inmobiliarios consideran como la principal: su localización. Los agentes inmobiliarios fundamentan verbalmente una muy buena parte de la determinación del precio del inmueble al cual puede ofrecerse en el mercado.

Con el transcurso del tiempo y de las tecnologías aplicadas a la geografía y a la estadística, quienes buscan mejorar la determinación econométrica del precio de los inmuebles se interesaron por incorporar al análisis hedónico la importancia de la localización geográfica del inmueble en sí misma, en relación con otros inmuebles similares y/o cercanos y en relación, también, con lo que ocurre en su entorno en cuanto al desarrollo en infraestructura y servicios de la ciudad o región en el que se sitúa. Para ello, se hace uso del análisis de datos espaciales, enfoque central en la investigación científica cuantitativa aplicada en la geografía

(Anselin, 1989), para el cual es necesario que los datos (por ejemplo, los precios de los inmuebles) se encuentren referenciados geográficamente a través de alguna unidad de medida geográfica, por ejemplo, en latitud y longitud.

Uno de los propósitos de este trabajo fue realizar un análisis hedónico espacial de la determinación del precio de oferta de departamentos en CABA. Se utilizó como base de datos un conjunto de observaciones obtenido de avisos clasificados publicados en las páginas web de Buscainmueble y Argenprop durante todo el mes de agosto de 2014, tanto de departamentos nuevos como usados ofrecidos a la venta, logrando una muestra final de 15.763 observaciones para 47 barrios (de los 48) de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires.

Se realizó, inicialmente, un análisis de autocorrelación espacial global y otro local, tanto para todo CABA como para algunos barrios seleccionados, utilizando distintos estadísticos de prueba de autocorrelación espacial (Moran y Geary, entre ellos).

Con respecto a la ciudad en su conjunto y tomando sólo los precios totales promedios o el valor del m² promedio, se obtuvo que en una parte de la zona norte y en una parte de la zona sur, se detectó evidencia de autocorrelación espacial positiva: para el norte, promedios altos alrededor de altos y, en el sur, promedios bajos alrededor de bajos, evidenciándose una autocorrelación espacial positiva significativa.

Luego, se realizó un análisis de autocorrelación espacial global para los barrios de Belgrano y Palermo tomando como muestra el total de observaciones por cada barrio y, finalmente, se realizaron estimaciones hedónicas del precio total del inmueble en cada uno de esos barrios, detectando, a través de los modelos espaciales, si era necesario o no incorporar la estimación de parámetros espaciales. En los resultados obtenidos se encontraron diferencias entre los efectos marginales de las variables en los modelos espaciales vs. el modelo tradicional estimado por mínimos cuadrados ordinarios, evidenciando que es importante mejorar las estimaciones a través de los nuevos modelos, al menos en los barrios seleccionados.

Por último, se tomó el barrio de Palermo y se analizó la existencia de autocorrelación espacial en los precios de los inmuebles ubicados en distintas subzonas del barrio y fuera de ellas. Se observó que la autocorrelación positiva del barrio puede explicarse mayormente por los inmuebles ubicados en las subzonas de Alto Palermo y Botánico como aquellos ubicados fuera de las demás subzonas de interés.

Con este trabajo se intenta demostrar la utilidad de las herramientas hedónicas espaciales y de los indicadores de autocorrelación tanto para explicar la determinación de los precios de los inmuebles como, así también, para detectar si existen submercados, dentro de un mismo barrio, que puedan diferenciarse del resto.

La Ciudad de Buenos Aires lleva un proceso de transformación urbana de más de medio siglo. En palabras del historiador Scobie (1974), la metrópolis de 1910 contrastaba con la afectuosamente recordada Gran Aldea de 1870. Los desarrollos políticos, la expansión de diversos medios de transporte, la evolución de la estructura social, laboral y cultural, el desarrollo comercial y hasta cuestiones sanitarias hicieron de la Ciudad de Buenos Aires un lugar de características muy diversas que modificaron a la ciudad de manera muy distinta en toda su extensión. Cada barrio fue surgiendo en momentos y por motivos distintos y se fue desarrollando a distintas velocidades, obteniéndose un desarrollo del mercado inmobiliario tal que hizo que determinada infraestructura y/o servicios públicos o privados se ubiquen en determinados lugares de la ciudad. Con el tipo de estudio realizado en este trabajo se podría extender el análisis para conocer el nivel de impacto de cada servicio o infraestructura sobre el precio de los inmuebles de manera tanto integral en la ciudad como particular para cada barrio y, a su vez, detectar submercados de interés en los cuales enfocar, por ejemplo, algún emprendimiento inmobiliario.

6. Referencias

- Anselin, L.**, (2009), Thirty Years of Spatial Econometrics, Arizona State University, GeoDa Center for Geospatial Analysis and Computation, Working Paper 2009-02.
- Anselin, L.**, (2002), Under the Hood. Issues in the Specification and Interpretation of Spatial Regression Models, *Agricultural economics*, 27(3), p. 247-267.
- Anselin, L.**, (1995), Local Indicators of Spatial Association – LISA, *Geographical Analysis*, 27, 2, Ohio State University Press, pp. 93–115.
- Anselin, L.**, (1988), GIS Research Infrastructure for Spatial Analysis of Real Estate Markets, *Journal of Housing Research*, 9, pp. 113–133.
- Anselin, L.**, (1989), What Is Special About Spatial Data?. Alternative Perspectives on Spatial Data Analysis. Paper prepared for presentation at the Spring 1989 Symposium on Spatial Statistics, Past, Present and Future, Department of Geography, Syracuse University.

- Anselin, L. and N. Lozano-Gracia**, (2008), Errors in Variables and Spatial Effects in Hedonic House Price Models of Ambient Air Quality, *Empirical Economics*, Springer, Vol. 34(1), pp. 5-34.
- Baronio, A., Vianco, A. y C. Rabanal**, (2012), Una introducción a la econometría espacial. Dependencia y Heterogeneidad, <http://www.econometricos.com.ar/wp-content/uploads/2012/11/Espacial.pdf>
- Cliff, A. y J. Ord**, (1981), Spatial processes, Models and Applications. Pion Ltd., London.
- Di, W., Murdoch, J. and J. Ma**, (2009), An Analysis of the Neighborhood Impacts of the Mortgage Assistance Program in Dallas, *Journal of Policy Analysis and Management*, 29(4), pp. 682-697.
- Dubin, R.**, (1992), Spatial autocorrelation and neighborhood quality, *Regional Science and Urban Economics*, 22, pp. 432-452.
- Elhorst, J.**, (2014), Spatial Econometrics: From Cross-sectional Data to Spatial Panels, *Springer: Berlin New York Dordrecht London*.
- GCBA**, (2011), Comuna 14, Palermo. Informe territorial. Ministerio de Desarrollo Urbano, Subsecretaría de Planeamiento.
- Geary, R.**, (1954), The Incorporated Statistician, Wiley for the *Royal Statistical Society*, Vol. 5, 3, pp. 115-127+129-146.
- Getis, A. y J. Ord**, (1992), The Analysis of Spatial Association by Use of Distance Statistics, *Geographical Analysis*, Vol. 24, 3, Ohio State University Press, pp. 189-206.
- Goodchild, M.**, (1986), Spatial autocorrelation (Concepts and techniques in modern geography), Geo Books, Norwich, UK.
- Ho, K. y J. Naugher**, (2000). "Outlier Lies: An Illustrative Example of Identifying Outliers and Applying Robust Models", *Multiple Linear Regression Viewpoints*, 26, pp.: 2-6.
- Huh, S. y S. Kwak**, (1997), The Choice of the Functional Form and Variables in the Hedonic Price Model in Seoul, *Urban Studies*, 34, 7, pp. 989-998.
- IDRE, UCLA**, Stata Data Analysis Examples, Robust Regression. Institute for Digital Research and Education, University of California, Los Angeles <http://www.ats.ucla.edu/stat/stata/dae/rreg.htm>.
- Kelejian, H. y I. Prucha**, (1998), A Generalized Spatial Two-Stage Least Squares Procedure for Estimating a Spatial Autoregressive Model with Autoregressive Disturbances, *Journal of Real Estate Finance and Economics*, 17:1, pp. 99-121.
- Kim, C., Phipps, T. and L. Anselin**, (2003), Measuring the benefits of air quality improvement: a spatial hedonic approach, *Journal of Environmental Economics and Management*, 45, pp.24-39.
- Lancaster, K.**, (1966), A New Approach to Consumer Theory, *Journal of Political Economy*, 74(2), pp. 132-157.
- León, S.**, (2011), Análisis sobre la determinación de precios de oferta de departamentos en la Ciudad de Buenos Aires, *Anales de la 46ª Reunión Anual de la Asociación Argentina de Economía Política*, Noviembre 2011.
- LeSage, J.**, (2009), Introduction to spatial econometrics, CRC Press Taylor & Francis Group, Boca Raton, London, New York
- LeSage, J.**, (2008), An Introduction to Spatial Econometrics, *Revue d'Economie Industrielle*, 123, 3, pp. 19-44.
- Lin, J. y C. Hwang**, (2004), Analysis of property prices before and after the opening of the Taipei subway system, *The Annals of Regional Science*, 38, pp. 687-704.
- Mendieta, J. y J. Perdomo**, (2007), Especificación y estimación de un modelo de precios hedónicos espacial para evaluar el impacto de Transmilenio sobre el valor de la propiedad en Bogotá, Documentos CEDE 004280, Universidad de Los Andes-CEDE.
- Odland, J.** (1988), *Spatial Autocorrelation*. Scientific Geography Series. Editor, Grant Ian Thrall. Sage Publications.
- OSE**, (2009). "Sostenibilidad Local: Una aproximación urbana y rural". Cuarto informe temático del Observatorio de la Sostenibilidad en España (OSE). http://www.omau-malaga.com/subidas/archivos/noma/arc_2077/exta/pdf/sostenibilidad-5flocal-5funa-5faproximaci-5furbana-5frural
- Perdomo, J.** (2011), A methodological proposal to estimate changes of residential property values: case study developed in Bogotá, *Applied Economics Letters*, 18, pp. 1577-1581.

Rabassa, M., Zoloa J., y N. Epele, (2013), Flooding risks and housing markets: a spatial hedonic analysis for La Plata city. *Anales. Asociación Argentina de Economía Política*, Noviembre 2013.

Ritter, K., (1852), Introduction à la géographie générale comparée. Traducción de D. Nicolas-Obadia. Les Belles Lettres, París, 1974.

Rosen, S., (1974), Hedonic Prices and Implicit Markets: Product Differentiation in Pure Competition. *The Journal of Political Economy*, 82(1), pp. 34-55.

Scobie, J., (1974), Buenos Aires, Plaza to suburb, 1870-1910, Oxford University Press.

Sen, A., (1976), Large sample size distribution of statistics used in testing for spatial autocorrelation, *Geographical Analysis*, Vol. 9, pp.175-184.

Simons, R. y A. Jaouhari, (2004), The Effect of Freight Railroad Tracks and Train Activity on Residential Property Values, *Appraisal Journal*, 72,3, pp. 223-233.

Tobler, W., (1970), A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. *Economic Geography*, 46(2): 234-240.

7. Anexos

Anexo 7.A: Barrios y cantidad de observaciones de la base datos

<i>Barrios</i>	<i>Observaciones</i>	<i>Barrios</i>	<i>Observaciones</i>
Agronomía	45	Parque Patricios	88
Almagro	959	Paternal	59
Balvanera	912	Recoleta	831
Barracas	293	Retiro	159
Belgrano	1.270	Saavedra	405
Boca	101	San Cristóbal	371
Boedo	210	San Nicolás	77
Caballito	1.293	San Telmo	178
Chacharita	238	Vélez Sársfield	89
Coghlan	104	Versalles	45
Colegiales	349	Villa Crespo	900
Constitución	193	Villa del Parque	365
Flores	933	Villa Devoto	413
Floresta	192	Villa Gral. Mitre	163
Liniers	172	Villa Lugano	34
Mataderos	91	Villa Luro	125
Montserrat	154	Villa Ortúzar	182
Monte Castro	125	Villa Pueyrredón	263
Nueva Pompeya	40	Villa Real	12
Núñez	658	Villa Riachuelo	9
Palermo	1.611	Santa Rita	86
Parque Avellaneda	33	Villa Soldati	7
Parque Chacabuco	182	Villa Urquiza	692
Parque Chas	52		

Fuente: Elaboración propia con datos de la muestra y de la legislación vigente respecto de los límites geográficos de cada barrio.

Anexo 7.B: Estadísticas descriptivas del Precio Total y del Valor del M2 por barrio

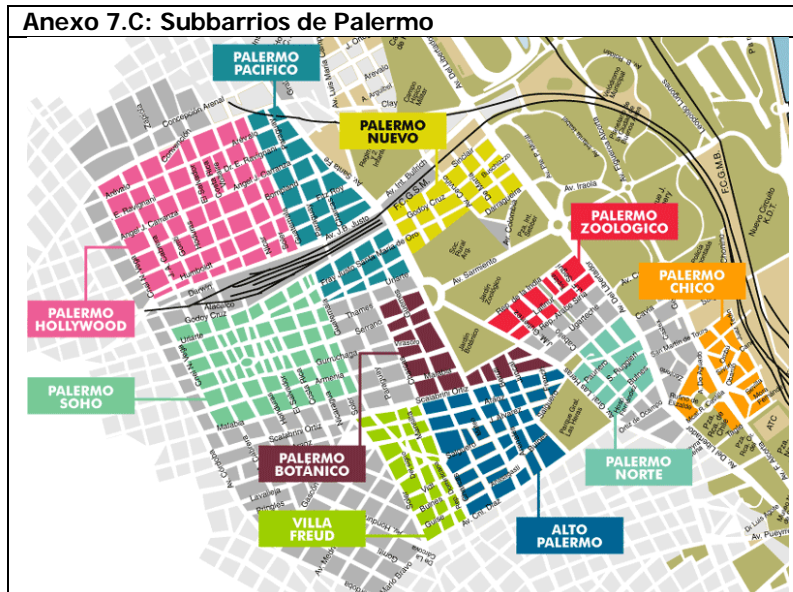
<i>Barrios</i>	<i>Precio Total</i>				<i>Valor del M2</i>			
	Promedio	Desvío Estándar	Mínimo	Máximo	Promedio	Desvío Estándar	Mínimo	Máximo
Agronomía	102.331	37.389	65.000	250.000	2.148	346	1.548	2.895
Almagro	117.501	48.127	45.000	350.000	2.165	419	1.173	4.218
Balvanera	106.786	45.637	30.707	298.000	1.935	504	925	3.914
Barracas	138.286	70.169	34.900	395.000	2.148	467	1.089	3.367
Belgrano	189.600	111.121	50.500	598.000	2.634	561	1.336	5.000
Boca	85.738	32.836	42.000	199.000	1.583	402	903	2.709
Boedo	105.991	35.089	52.000	199.253	2.207	606	1.339	4.286
Caballito	137.007	74.645	48.000	495.000	2.317	447	1.301	3.989
Chacharita	111.537	39.175	45.000	240.000	2.287	447	1.007	4.000
Coghlan	123.138	54.336	62.900	305.000	2.425	430	1.786	3.362

Anexo 7.B: Estadísticas descriptivas del Precio Total y del Valor del M2 por barrio

Barrios	Precio Total				Valor del M2			
	Promedio	Desvío Estándar	Mínimo	Máximo	Promedio	Desvío Estándar	Mínimo	Máximo
Colegiales	159.920	77.565	64.000	422.000	2.462	511	1.192	3.818
Constitución	89.862	35.232	40.500	195.000	1.826	497	904	3.264
Flores	112.243	54.503	43.000	390.000	1.935	357	890	2.932
Floresta	96.014	32.317	60.000	240.000	1.867	362	1.076	3.253
Liniers	94.164	27.182	51.000	190.000	1.830	400	986	2.800
Mataderos	100.001	42.699	36.115	259.000	1.883	403	1.079	3.023
Monserrat	110.589	63.375	38.000	585.000	1.998	510	1.136	3.960
Monte Castro	93.102	29.113	54.500	186.800	2.084	386	1.333	3.525
Nueva Pompeya	73.675	17.677	35.000	110.000	1.644	358	909	2.500
Núñez	156.685	78.398	56.000	490.000	2.675	546	1.238	4.887
Palermo	214.515	173.162	34.215	1.250.000	2.838	709	1.069	5.195
Parque Avellaneda	100.116	35.743	63.000	198.000	1.714	429	1.000	2.613
Parque Chacabuco	119.059	38.951	49.500	260.000	2.073	439	980	3.123
Parque Chas	97.634	25.679	63.000	179.000	2.266	263	1.493	2.754
Parque Patricios	95.286	39.140	36.000	260.000	1.775	367	947	2.951
Paternal	88.681	34.139	45.000	185.006	2.007	459	1.341	3.465
Recoleta	225.805	157.634	43.000	950.000	2.676	588	1.200	4.700
Retiro	272.183	220.464	50.000	1.000.000	2.665	521	1.563	4.577
Saavedra	129.173	63.821	57.000	440.000	2.337	461	1.125	4.321
San Cristóbal	96.991	34.859	45.000	288.000	2.068	455	1.048	3.414
San Nicolás	126.898	82.075	43.000	345.000	2.085	482	1.100	3.333
San Telmo	116.626	49.080	52.000	295.000	2.074	439	1.024	3.778
Vélez Sársfield	104.883	45.274	55.000	280.000	1.788	322	1.033	2.780
Versalles	103.042	31.930	51.000	180.000	1.634	447	946	2.455
Villa Crespo	113.585	53.297	43.966	406.849	2.181	487	1.000	5.333
Villa del Parque	115.211	48.179	44.000	320.000	2.179	466	933	3.738
Villa Devoto	125.723	71.528	33.000	490.000	2.243	434	966	3.992
Villa Gral. Mitre	92.995	32.910	55.000	185.000	1.896	302	930	2.881
Villa Lugano	71.591	20.392	35.000	110.000	1.345	467	602	2.093
Villa Luro	113.721	58.156	52.000	335.000	1.989	444	935	3.333
Villa Ortúzar	123.134	63.578	60.000	400.000	2.402	462	1.378	3.833
Villa Pueyrredón	101.201	36.260	54.000	268.000	2.083	301	1.233	3.249
Villa Real	97.917	26.362	45.500	130.000	1.907	302	1.338	2.444
Villa Riachuelo	91.889	15.194	75.000	120.000	1.685	315	1.200	2.206
Santa Rita	100.024	41.099	54.000	240.000	2.020	400	1.256	3.500
Villa Soldati	57.463	7.890	43.587	68.493	.934	45	881	996
Villa Urquiza	130.456	55.876	43.000	390.000	2.419	481	1.296	4.740
Total	141.535	100.710	30.707	1.250.000	2.301	595	602	5.333

Fuente: Elaboración propia con datos de la muestra y de la legislación vigente respecto de los límites geográficos de cada barrio.

Anexo 7.C: Subbarrios de Palermo



Fuente: <https://vamospanish.com/100-barrios-part-2-sub-barrios-of-palermo/>