

**DETERMINACIÓN DE PRECIOS INMOBILIARIOS EN CABA Y
EFECTOS DE POLÍTICA DE TRANSPORTE: MODELOS
ESPACIALES Y EVALUACIÓN DE IMPACTO**

Sonia Mabel León

UNIVERSIDAD DEL CEMA

AGOSTO DE 2016

Dra. Mariana Conte Grand

.....

Dr. Julio Elías

.....

Dra. Vanesa D'Elía

.....

Dr. Mariano Rabassa

.....

DEDICATORIA

*A Mamá y a Papá por el amor, guía y apoyo que me han brindado toda mi vida
A Diego y a Luni por compartir en familia, con amor y comprensión, cada momento
de este desafío*

Índice

Capítulo 1: Características físicas versus características de localización de los inmuebles de los distintos barrios de la Ciudad de Buenos Aires: un enfoque hedónico.....	1
I. Introducción	1
II. Marco teórico y metodología empírica.....	3
A. El método de estimación hedónico.....	3
B. Determinación de la forma funcional.....	8
C. Metodología econométrica aplicada.....	10
D. Características de CABA.....	11
E. Variables a considerar.....	13
F. Los datos de la muestra.....	20
III. Resultados: elección de la forma funcional y estimaciones.....	22
A. Variables físicas.....	23
B. Variables relacionadas con la localización.....	26
IV. Robustez.....	27
V. Conclusiones finales.....	30
VI. Anexos.....	31
VII. Bibliografía.....	37
Capítulo 2: Un estudio hedónico espacial de los efectos de la implementación del Metrobus sobre el valor de los departamentos en Buenos Aires.....	42
I. Introducción.....	42
II. El Metrobus 9 de julio.....	46
III. Marco teórico.....	50
A. Metodologías de Análisis Hedónico Espacial.....	50
B. Estadísticos de prueba de autocorrelación espacial.....	54
IV. Los datos y las variables consideradas en los modelos hedónicos.....	58
A. Los datos.....	58
B. Variables de los modelos hedónicos.....	60
V. Resultados.....	63
A. Evidencia de autocorrelación espacial.....	63

B. Estimaciones y comparación entre modelos.....	65
C. Robustez.....	69
VI. Conclusiones finales.....	77
VII. Anexos.....	80
VIII. Bibliografía.....	87
Capítulo 3: Evaluación de impacto del Metrobus sobre el valor de los departamentos en Buenos Aires.....	91
I. Introducción.....	91
II. Marco teórico: Método de Evaluación de Impacto.....	94
III. Datos de la muestra y variables a considerar.....	100
A. Los datos.....	100
B. Variables para estimar la participación.....	101
IV. Resultados.....	103
A. Estimación de participación y obtención de efectos tratamiento.....	103
B. Robustez.....	107
V. Resumen y conclusiones finales.....	111
VI. Anexos.....	114
VII. Bibliografía.....	118

Lista de Cuadros y Figuras

Capítulo 1

Cuadros

Cuadro 1: Formas funcionales habitualmente utilizadas.....	10
Cuadro 2: Variables a considerar.....	13
Cuadro 3: Precios de oferta promedio del m2, por barrio.....	21
Cuadro 4: Estadísticas descriptivas de las variables continuas y discretas para la muestra reducida (5.693 observaciones).....	21
Cuadro 5: Resultados del modelo según forma funcional más apropiada.....	25
Cuadro 6: Resultados del modelo para la muestra completa.....	29

Figuras

Figura 1: Funciones de valor y de oferta.....	5
Figura 2: Valores y costos marginales.....	6

Capítulo 2

Cuadros

Cuadro 1: Estadísticas descriptivas del Precio Total y del Valor del m2 por barrio – Dptos. Nuevos y Usados.....	60
Cuadro 2: Variables independientes utilizadas en los modelos hedónicos.....	60
Cuadro 3: Estadísticas descriptivas de las variables físicas y de localización (n=775).....	62
Cuadro 4: Mediciones de Autocorrelación Espacial Global del Precio Total.....	63
Cuadro 5: Mediciones de Autocorrelación Espacial Global del Precio Total por barrio.....	65
Cuadro 6: Estimaciones hedónicas para el modelo con variables dummy - Muestra completa (775 observaciones).....	66
Cuadro 7: Contraste de modelos con variables de localizaciones dummy (Muestra completa).....	67
Cuadro 8: Estimaciones hedónicas para el modelo con distancias - Muestra completa (775 observaciones).....	68
Cuadro 9: Contraste de modelos con variables de localizaciones medidas en distancias (Muestra completa).....	68

Cuadro 10: Estimaciones hedónicas según distintas definiciones para Dummymetro - Muestra completa (775 observaciones).....	69
Cuadro 11: Estimaciones hedónicas para distintas definiciones de Dummymetro y para el modelo con distancias - Muestra sin Retiro - (616 obs.).....	72
Cuadro 12: Estimaciones hedónicas para distintas definiciones de Dummymetro y para el modelo con distancias -Muestra del barrio de Retiro - (159 observac.).....	75
Cuadro 13: Resumen de resultados de las variables de interés.....	76
Cuadro 14: Medición de Autocorrelación Espacial Local del Precio Total – I de Moran.....	84

Figuras

Figura 1: Red de Transporte Público Metrobus, en CABA.....	47
Figura 2: Ubicación del Metrobus 9 de Julio en la Ciudad de Buenos Aires.....	47
Figura 3: Distribución de los inmuebles de la muestra y proporcionalidad de precios.....	59
Figura 4: Gráfico de dispersión de Moran – Precio Total.....	64
Figura A. 1: Efectos del LRT sobre el valor de la propiedad (Chen et al., 1998).....	80

Capítulo 3

Cuadros

Cuadro 1: Estadísticas descriptivas del Precio Total y del Valor del m2 por barrio – Dptos. Nuevos y Usados.....	101
Cuadro 2: Variables independientes utilizadas en los modelos hedónicos.....	102
Cuadro 3: Estadísticas descriptivas de las variables independientes para los inmuebles cercanos (a menos de 500m de una estación de Metrobus) y lejanos.....	103
Cuadro 4: Estimaciones Probit de participación – Modelo 1 y Modelo 2 (n=775).....	104
Cuadro 5: Estimación de los efectos tratamiento según la metodología de matching.....	107
Cuadro 6: Estimación de los efectos tratamiento (D=1 si el inmueble se ubica a menos de 300m) - Muestra: Completa.....	108
Cuadro 7: Estimación de los efectos tratamiento - Muestra: Sin Retiro.....	109

Cuadro 8: Estimación de los efectos tratamiento - Muestra: sólo el barrio de Retiro.....110

Cuadro 9: Resumen de resultados de las variables de interés.....112

Cuadro 10: Información de los inmuebles alejados con propensity score más cercano al de interés.....115

Figuras

Figura 1: Región de soporte común.....99

Figura 2: Histograma de los propensity scores.....105

Figura 3: Distribuciones de densidad, antes y después del matching.....106

Figura 4: Sesgos estandarizados de medias antes y después del matching.....106

Prefacio

El mercado inmobiliario en la Ciudad Autónoma de Buenos Aires (CABA) es un mercado muy heterogéneo tanto en aspectos constructivos como en las características barriales. Es de esperar que dicha heterogeneidad se vea reflejada en los precios de oferta de los departamentos cuando éstos son ofrecidos a la venta. Más allá del conocimiento que tenga cada propietario o cada agente inmobiliario de la propiedad a tasar y del entorno del lugar en el que se localiza la misma para poder asignar un precio de oferta, resulta interesante conocer técnicamente cuáles son los determinantes más relevantes en la formación de dicho precio. Es así que el primer Capítulo de esta tesis consiste en aplicar una metodología econométrica hedónica para conocer cuáles son los determinantes del precio más importantes. La aplicación se realizó sobre la base de información de precios de departamentos en barrios de la Ciudad de Buenos Aires (CABA) con mayor volumen relativo de oferta.

En la búsqueda cada vez más detallada y precisa de la formación del precio de oferta de los inmuebles han surgido nuevas técnicas -basadas sobre la estimación hedónica- que permiten capturar efectos espaciales. Éstos pretenden reflejar, por un lado, el efecto derrame que puede surgir entre el precio de inmuebles considerados cercanos en cuanto a su localización geográfica; por otro lado, pretenden mejorar la especificación del modelo de estimación al controlar por características omitidas que puedan evidenciar algún patrón espacial. Estos avances en el análisis hedónico, representados por la econometría espacial y el estudio de la autocorrelación espacial, fueron considerados en el Capítulo 2 no sólo como paso obligado para mejorar la estimación hedónica del Capítulo 1 sino también para centrar el enfoque en un aspecto de política (en este caso, de transporte): conocer si de la implementación de la red de transporte rápido de colectivos en CABA -denominada Red de Metrobus-, el Metrobus 9 de Julio, en particular, incide o no en el precio de las viviendas cercanas al mismo. Se aplicaron diversas especificaciones y se realizaron distintos ejercicios de robustez que llevaron a la conclusión que es probable que existan efectos tanto positivos (efecto transporte) como negativos (efectos ambientales) que se solapen y no permitan concluir que el Metrobus 9 de Julio impacte de alguna manera clara y específica al mercado inmobiliario aledaño, siendo también probable que buena parte de los beneficiados por ver reducidos sus tiempos de viaje no sean precisamente personas que viven en las cercanías de las estaciones, ya que por su trazado circulan líneas de colectivo que

proviene de diferentes lugares, no solo de CABA sino también del conurbano bonaerense.

Dado los resultados obtenidos en el Capítulo 2, surgió la inquietud de contrastarlos con los resultados que se obtendrían de la aplicación de una metodología distinta para responder a la misma pregunta. En el Capítulo 3, entonces, se indagó si existe algún diferencial en el precio de oferta de los inmuebles cercanos vs. los más alejados al Metrobus 9 de Julio a través de la metodología de Evaluación de Impacto, la cual permite estudiar las consecuencias de una determinada decisión de política con el propósito de brindar algún resultado medible de tal decisión. El Gobierno de la Ciudad de Buenos Aires tuvo como objetivo principal de implementar el Metrobus 9 de Julio el mejorar la conectividad del Área Central y de los centros de transbordo del corredor Constitución-Retiro, más otros objetivos relacionados con el transporte público de pasajeros y el tránsito de vehículos particulares y otros efectos ambientales. Sin embargo, nunca mencionaron algún tipo de repercusión de un proyecto de infraestructura tan importante en la ciudad sobre el precio de los inmuebles cercanos al trazado del Metrobus. La metodología de Evaluación de Impacto puede servir como herramienta para inferir si se dio, posteriormente, algún efecto que inicialmente no se tuvo en consideración al momento de diseñar la política en estudio. La metodología aplicada se basó en la estimación de un propensity score matching a partir del cual se determinaron los pares de inmuebles (bajo diversos criterios) que permitieron establecer qué inmuebles de la muestra serían comparables para responder a la pregunta, de manera de simular bajo ciertos supuestos los resultados que surgirían de un experimento aleatorio. Se tuvieron en cuenta diversas especificaciones y de los resultados se concluyó que el acceso al Metrobus 9 de Julio por parte de los inmuebles en zonas aledañas no es un atributo relevante por el cual se estaría dispuesto a pagar e incluso mudarse a los barrios aledaños al mismo. Por otra parte, tampoco se encontró evidencia de que los efectos ambientales nocivos que pudiera provocar el tránsito más concentrado de colectivos sobre los inmuebles muy próximos al trazado sean estadísticamente relevantes, aunque se pudo percibir un signo negativo de un impacto no significativo en inmuebles muy próximos. Es así que la implementación del Metrobus 9 de Julio fue una política de mejora del transporte público de pasajeros que no perjudicó ni benefició en forma significativa al mercado inmobiliario adyacente, haya sido o no previsto por el Gobierno de la Ciudad al momento de planificarlo.

Finalmente, me gustaría realizar algunos agradecimientos especiales en lo concerniente a la finalización de esta etapa. Primeramente, agradezco a Dios por ser mi refugio y fortaleza espiritual para concluir este camino no carente de obstáculos, los cuales de alguna manera allanó en mi favor.

Seguidamente, quiero agradecer a mi Tutora de Tesis, la Dra. Mariana Conte Grand quien, con muchísima dedicación, no sólo me brindó las herramientas necesarias para alcanzar el objetivo final con los mejores resultados posibles y guio cada etapa de mi trabajo con denuedo y ánimo constante, sino también, con mucha paciencia, me enseñó a transitar “los diversos pasos necesarios para ser doctora”, me guio en las prioridades de la profesión y, con indudable afecto, tuvo en cuenta mi interés en ser madre durante el recorrido de este trabajo. Asimismo, agradezco la participación especial que ha tenido la Dra. Vanesa D’Elía en los últimos años de este trabajo, quien ha dedicado mucho de su tiempo y me ha brindado muy útiles consejos y sugerencias. También agradezco al Comité de Tesis conformado por el Dr. Julio Elías, la Dra. D’Elía y el Dr. Rabassa por los valiosos comentarios y consejos brindados durante la Defensa de Tesis en pos de mejorar el trabajo realizado y lograr exitosas futuras publicaciones y al Dr. Daniel Lema por sus consejos en etapas iniciales de la tesis.

Agradezco a la Fundación UADE, asimismo, por la decisión de financiar la cursada del proceso de mi Tesis Doctoral.

No puedo dejar de agradecer también a las personas que me han acompañado desde el inicio del proceso y hasta el final de esta etapa a quienes fueron o son mis compañeros de trabajo: Omar Chisari, Carlos Romero, Ricardo Theller, Gustavo Ferro, Leonardo Mastronardi, Mauricio Roitman, Priscila Ramos, Mariano González y Evangelina Farías. Todos ellos me han dado inapreciables consejos (profesionales y de vida), me han dado ánimo, me han brindado su ayuda o simplemente me han soportado. Por último, recuerdo a quienes dedico esta tesis, a mis amados padres, marido e hija, sin quienes nada de todo esto tendría sentido.

Capítulo 1

Características físicas versus características de localización de los inmuebles de los distintos barrios de la Ciudad de Buenos Aires: un enfoque hedónico

I. Introducción

Durante décadas se ha estudiado cómo valorar apropiadamente una vivienda, ya que las mismas conforman una parte importante de la riqueza total de muchas economías, en especial, en las economías en desarrollo (Frischtak y Mandel, 2012). Las casas o departamentos son bienes que, en la literatura económica, se los reconoce como bienes diferenciados ya que están formados por diversas características, cada una de las cuales podrían llegar a ser valuadas implícitamente por separado aunque no exista un mercado particular para cada una de ellas.

El mercado inmobiliario en la Ciudad Autónoma de Buenos Aires (CABA) es un mercado muy heterogéneo cuando se consideran tanto los aspectos constructivos como las características barriales que presentan los cuarenta y ocho barrios que conforman la ciudad. Dicha heterogeneidad generalmente es reflejada por los propietarios o las inmobiliarias en los precios de oferta de los departamentos ofrecidos a la venta, destacando en los avisos tanto las características físicas del inmueble como la información relacionada con la localización del mismo. Si bien los agentes inmobiliarios definen a la localización como una característica importante (o la más importante, incluso) del inmueble, la evidencia empírica encuentra dificultades para estimar la capitalización de tales efectos (Dubin, 1992).

Es por ello que a través del presente trabajo se pretende conocer cuáles son las variables relevantes en la formación del precio de oferta de los departamentos en algunos barrios de CABA, como así también, testear si aquellas características relacionadas con la localización son tan robustas para la determinación de los precios como las variables físicas de los inmuebles.

Para tal propósito se aplicará un análisis econométrico de precios hedónicos, de manera de poder capturar la importancia que los oferentes dan a las distintas características físicas del inmueble y a la localización del mismo respecto de distintos servicios que ofrece la ciudad, como medios de transporte, escuelas y espacios verdes.

La formulación de la teoría de los precios hedónicos encuentra sus orígenes en el enfoque que Lancaster (1966) le dio a la teoría del consumidor y en el posterior

desarrollo teórico y empírico que Rosen (1974) aportó, aplicándolo a determinados tipos de bienes diferenciados por sus atributos.

Trabajos previos y de características similares al presente estudio en el área metropolitana de Buenos Aires son los realizados por Conte Grand (2001) y Cruces et al. (2008). El primero de ellos ha utilizado la metodología de valuación hedónica para determinar una aproximación a la valuación de la contaminación del aire en una zona específica de CABA y el segundo trabajo presentó un análisis de la estimación de la calidad de vida en CABA, en función de distintas características de tres barrios de la ciudad y uno del Conurbano Bonaerense. Otro trabajo relacionado, pero aplicado fuera de CABA, es el de Meloni y Ruiz Núñez (1998) que estima precios de mercado de terrenos urbanos para la ciudad de San Miguel de Tucumán.

Habitualmente, los resultados que surgen de un análisis hedónico como el que se desarrolla a continuación suelen ser utilizados para diversos propósitos de política pública o privada. De hecho Linneman (1980) enumera los siguientes, como ejemplo de ellos: i) desarrolladores inmobiliarios podrían consultar el precio máximo que podrían esperar por construir un proyecto con características similares al tipo de inmueble estimado; ii) constructores y desarrolladores podrían estar interesados en conocer cuánto aumentaría el valor de un departamento si se construyera un baño adicional y iii) las autoridades de una ciudad que estén evaluando un proyecto de demolición de edificios abandonados podrían preguntarse si los beneficios monetarios del programa excederán los costos. También estos resultados podrían contribuir a que las autoridades legislativas cuenten con una herramienta que les permita conocer mejor el valor de mercado de los inmuebles de la ciudad para determinar la base impositiva de los impuestos inmobiliarios.

El presente trabajo se realizó sobre un relevamiento de los precios de oferta de departamentos a la venta en avisos clasificados publicados en Internet en distintos barrios durante el mes de agosto de 2014.¹ Con dicha información se construyó una base de datos apropiada para el análisis hedónico de cada una de las características que han podido ser extraídas de los avisos. Esto implicó tanto el análisis de la veracidad de la información como la creación de variables que permitan capturar los diversos efectos que entran en juego en la formación del precio de oferta de un inmueble a partir de los detalles que publican los interesados en vender.²

¹ Base comparable con la que se utilizará en los demás capítulos de esta Tesis.

² Se ha considerado, también, trabajar con precios de alquiler. Sin embargo, la información suministrada por los avisos clasificados era muy disímil y con bajo grado de detalle sobre qué incluía realmente el valor del alquiler (expensas, pagos de servicios u otros conceptos).

El hecho de utilizar la información publicada en las páginas web de oferta de inmuebles permite abarcar un espectro de barrios bastante más amplio que los estudiados en trabajos previos. En CABA los barrios poseen características edilicias, de infraestructura en servicios y ambientales muy diversas; por lo tanto, la amplitud de información permitirá obtener resultados más apropiados, empíricamente, para cada uno de los barrios de interés.

A continuación, en la Sección II se desarrollan el marco teórico, la metodología empírica aplicada y la descripción de los datos utilizados y las variables creadas. En la Sección III se presentan las formas funcionales seleccionadas y los resultados obtenidos para cada barrio a partir de la aplicación de la metodología desarrollada. Posteriormente, en la Sección IV se realiza un análisis de robustez, para luego concluir en la Sección V.

II. Marco teórico y metodología empírica

En esta sección se desarrolla el modelo teórico sobre el cual se basa la investigación, se presentan las características de la ciudad que conducen al posterior análisis de las variables de interés y se describe la base de datos.

A. El método de estimación hedónico

La formulación de la teoría de los precios hedónicos encuentra sus orígenes en el nuevo enfoque que Lancaster (1966) le dio a la teoría del consumidor y en el posterior desarrollo teórico y empírico que Rosen (1974) aportó.

Por una parte, Lancaster rompió con la teoría tradicional de que los bienes en sí mismos brindan utilidad y supuso que, en realidad, son las características intrínsecas de los bienes las que brindan utilidad al consumidor. Por otra parte, el aporte de Rosen dio lugar a un marco teórico que permitió la aplicación del modelo de Lancaster a diversos tipos de bienes que tienen la característica de diferenciarse por sus atributos. El bien “inmueble” es particularmente un bien diferenciado compuesto de diversas características y es por ello que el mercado inmobiliario ha sido uno de los mercados que más se ha estudiado a través de este marco teórico.

Rosen presenta su modelo en un mercado competitivo donde los bienes se describen por características objetivamente medibles en cantidades.³ Lo que se ofrece en dicho mercado es el conjunto de características, y el precio del bien $p(z)$ se define como:

³ Siendo los bienes pensados como “ventas atadas” de atributos.

$$p(z) = p(z_1, \dots, z_n) \quad (1)$$

donde z es un bien compuesto por distintos atributos o características z_i , y n es el total de atributos del bien. Los supuestos detrás de $p(z)$, según Rosen, son los siguientes: i) los paquetes de características ofrecidos en cantidad son iguales a los demandados; ii) los compradores y vendedores optimizan su comportamiento; iii) nadie puede mejorar su situación dada su elección, siendo todas estas factibles; iv) los precios de equilibrio representados por $p(z)$ quedarán determinados por las distribuciones de preferencias (de los compradores) y de costos (de los vendedores).

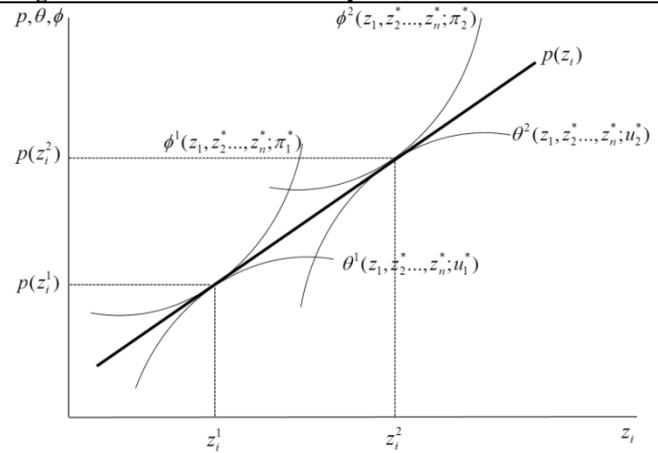
Sea y el nivel de ingreso del consumidor que permite consumir el bien diferenciado z y otros bienes x , y $\theta(z_1, \dots, z_n; u, \alpha)$ una función de disponibilidad a pagar por las características del bien z en función del nivel u de la función de utilidad $U(y - \theta, z_1, \dots, z_n)$ y las características de los consumidores α . El gasto que el consumidor estará dispuesto a pagar por diferentes niveles de (z_1, \dots, z_n) para un nivel dado de u y de y es representado por la curva de valor $\theta(\cdot)$. Tendremos, entonces, distintas curvas de valor $\theta(\cdot)$ para distintos niveles de U fijos. Considerando a $p(z)$ como una función que relaciona precios con características, la utilidad será maximizada cuando $\theta_{z_i}(z^*; u^*, y) = p_i(z^*)$, $i=1, \dots, n$ -donde z^* y u^* son cantidades óptimas-, es decir, cuando la tasa marginal de sustitución entre características se iguala al cociente de precios de características. Gráficamente, el óptimo se obtiene cuando la superficie de la función $p(z)$ es tangente con la superficie $\theta(z; u^*, y)$.

Por otra parte, sea $M(z)$ el número de unidades producidas de z y $C(M, z; \beta)$ una función de costos totales donde β refleja las características de los productores, considerando los precios de los factores de producción y a los parámetros de la función de producción. Cada productor maximizará una función de beneficios $\pi = Mp(z) - C(M, z_1, \dots, z_n)$ al elegir las cantidades óptimas de M y z , a través de lograr igualar el ingreso marginal por atributos adicionales con el costo marginal de producción. Se puede definir, entonces, una función $\phi(z_1, \dots, z_n; \pi, \beta)$ que relaciona los precios que los productores están dispuestos a recibir para distintas cantidades de z a niveles fijos de beneficios y la cantidad óptima de z surgirá cuando $\phi_{z_i}(z^*; \pi^*, \beta) = p_i(z^*)$; gráficamente, cuando la superficie que relaciona características con beneficios es tangente con la superficie que relaciona precios con características.

En la Figura 1 podemos observar, por un lado, las curvas de valor de dos consumidores que difieren en sus preferencias, θ^1 y θ^2 , y que representan la función óptima que maximiza su utilidad de su conjunto de curvas posibles; por otro, se presentan las curvas de oferta de dos productores que difieren en sus características de costos, ϕ^1 y ϕ^2 , y que representan la función óptima que maximiza su beneficio de su conjunto de curvas posibles. En el equilibrio, los demandantes y oferentes se combinan cuando sus respectivas funciones de valor y oferta son tangentes entre sí, surgiendo, así, los distintos puntos que conforman la función $p(z)$, una función envolvente de las tangencias entre las familias de funciones de valor y oferta.

En resumen, los consumidores maximizarán su utilidad cuando el precio que deben pagar en el mercado, $p(z)$, se iguale con la voluntad a pagar por z y, por su parte, los vendedores maximizarán sus beneficios cuando el precio que pueden lograr en el mercado, $p(z)$, se iguale con el costo por producir z .

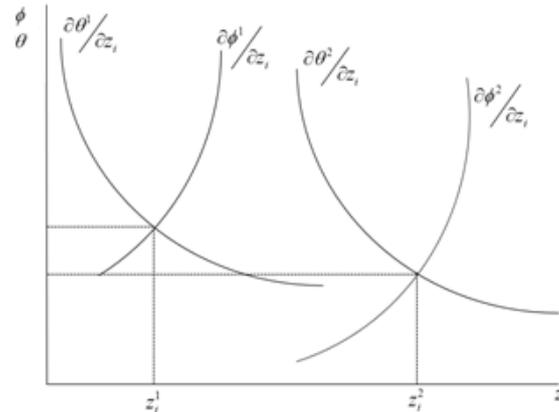
Figura 1: Funciones de valor y de oferta



Fuente: Rosen (1974)

Con más detalle, en la Figura 2 se grafican las derivadas de las funciones de valor, $\theta_{z_i}^i = \partial \theta^i / \partial z_i$, y de oferta, $\phi_{z_i}^i = \partial \phi^i / \partial z_i$, y las intersecciones representan los equilibrio en los cuales las tasas marginales de sustitución se igualan a los costos marginales. Los precios hedónicos marginales observados relacionarán sólo precios de reserva de equilibrio con características y no ofrecerán mayor información sobre las funciones de oferta y de demanda (de las características), en sí mismas.

Figura 2: Valores y costos marginales



Fuente: Rosen (1974)

Para obtener las funciones de demanda y de oferta de cada característica del inmueble, el modelo a estimar consistirá en el sistema de ecuaciones que se presenta a continuación:

$$p_i(z) = F^i(z_1, z_2, \dots, z_n, \alpha) \quad \text{Demanda} \quad (2)$$

$$p_i(z) = G^i(z_1, z_2, \dots, z_n, \beta) \quad \text{Oferta} \quad (3)$$

donde α es el vector de características de los consumidores (como ingreso, edad, educación y otras variables que permitan definir sus preferencias) y β es el 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:

1. 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.⁴

⁴ Cabe destacar que si la forma funcional utilizada es lineal, los precios implícitos no variarán en función del nivel de cada característica, algo no necesariamente esperado en la aplicación al mercado inmobiliario. Si fuera ese el caso, el segundo paso (estimar las funciones de demanda y oferta de las características) no sería factible debido a la nula variabilidad de la variable dependiente.

2. Usar los precios marginales estimados $\hat{p}_i(z)$ como variables endógenas en la segunda etapa de la estimación simultánea de las ecuaciones (2) y (3), en las cuales se incluyen los vectores α (con características de los compradores de inmuebles) y β (con características de los constructores/desarrolladores) según corresponde en cada ecuación.

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, surgen dos tipos de problemas para aplicar estrictamente el marco teórico de Rosen. Por un lado, no se cuenta con información sobre las transacciones efectivas de compra-venta de los inmuebles de la base de datos. Es por ello que aquí se estimarán los precios implícitos de cada característica utilizando como variable dependiente los precios de oferta de cada inmueble.⁵ Por otro lado, y como consecuencia casi directa del mismo problema, surge la dificultad de 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 ; es decir, no se cuenta con datos de las características de los compradores y oferentes de los departamentos que se consideran en el trabajo. La primera de las cuestiones es usual en trabajos de países en desarrollo, ya que los inmuebles no suelen comprarse con hipotecas (con lo cual no queda el registro de las mismas) y es usual que se den subdeclaraciones de precios con el fin de eludir al fisco.⁶ El segundo tipo de problemas también es habitual en países en desarrollo ya que no se suelen registrar las características completas de compradores y desarrolladores de las viviendas. Estas restricciones son entonces habituales en la literatura de valuación hedónica, y no específicamente atribuibles a esta investigación.

⁵ Cabe reconocerse que el valor de transacción final generalmente es menor al de publicación del aviso inmobiliario. En épocas de escasez de dólares, el rango de negociación osciló entre 5% y 20%. <http://www.iprofesional.com/notas/169222-Dlares-en-mano-rebaja-segura-dueos-aceptan-descuentos-del-20-en-el-precio-de-viviendas>.

⁶ En la Ciudad de Buenos Aires, la proporción de actos de compra venta de inmuebles realizados a través de hipotecas fue variando a lo largo de los años: fue inicialmente creciente entre 2002 y 2007 (de 4% a 22%, respectivamente), para luego caer a 10% en 2009 y a 8% en 2013, valor que se mantuvo hasta 2015, según datos del GCBA, D. G. E y C.

B. Determinación de la forma funcional

Entre las formas funcionales habitualmente utilizadas en la literatura hedónica se encuentran la lineal, la logarítmica, la semilogarítmica (log-lin o lin-log) y la Box-Cox lineal. Si bien es posible estimar la forma Box-Cox cuadrática, la misma insume una cantidad importante de observaciones dadas las diversas interacciones que implica y no se consideró, entonces, como alternativa.⁷

Entre las opiniones sobre cuál es la forma funcional más apropiada para la función de precios hedónica encontramos a Cassel y Mendelsohn (1985) y a Rasmussen y Zuehlke (1990) quienes analizan diversas formas funcionales y realizan críticas a la forma Box-Cox. Cropper et al. (1988) y Kuminoff et al. (2010), por su parte, observaron que las formas funcionales más simples –la lineal, la semilogarítmica y la doble logarítmica- y la Box Cox lineal se comportan, en general, mejor cuando se omiten variables o se utilizan proxies y que la teoría económica establece pocas restricciones sobre la forma funcional de la función hedónica. Contrario a ellos, Arguea y Hsiao (1993) consideran que los supuestos de un consumidor representativo y los de competencia perfecta en los mercados de bienes implican que la función de precios hedónica es lineal. No obstante, Palmquist (1984) recuerda que la función hedónica no debería ser lineal para que los precios marginales de las características difieran dependiendo de las cantidades de características compradas.⁸

Es así como surgen diversos estudios y conclusiones respecto de cómo determinar una forma funcional representativa. De hecho, la aplicación del método de transformación Box-Cox (Box y Cox, 1964) propone no sólo un tipo de forma funcional flexible sino también permite utilizar la transformación para elegir la mejor forma funcional entre un conjunto de funciones posibles como las mencionadas anteriormente y que surgen como casos particulares de la Box-Cox.

Siguiendo esta metodología, la transformación de la variable dependiente será:

⁷ Halvorsen y Pollakowski (1981) proponen a la función Box-Cox cuadrática que incluye interacciones y términos al cuadrado de las variables transformadas: $P^{\theta} = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m \alpha_i Z_i^{\lambda} + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \gamma_{ij} Z_i^{\lambda} Z_j^{\lambda}$. En este trabajo, sí se ha considerado como análisis de robustez, sin embargo, la posibilidad de incluir el cuadrado de la superficie cubierta para capturar alguna relación no lineal entre la misma y el precio del inmueble, pero esto no implica que se haya considerado la forma cuadrática de la función Box-Cox.

⁸ Milon (1984) señala que la flexibilidad de la especificación Box-Cox presenta tanto ventajas (ser un método confiable para identificar relaciones entre atributos sin restricciones) como desventajas (dificultad en la interpretación de los coeficientes: el precio implícito de cada característica dependen de los niveles de otras características (Freeman, 1979)).

$$Y(\theta) = \begin{cases} \frac{(Y^\theta - 1)}{\theta} & \text{si } (\theta \neq 0) \\ \ln y & \text{si } (\theta = 0) \end{cases} \quad (4)$$

siendo el valor del parámetro θ el que defina una transformación particular para la variable dependiente. Asimismo, este método permite transformar también las variables independientes (Greene, 1997) como:

$$y^{(\theta)} = \alpha + \sum_{k=1}^K \beta_k x_k^{(\lambda)} + \varepsilon \quad (5)$$

donde K es el total de variables explicativas, θ y λ se pueden estimar de manera que los valores de λ sean todos iguales o no.

En principio, salvo por la complejidad de los cálculos, cada regresor podría ser transformado por un valor diferente de λ ; sin embargo, es práctica común suponer que λ es la misma para todas las variables transformadas en el modelo (y ello es también lo que se considera en este trabajo). En particular, y en relación con la teoría hedónica descripta, el modelo que se estimará en el presente estudio será:

$$p^{(\theta)} = \alpha + \sum_{j=1}^J \beta_j x_j^{(\lambda)} + \sum_{l=1}^L \gamma_l y_l^{(\lambda)} + \varepsilon \quad (6)$$

donde x_j representa las características físicas del inmueble e y_l representa las variables relacionadas con la localización del inmueble, como ser una variable de distancia o alguna variable dummy que se describirá en la sección D.

En función de los valores que puedan tomar θ y λ , y teniendo en cuenta la ecuación (6), en este trabajo se probaron las formas funcionales lineal, semilogarítmica, logarítmica y Box Cox lineal para cada barrio a estudiar (Cuadro 1). Para la prueba de cada forma funcional, se calcula el test Likelihood Ratio (conocido también como Razón de Verosimilitud), el cual se suele utilizar para comparar modelos que han sido estimados por máxima verosimilitud.⁹ Halvorsen y Pollakowski (1981) han demostrado lo apropiado del uso del test de Likelihood Ratio en la determinación de la forma funcional de ecuaciones de precios hedónicas –ilustrándose con una aplicación sobre el mercado inmobiliario- a través de la forma funcional flexible dada por la transformación Box-Cox y sus casos especiales, las cuales se presentan en el Cuadro 1.¹⁰

⁹ Se ha utilizado el software STATA 13 tanto para el armado de la base de datos como para todas las estimaciones y pruebas.

¹⁰ El test que aplican Halvorsen y Pollakowski (1981) prueba la hipótesis nula que los parámetros de la ecuación hedónica satisfacen las restricciones relevantes (que dan lugar a casos especiales de la forma funcional flexible). Basándose sobre la teoría de muestras grandes y bajo la hipótesis nula, $2 \cdot \{L_{\max}(\hat{\theta}, \hat{\lambda}) - L_{\max}(\theta^*, \lambda^*)\}$ se distribuiría como

Cuadro 1: Formas funcionales habitualmente utilizadas

Valores de θ y λ ^(*)	Función	Forma	Efecto Marginal $\partial Y / \partial X$	Elasticidades $(\partial Y / \partial X) \cdot (X / Y)$
$\theta = \lambda = 1$	Lineal	$Y = \alpha + \beta_1 X_1$	β_1	$\beta_1 (X_1 / Y)$
$\theta = \lambda = 0$	Log-Log	$\ln Y = \alpha + \beta_1 \ln X_1$	$\beta_1 (Y / X_1)$	β_1
$\theta = 0, \lambda = 1$	Semilogarítmica (Log – Lin)	$\ln Y = \alpha + \beta_1 X_1$	$\beta_1 Y$	$\beta_1 X_1$
$\theta = 1, \lambda = 0$	Semilogarítmica (Lin – Log)	$Y = \alpha + \beta_1 \ln X_1$	β_1 / X_1	β_1 / Y

Fuente: Elaboración propia sobre la base de Griffith et al. (1997).

Nota: ^(*) Se considera el mismo λ para todas las variables dependientes transformadas del modelo a estimar.

Asimismo, en el Cuadro 1 puede observarse cómo calcular el efecto marginal o precio implícito de una característica o atributo respecto de la variable dependiente a partir de la derivada parcial y cómo obtener la elasticidad correspondiente a cada forma funcional, basándose en la estimación de los parámetros β_i para cada barrio de manera de aproximarnos a un precio implícito para cada atributo del inmueble. Los cálculos de los efectos de las características sobre los precios de los inmuebles son algo diferentes para las variables dicotómicas en la forma semi-logarítmica (log-lin). El detalle de los mismos se explicita en el Anexo A.

C. Metodología econométrica aplicada

El trabajo econométrico a realizar consistirá en dos pasos: por un lado, probar diferentes formas funcionales de la función de precios para cada barrio de interés, aplicando la transformación de Box-Cox y el Likelihood Ratio Test con el cual determinar cuál es la forma funcional más apropiada. Luego, se estimará la regresión hedónica a partir de la forma funcional seleccionada.

Las estimaciones para cada barrio se realizarán a través del método Mínimos Cuadrados Reponderados, una metodología de estimación robusta a la heterocedasticidad que se aplica en los casos en los cuales pueden existir valores extremos.¹¹ Este método 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, 2016). 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

una χ^2 con grados de libertad igual a la diferencia en el número de parámetros no restringidos, siendo $L_{\max}(\hat{\theta}, \hat{\lambda})$ la log verosimilitud del modelo sin restringir y $L_{\max}(\theta^*, \lambda^*)$ la log verosimilitud del modelo restringido.

¹¹ El trabajo de Ho y Naugher (2000) propone esta metodología de estimación, entre otras, destacando que la eliminación de todas las observaciones aparentemente extremas podría conducir a perder información relevante que éstas podrían proporcionar.

de iteración termina cuando ya no se registran cambios sustanciales en la estimación de los coeficientes.¹²

D. Características de CABA

En esta sección se presentan algunos aspectos de CABA que dan cuenta de las diferentes características de los barrios que la conforman. La ciudad se divide en cuarenta y ocho barrios, los cuales se encuentran organizados, política y administrativamente, en quince comunas (ver mapa en Anexo B). La delimitación de los barrios y de las comunas surge a partir de la sanción y promulgación de distintas leyes.¹³

A partir del informe “Las Comunas” (D. G. E y C., GCBA, 2006), se presentan, a continuación, las características más destacadas que diferencian a los barrios de CABA:

- Diferentes categorías de construcción: algunos barrios se caracterizan por edificios de categoría lujosa o suntuosa (Puerto Madero y Recoleta), algunos son de características más tradicionales e históricas (San Telmo y Monserrat) mientras que otros barrios son más residenciales (mayor cantidad de casas bajas, inmuebles más amplios, etc., como Villa Devoto).
- Antigüedad de las viviendas: hay barrios que se caracterizan por una mayor cantidad de inmuebles nuevos (Caballito), otros son representados por viviendas antiguas (Boca) y algunos combinan ambos tipos de inmuebles (Boedo).
- Densidad de Población: los barrios de Balvanera y San Cristóbal (Comuna 3) y Almagro y Boedo (Comuna 5) fueron los barrios más densamente poblados en julio de 2014, seguidos por Caballito (Comuna 6) y Recoleta (Comuna 2) (D. G. E y C., GCBA, Anuario Estadístico – Año 2014). La Comuna menos densa fue la 8 (Villa Lugano, Villa Soldati y Villa Riachuelo).
- Espacios verdes: algunos barrios se encuentran densamente poblados y cuentan con pocos espacios verdes (Balvanera, Almagro, San Cristóbal), mientras que otros cuentan con diversidad de parques y plazas y alojan a un importante número de habitantes (Palermo) o a un relativamente menor número de vecinos (Villa Riachuelo).

¹² Las iteraciones por mínimos cuadrados usan la ponderación de Huber (1964) que desarrolló el análisis de la teoría asintótica de la estimación robusta para distribuciones normales contaminadas y la bponderación o Biweight que es una transformación también utilizada en el análisis robusto. Se usan los dos tipos de ponderación porque la de Huber puede tener dificultades con valores extremos severos, mientras que Biweight puede tener dificultades en la convergencia o puede brindar múltiples soluciones. Usar la ponderación de Huber primeramente ayuda a minimizar problemas con la bponderación (IDRE, 2016).

¹³ La Ley N° 1.777 de la Legislatura de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires promulgada en 2005 establece la organización, competencia y funcionamiento de las quince comunas en las que se organizan los barrios de CABA. Los límites de los barrios fueron establecidos por la Ley N° 2.412 de la Legislatura de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires que, sancionada en 2007, derogó la Ordenanza N° 26.607/72 y sus modificaciones para establecer que la nueva delimitación de barrios queda definida tanto por la ley de comunas como por la Ley N° 2.329 que da a conocer los límites específicos de cada comuna y barrio en particular.

- Diferentes niveles de ruido: los barrios de Villa Devoto, Villa del Parque, Villa Santa Rita y Villa General Mitre se caracteriza por calles arboladas, casas amplias y un bajo nivel de ruido, a diferencia de gran parte de CABA.
- Infraestructura en transporte: en los barrio de Liniers, Retiro y Constitución se concentran diversos medios de transporte (trenes, colectivos, subte y Metrobus). Por su parte, la red de subtes se distribuye a lo largo de veintitrés barrios de la Ciudad por medio de seis líneas de recorrido y una línea de premetro. Asimismo, en los últimos años se fue incorporando al sistema de transporte, en forma paulatina, una Red de Metrobus compuesta por siete recorridos que actualmente recorren más de veinte barrios.
- Establecimientos educativos: las comunas con mayor cantidad de establecimientos educativos de nivel inicial, primario y medio, tanto públicos como privados, son: Comuna 13 (Belgrano, Colegiales y Núñez), Comuna 1 (Constitución, Montserrat, Puerto Madero, Retiro, San Nicolás y San Telmo) y Comuna 14 (Palermo) (D. G. E y C., GCBA, Anuario Estadístico – Año 2014).
- Distintos niveles de ingreso promedio familiar: las comunas con mayores niveles de ingreso promedio -tanto para asalariados como para todos los ocupados- son las que abarcan a los barrios de Recoleta, Palermo, Belgrano, Núñez y Colegiales, algunos de los cuales alojan una proporción alta de habitantes que han alcanzado los máximos niveles de educación, en comparación con el resto de los barrios. En contraste, las comunas con menores niveles de ingreso promedio son las comunas 4, 8 y 9, abarcando los barrios de Barracas, Boca, Parque Patricios, Nueva Pompeya, Villa Lugano, Villa Riachuelo, Villa Soldati, Liniers, Mataderos y Parque Avellaneda. Estos barrios se caracterizan por mayores tasas de desempleo y menor tiempo de escolaridad por parte de sus habitantes.

Habitualmente, las investigaciones aplicadas al mercado inmobiliario en zonas urbanas de diferentes países establecen algún criterio de segmentación del mercado que puede estar definido tanto por cuestiones geográficas como por distritos escolares, jurisdicciones por la provisión de servicios públicos, divisiones raciales y tipos de inmuebles (Goodman y Thibodeau, 1998). En este trabajo, la segmentación viene dada por los diferentes barrios considerados a partir de sus límites geográficos.

A continuación se presentan las variables que se han considerado al momento de estimar la función de precios hedónica.

E. Variables a considerar

Las variables consideradas en este estudio surgen, por un lado, de los datos proporcionados por la estructura informativa de los avisos clasificados obtenidos (donde se destacan las características sobresalientes del inmueble) y, de su localización respecto de lugares o servicios que suelen ser de interés para el público.

En este trabajo, tal como se mencionó en la Sección 1, se utilizó como base de datos los avisos clasificados de departamentos ofrecidos a la venta en la Ciudad de Buenos Aires, publicados en las páginas web de Buscainmueble y Argenprop durante el mes de agosto de 2014. Los avisos utilizados fueron aquellos en los cuales el precio del departamento se publicó en dólares, unidad de cuenta habitual del mercado inmobiliario de CABA. No se incorporaron a la muestra los ofrecidos en pesos porque la instauración del “cepo” o restricción a la compra de dólares aplicada a fines de octubre de 2011 por el gobierno nacional generó distintos tipos de cambios, motivo que implicó que las partes de una transacción deban acordar cuál utilizar al momento de dicha transacción, información que no es posible obtener.¹⁴ 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.

La variable dependiente es el precio de oferta de cada departamento, medido en dólares corrientes de agosto de 2014. Las variables independientes posibles de incluir en el análisis hedónico se presentan en el Cuadro 2, junto con las fuentes de información para cada una de ellas.

A continuación se analizará por qué estas variables independientes son de interés para el análisis hedónico

Cuadro 2: Variables a considerar

Características Físicas	Detalle	Fuente
<i>Precio</i>	En dólares corrientes	Argenprop y Buscainmueble
<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>Piso</i>	De PB a 28°	Argenprop y Buscainmueble
<i>Cocheras</i>	Dummy: =1 si tiene cochera	Argenprop y Buscainmueble
<i>Pileta</i>	Dummy: =1 si el edificio tiene pileta	Argenprop y Buscainmueble

¹⁴ La Administración Federal de Ingresos Públicos (AFIP) creó el 28/10/2011 el Programa de Consulta de Operaciones Cambiarias a través de la Resolución General 3210. A partir de entonces se establecieron otras decisiones que restringieron aún más el uso de moneda extranjera para transacciones.

Cuadro 2: Variables a considerar

Características Físicas	Detalle	Fuente
<i>Seguridad</i>	Dummy: =1 si el edificio cuenta con seguridad	Argenprop y Buscainmueble
<i>Disposición</i>	Frente, contrafrente, interno y lateral	Argenprop y Buscainmueble
<i>Tipo de departamento</i>	Dummy: =1 si el departamento es Tipo Casa	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	Datos en .shp y otros formatos, Buenos Aires Data, GCBA ⁽⁶⁾
<i>Km_a_plaza</i>	Kilómetros a la plaza o parque más cercanos	Datos en .shp y otros formatos, Buenos Aires Data, GCBA
<i>Km_a_escu</i>	Kilómetros a la escuela más cercana	Datos en .shp y otros formatos, Buenos Aires Data, GCBA
<i>Km_a_metro</i>	Kilómetros a la estación de Metrobus más cercana	Datos en .shp y otros formatos, Buenos Aires Data, GCBA
<i>Exclusiva</i>	Dummy: =1 si el departamento se ubica en zona exclusiva del barrio.	Mapa interactivo GCBA http://latidobuenosaires.com/ http://www.argentinaturistica.com/

Fuente: Elaboración Propia

Nota: Los avisos también incluían como información el estado del departamento, publicado como *a refaccionar, regular, bueno, muy bueno y excelente*. No obstante, se observaron casos irregulares (departamentos a refaccionar muy caros y departamentos en estado excelente muy baratos). Esto condujo a no incluir variables dummy que reflejen estos estados, habiendo observado que es posible que las categorizaciones se realicen bajo criterios poco objetivos, sea por parte del dueño del inmueble o de la inmobiliaria que publica el aviso. ⁽⁶⁾ Los archivos .shp contienen información de datos espaciales para el intercambio de información geográfica.

Variables físicas del inmueble

Una de las variables explicativas más importantes relevada y considerada para explicar el precio de un inmueble es el total de *Superficie cubierta* -medida en m²-, ya que la dimensión del departamento naturalmente explica en gran medida el valor del inmueble. Por ejemplo, Visser et al. (2008) destacan que esta variable es responsable, generalmente, del 30% al 40% de las variaciones en el precio de los inmuebles.

Otras características utilizadas en la literatura y de interés para el mercado son la cantidad de *Ambientes* y *Baños*. Éstas se consideran en la estimación reconociendo su probable correlación con la superficie cubierta del inmueble pero verificando que no generen una multicolinealidad grave. Dado que el impacto de cada variable en el precio del inmueble se obtiene *ceteris paribus* las demás variables (entre ellas la superficie cubierta), es interesante analizar el efecto tanto de un ambiente adicional como de un baño adicional porque en ambos casos los usuarios deberán considerar un trade off entre contar con más espacios funcionales vs menor dimensión de cada uno de ellos. En varios estudios publicados, el signo esperado de ambas variables fue positivo (Garrod y Willis (1992), Linneman (1980), entre otros) mientras que Tse (2002) obtuvo, a través de una variable dummy, que tener dos o más baños reduce el precio del m² de la vivienda, fundamentándolo a través de la menor dimensión que tendrán los demás ambientes. Se espera que los resultados puedan diferir entre los distintos barrios, ya que algunos se

caracterizan por ofrecer departamentos con menor cantidad de ambientes, en promedio, ante igual superficie cubierta.

Por otra parte, cada aviso clasificado indica si el inmueble es nuevo o, en caso de ser usado, la cantidad de años de uso. Esta información se utilizó para crear la variable *Antigüedad*, de la cual se espera obtener un coeficiente estimado significativo y con signo negativo que indique una relación inversa con el precio del inmueble. Chau y Chin (2003), entre otros, observan que, *ceteris paribus*, los inmuebles más antiguos valen menos porque se debe incurrir en mayores costos de mantenimiento y reparación, como así también porque con el tiempo disminuye su utilidad por la evolución de los sistemas eléctricos y mecánicos.

Asimismo, se observó un dato adicional presente en poco más del 50% de los avisos: el número de *Piso* del edificio en el que se encuentra el departamento. Es de conocimiento común que a mayor altura de ubicación del departamento, mayor puede llegar a ser el precio que el de otro departamento exactamente igual pero ubicado más abajo. Tse (2002) encuentra como razón que a mayores niveles de altura se obtienen mejores vistas y esto es un atributo que las personas valoran positivamente. Esta influencia sobre el precio sería aún más notable cuando se analiza la oferta de varios inmuebles de un mismo edificio (especialmente en los nuevos). Además de estas razones, el diseño y las construcciones aldañas pueden influir en la cantidad de luz que reciben dos unidades encolumnadas en un mismo espacio: cuanto mayor sea la altura del departamento, menores obstrucciones encontrará que impidan la llegada de luz solar directa. Otra ventaja es que la gran mayoría de las fuentes de ruido externo se encuentran en los niveles más bajos, por lo tanto, por las características físicas del sonido los departamentos más altos recibirán un nivel de ruido bastante más atenuado.

Otra variable dummy incorporada al modelo de regresión fue aquella que indica si el departamento cuenta o no con *Cochera*. En CABA, se han venido observando en los últimos años las siguientes situaciones: i) incremento del parque automotor perteneciente a residentes de la Ciudad; ii) cambios en la densidad poblacional debido, en parte, por el reemplazo de viviendas unifamiliares por unidades multifamiliares; iii) gran ingreso de vehículos particulares desde las zonas aldañas a la ciudad; iv) incremento en el costo de estacionamientos privados e incremento en las áreas y costo del estacionamiento medido; v) advenimiento de las cocheras “opcionales”, modalidad que permite abrir el mercado a inversores. Todas estas situaciones hicieron que la cochera adquiriera un valor propio

implícito relevante e importante en magnitud y que sea importante la inclusión como variable en el modelo, dado que su valor se incluye en el precio de oferta del inmueble.

En los avisos se suelen publicar, además, algunas características del edificio al cual pertenece el departamento, como si el edificio cuenta con áreas de esparcimiento como *Pileta* de natación o piscina y si el edificio contaba con el servicio de *Seguridad* o vigilancia privada las 24hs. del día.¹⁵ Cabe esperarse que los edificios que cuenten con estas características evidencien un precio promedio más alto relativamente, dado el efecto “categoría” que pueden llegar a proporcionar los mismos. No obstante, el valor del coeficiente puede verse atenuado por las mayores expensas que puedan implicar los mismos, si bien, éstas tendrán una incidencia directamente proporcional a la cantidad de propietarios con las que cuente el edificio.

En cuanto a la *Disposición* del inmueble, dato que se encontró desagregado en contrafrente, frente, interno y lateral, pudo observarse que no todos los departamentos contaban con esta información. Dado que la disposición interno y lateral pueden ser similares o confundirse entre sí, no se las consideró en el modelo. Sin embargo, sí se armó una variable dummy llamada *Frente* para poder capturar algún diferencial en el precio de los inmuebles por contar con su disposición al frente del edificio o terreno en el cual se ubica. Por un lado, es de esperar que esta variable tenga un coeficiente positivo indicando los beneficios adicionales en luz y ventilación que puede proporcionar dicha disposición pero también cabe considerar que los ruidos del exterior pueden ser un atenuante del beneficio anteriormente mencionado.

En algunos barrios de CABA existe una tipología constructiva basada en el diseño alrededor de un patio (fuente de ventilación y luz) –de uso exclusivo o compartido- que es conocida como *Ph* o departamento tipo casa. Son emplazados en terrenos con pocas unidades, lo que conduce a consorcios pequeños y, en algunas ocasiones, a la informalidad de no contar con la figura legal del consorcio. Si bien ello puede conducir al pago de bajas o nulas expensas, esto implica un bajo presupuesto destinado al mantenimiento y el mercado a veces refleja esta realidad a un precio menor. Asimismo, este tipo de unidades suelen ser construcciones amplias y antiguas (la ley de propiedad horizontal para la construcción de edificios de departamentos se aprobó en 1948) y tal característica puede ser de atractivo para un público afín a lo “vintage”, a pesar de los inconvenientes anteriormente mencionados. Se creó una variable dummy bajo el nombre *Ph* y se espera conocer si las particularidades negativas de un *ph* sobrepasan o no los

¹⁵ Chau y Chin (2003) reportan trabajos que han tenido en cuenta estas variables.

posibles beneficios pecuniarios de unas bajas expensas y/o el interés del público atraído a este tipo de viviendas.

VARIABLES RELACIONADAS CON LA LOCALIZACIÓN

Al momento de seleccionar las variables relacionadas con la localización del inmueble y la infraestructura y los servicios que se brindan en CABA, se observaron los detalles que privilegian las inmobiliarias al momento de publicar los inmuebles. En el mercado, los oferentes o agentes inmobiliarios suelen manifestar que el precio de oferta incorpora algún valor adicional debido, por ejemplo, a que el departamento se ubique a pocas cuadras de una boca de subte o de un parque. A los efectos de capturar los comportamientos mencionados, se armó un conjunto de variables dummy y otro de distancias que se detallan en esta sección.

Por un lado, se creó la variable dummy *Avenida* para capturar un diferencial de precios si el departamento está ubicado en un edificio situado sobre una avenida. En principio podría esperarse un impacto positivo, si se supone que en las avenidas se localiza la mayoría de los locales comerciales o se accede a servicios de primera necesidad o de transporte más rápida y fácilmente o hasta se pueda considerar más seguro para transitar en horarios no pico. Sin embargo, también podría presumirse que en las avenidas se concentra muchos más el tránsito de vehículos, lo cual puede traer aparejado cierto grado de contaminación auditiva o, incluso, del aire por los gases emanados por los vehículos, factores todos que podrían ser evidenciados a través de un signo negativo del coeficiente estimado de la variable dentro del modelo.

En cuanto a la creación de las variables de distancia, las fuentes de información utilizadas fueron las 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, 2004, entre otros).¹⁶ En el presente trabajo, la variable de distancia respecto del *Subte* pretende cumplir un rol similar al que juegan en los estudios mencionados; esto es, observar si estar cerca de una boca de acceso al subte es apreciado como algo positivo por permitir el

¹⁶ Lin y Hwang (2003) señalan que varios estudios confirman que el sistema de subtes influye significativamente en el valor de las propiedades de manera diferentes entre ciudades al considerar diversos submercados.

acceso rápido a distintos puntos de la ciudad. No obstante, vale aclarar que 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. De hecho Crompton (2005) comenta que desde la primera mitad del siglo XIX (en Inglaterra) se viene estudiando que la cercanía 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. Asimismo argumenta Crompton que, si bien los cambios en las técnicas de medición permitieron demostrar mejor la veracidad del análisis mencionado, también dejaron entrever que el impacto del espacio verde sobre el valor del inmueble no se puede aislar en forma absoluta de otros aspectos que pueden modificar el valor implícito medido. Ejemplos de estos últimos son: i) la calidad de mantenimiento del parque (sea que surja del cuidado municipal como de la gente que lo utilice); ii) si en el barrio los inmuebles ya cuentan con un espacio verde propio o jardín; iii) si el parque ofrece, además, un uso recreativo o no (elevando, en el primer caso, los gastos municipales y, por ende, la base impositiva de impuestos relacionados) y iv) si el barrio se caracteriza por una dinámica fuerte de operaciones inmobiliarias o, por el contrario, las personas suelen vivir mucho tiempo en el mismo inmueble. En cuanto a la calidad de mantenimiento, si bien el gobierno de la ciudad de Buenos Aires ha realizado modificaciones y mejoras a varias plazas y parques en los últimos años, no ha renovado absolutamente todos los espacios verdes y, en algunos casos, surgen quejas de vecinos por falta de iluminación propiciando el aumento de la inseguridad en la zona. Por otra parte, dentro de los usos posibles del espacio, también se pueden encontrar actividades que pueden generar algún malestar a los vecinos.¹⁷ En este trabajo interesará observar si realmente es un factor determinante del valor de los departamentos y si es observado como un aspecto netamente positivo de manera de poder suponer cómo será la variación de los precios si se desarrollan nuevas *Plazas o parques* en barrios que aún no cuentan con ellos o cuentan en una mínima medida como, por ejemplo, el barrio de Coghlan (no cuenta con plazas o parques, sólo

¹⁷ Por ejemplo, la instalación de ferias, no necesariamente de venta de productos artesanales, o ensayos de murgas en algunas plazas a lo largo del año que se intensifican en verano para los festejos de carnaval.

cuenta con pocas plazoletas) y Villa Santa Rita (no cuenta con espacios verdes).¹⁸ La Organización Mundial de la Salud recomienda que las ciudades dispongan, como mínimo, de entre 10 a 15 m² de área verde por habitante, distribuidos equitativamente en relación a la densidad de población (OSE, 2009).

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. Cabe destacar que 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 automático 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. En esos casos, la decisión de localización puede verse altamente influenciada por la calidad de los colegios de cada zona.¹⁹ Con respecto a los resultados esperados para esta variable en la ciudad, 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 CABA, Perdomo (2011) y Mendieta y Perdomo (2007) muestran el efecto positivo 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 todos los trazados de Metrobus habilitados al momento de la muestra para poder capturar algún comportamiento similar,

¹⁸ En efecto, el coeficiente de la distancia a una plaza o parque debería ser negativo, para indicar que a medida que el inmueble se encuentra más lejos de un espacio verde, su precio disminuye.

¹⁹ En Seúl, como ejemplo, la zona escolar N° 8 es un área requerida para vivir por las familias por la reputación que tienen los colegios secundarios al brindar educación de alta calidad, conduciendo a que las viviendas presenten precios mayores a los promedios (Huh y Kwak, 1997). Para un estudio más exhaustivo de la relación entre el precio de las viviendas y las mejores escuelas ver Fack y Grenet (2010).

considerando, al igual que en el caso de *Subte*, que es posible que existan efectos negativos (ruidos, emanaciones de gases, etc.) que contrarresten el impacto positivo de la cercanía a un transporte rápido de pasajeros.²⁰

Finalmente, la variable 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.²¹ 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 CABA. En estos barrios se esperan resultados más robustos por la incorporación de esta variable.

F. Los datos de la muestra

Se concentró el interés en barrios de CABA de distintas zonas geográficas de la Ciudad (norte, sur, este y oeste) con importante volumen de transacciones inmobiliarias y suficiente información para la mayoría de las variables a considerar. Así, se seleccionaron 12 barrios: Almagro, Balvanera, Barracas, Belgrano, Caballito, Flores, Núñez, Palermo, Recoleta, Villa Crespo, Villa Devoto y Villa Urquiza, obteniendo una muestra de 11.292 observaciones referidas a venta de departamentos nuevos y usados²².

Al iniciarse el análisis de las características de cada inmueble –entre ellas su localización– se observó que el 25% de los inmuebles de la muestra pertenecían, por su dirección, a un barrio distinto al que se publicaba en el aviso clasificado. Es por ello que se consideraron los límites exactos de cada barrio a partir de la legislación vigente y se asignó a cada inmueble la información del barrio al que realmente pertenece (Anexo C). A modo de ejemplo: del total de 1.284 departamentos que decían pertenecer al barrio de Palermo, el 82% pertenecía efectivamente a ese barrio, 6% a Recoleta, 5% a Villa Crespo, 3% a Almagro y el resto a otros barrios. Por otra parte, se observó que faltaba información para la variable *Piso* en el 47% de la muestra. Dado que es una variable de interés para la especificación del modelo, su consideración redujo la muestra a 5.693 observaciones.

²⁰ Los trazados habilitados eran Metrobus Juan B. Justo, Metrobus 9 de Julio y Metrobus Sur.

²¹ La delimitación de estas zonas se obtuvo de <http://latidobuenosaires.com/> y <http://www.argentinaturistica.com/>.

²² Estos doce barrios representan el 71% del total de la muestra total relevada. La mayoría de los restantes barrios representaban, individualmente, menos del 2% de la muestra.

Con esta información se realizó una comparación del precio promedio del m² de dicha muestra con el precio promedio del m² de departamentos usados que releva el Centro de Estudios para el Desarrollo Económico Metropolitano (CEDEM, 2015) sobre la base del Sistema Adinco y Argenprop, en particular para los departamentos de dos y tres ambientes.²³ Como se puede observar en el Cuadro 3, los valores promedios del m² de los barrios de la muestra son representativos.

Cuadro 3: Precios de oferta promedio del m², por barrio

Barrios	CEDEM	Muestra
	2 y 3 ambientes Usados	2 y 3 ambientes Usados
<i>Almagro</i>	2.161	2.151
<i>Balvanera</i>	1.791	1.809
<i>Barracas</i>	2.025	1.948
<i>Belgrano</i>	2.638	2.480
<i>Caballito</i>	2.201	2.126
<i>Flores</i>	1.942	1.843
<i>Núñez</i>	2.630	2.462
<i>Palermo</i>	2.828	2.542
<i>Recoleta</i>	2.738	2.636
<i>Villa Crespo</i>	2.193	2.098
<i>Villa Devoto</i>	2.200	2.080
<i>Villa Urquiza</i>	2.438	2.333

Fuente: CEDEM, DGEyC (GCBA) y elaboración propia con datos de la muestra.

Seguidamente, se presentan en el Cuadro 4 las estadísticas descriptivas de las variables a considerar para la muestra.

Cuadro 4: Estadísticas descriptivas de las variables continuas y discretas para la muestra reducida (5.693 observaciones)

<i>Variables Físicas</i>	<i>Promedio *</i>	<i>Desvío Estándar</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>
<i>Precio</i>	144.846	93.420	33.000	950.000
<i>Supcubierta</i>	62,15	36,7	14,00	390,0
<i>Ambientes</i>	2,46	1,1	1,0	10,0
<i>Baños</i>	1,21	0,5	1,0	5,0
<i>Antigüedad</i>	19,89	21,0	0,0	110,0
<i>Piso</i>	4,38	3,5	0,0	28,0
<i>Cochera</i>	0,07	0,3	0	1
<i>Pileta</i>	0,16	0,4	0	1
<i>Seguridad</i>	0,12	0,3	0	1
<i>Frente</i>	0,55	0,5	0	1
<i>Ph</i>	0,05	0,2	0	1

²³ Se compara con datos de unidades usadas porque el informe que muestra información para el período más cercano al de la muestra detalla los precios promedios por barrio solamente para ese tipo de unidades (CEDEM, 2015).

Cuadro 4: Estadísticas descriptivas de las variables continuas y discretas para la muestra reducida (5.693 observaciones)

<i>Variables de localización**</i>	<i>Promedio*</i>	<i>Desvío Estándar</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>
<i>Avenida</i>	0,24	0,4	0,0	1,0
<i>Km a subte</i>	0,69	0,7	0,0	5,7
<i>Km a plaza</i>	0,52	0,3	0,0	1,3
<i>Km a escu</i>	0,14	0,1	0,0	1,8
<i>Km a metro</i>	2,28	1,3	0,0	6,1
<i>Exclusiva</i>	0,06	0,2	0	1

Fuente: Elaboración propia con datos de la muestra.

Nota: (*) El promedio de las variables dummy es la proporción de casos en los que toman valor 1 respecto del total de observaciones. (**) Las distancias están 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 4) demuestran que el rango de *precios* de los inmuebles de la muestra es importante y es por ello que se consideró relevante realizar el análisis por barrio, de manera de poder capturar las diferencias de percepción de cada atributo en los diferentes barrios. La superficie cubierta promedio de los departamentos de la muestra fue de 62,2m², mientras que la antigüedad promedio fue de 19,9 años, destacando que el 38% de la muestra son departamentos a estrenar.

Asimismo, la información relacionada con las variables dummy también fue variada. En particular, el promedio de dichas variables -reflejado en el Cuadro 4- 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 alto (54,9% de las observaciones tomaron valor 1), mientras que *Seguridad* y *Ph* mostraron los ratios más bajos (11,6% y 4,7%, respectivamente). Dados estos distintos comportamientos, se estudió el grado de variabilidad de la dummies por barrio (Anexo D) y se observó que, en algunos casos, dicha variabilidad ha sido muy baja, por lo que se decidió incluir en una primera estimación sólo aquellas variables dummy con 5% o más de variabilidad.²⁴

III. Resultados: elección de la forma funcional y estimaciones

En esta sección se presentan los resultados de la estimación hedónica del precio de departamentos en barrios de CABA, previa estimación de la forma funcional apropiada para la ecuación de precios en cada barrio. Esta tarea se realizó debido a que los barrios de la ciudad son muy diferentes entre sí y cabe preguntarse si todas las variables son igualmente importantes en los distintos barrios, como así también si el signo obtenido es el mismo.

²⁴ En el caso de las variables dummy, se entiende por variabilidad a la relación entre el número de observaciones con valor igual a 1 respecto del total de observaciones de la variable.

En el Cuadro 5 se presentan los resultados del modelo propuesto bajo las formas funcionales que resultaron más adecuadas para cada barrio a partir de la transformación Box-Cox y los test de hipótesis realizados (ver Anexo E). Las formas funcionales Lineal y Semilogarítmica (log-lineal) resultaron ser las que mejor se ajustaron a los datos de la mayoría de los barrios seleccionados. Se observa que, en términos generales, se logró explicar entre el 61% y el 77% de las variaciones del precio de oferta de los departamentos.²⁵

A. *Variables físicas*

Entre las variables físicas, la *Superficie cubierta* fue significativa con el signo esperado para todos los barrios y formas funcionales con un 99% de confianza en todos los casos. También fue significativa la cantidad de *Ambientes* con signo positivo en todos los barrios (reflejando el interés por la funcionalidad), si bien en Palermo y Recoleta lo fue con menor confianza.²⁶ La cantidad de *Baños* fue significativa, principalmente en las formas funcionales Lineal y Box-Cox, con signo positivo a excepción del caso de Almagro, mientras que la *Antigüedad* fue significativa en todos los barrios bajo todas las formas funcionales y con el signo negativo esperado.

En particular para el caso lineal, el coeficiente de la *Superficie cubierta* nos estaría indicando el valor de un m² adicional –habiendo controlado por todas las demás variables- y, a excepción del barrio de Barracas que muestra un valor un poco bajo, los demás barrios muestran un valor razonable respecto del valor del m² que surge de dividir el precio total del inmueble por los m² cubiertos.²⁷ Tomando como ejemplo el caso de Palermo, los resultados indican que un m² adicional incrementará, en promedio, el precio total del inmueble en US\$ 2.156, un ambiente adicional (manteniendo la misma superficie cubierta) incrementará el precio en US\$ 4.966, un baño más lo hará en US\$14.875 (magnitud importante que se observa en todos los barrios bajo la forma lineal) y un año más de antigüedad reducirá el precio total en US\$896. En el caso de Balvanera, bajo la forma funcional semilogarítmica, el m² adicional incrementará el

²⁵ Como referencia del grado de ajuste de este tipo de modelos se pueden citar los trabajos de: Visser et al. (2008), quienes analizan seis modelos distintos de precios hedónicos y obtienen R² ajustados cuyos valores van de 27,5% a 57,3%; Tse, (2002) presenta modelos que explican, en promedio, el 84% de las variaciones en el precio de los inmuebles y Mardones (2006) que alcanza una explicación del 48%, entre otros trabajos que incluyen variables similares a las aquí estudiadas.

²⁶ Palermo, concretamente, es uno de los barrios que menor cantidad de ambientes promedio ofrece ante igual superficie cubierta y presenta el segundo precio total promedio más alto de la muestra.

²⁷ De hecho, Barracas contó con pocas observaciones respecto de los demás barrios luego de controlar por *Piso*, con lo que quizás no permita obtener un resultado acabado de cada uno de los coeficientes.

precio total en 1%, un ambiente adicional lo hará en 7,3% y el precio caerá 0,5% por un año adicional de antigüedad.²⁸

Con respecto a la variable *Piso*, pudo observarse que fue relevante y positiva para ocho de los barrios -sin destacarse alguna forma funcional-, demostrando la importancia de haber considerado esta variable, a pesar de reducirse la muestra. En Flores, por ejemplo, un departamento ubicado un piso más alto que otro de iguales características verá incrementado su precio en US\$ 709.

La variable dummy *Cochera* fue considerada dentro del modelo de siete barrios (por su variabilidad) y fue positiva y significativa en todos ellos. Bajo la forma lineal, la interpretación del coeficiente es directa, surgiendo un valor razonable para una cochera – medido en dólares– entre US\$ 9.000 y US\$ 23.000. En el caso de la función semilogarítmica, si tomamos a modo de ejemplo el barrio de Belgrano surgiría un valor aproximado de la cochera de US\$ 14.300, al evaluarlo en la media del precio total del barrio (US\$ 176.441).

De la dummy *Pileta* se obtuvieron resultados variados en significatividad pero con coeficientes de distintos signos y magnitudes entre barrios; no obstante, fue positiva en ocho de diez barrios. Por su parte, las dummies *Seguridad* y *Frente* si bien no fueron significativas en todos los barrios, lo fueron con signo positivo. En el caso de *Seguridad*, Belgrano y Palermo –los barrios que mostraron resultados con 1% de significatividad- se destacan por ser los de mayor proporción de departamentos de la muestra con seguridad privada.

Finalmente, el atributo de ser un departamento tipo casa o *Ph* no fue significativo en ninguno de los barrios en los que se incluyó.

²⁸ Siendo el precio promedio total para el barrio de Balvanera de US\$ 107.620, el valor de un m² adicional sería de US\$ 1.076,2.

Cuadro 5: Resultados del modelo según forma funcional más apropiada

	<i>Lineal</i>					<i>Semilogarítmica (Log – Lineal)</i>					<i>Logarítmica</i>	<i>Box – Cox</i>
	Barracas	Caballito	Flores	Palermo	V. Devoto	Almagro	Balvanera	Belgrano	Núñez	V. Crespo	Recoleta	V. Urquiza
Supcubierta	626*** (136)	1,801*** (45)	1,225*** (38)	2,156*** (48)	1,102*** (80)	0,010*** (0,000)	0,010*** (0,001)	0,008*** (0,000)	0,008*** (0,001)	0,008*** (0,000)	0,830*** (0,030)	0,0051***
Ambientes	20,178*** (2,573)	6,083*** (1,330)	9,533*** (1,089)	4,966** (1,923)	13,778*** (1,753)	0,145*** (0,011)	0,073*** (0,014)	0,168*** (0,011)	0,151*** (0,018)	0,201*** (0,013)	0,061* (0,033)	0,0018***
Baños	10,876*** (3,768)	10,516*** (1,930)	10,398*** (1,650)	14,875*** (2,493)	11,596*** (2,932)	-0,046** (0,018)	-0,028 (0,028)	0,011 (0,016)	-0,016 (0,028)	0,032 (0,020)	-0,026 (0,028)	0,0003***
Antigüedad	-273*** (74)	-421*** (44)	-492*** (40)	-896*** (84)	-487*** (65)	-0,004*** (0,000)	-0,005*** (0,001)	-0,006*** (0,001)	-0,007*** (0,001)	-0,004*** (0,000)	-0,001*** (0,000)	-0,0000***
Piso	536* (283)	161 (215)	709*** (193)	953*** (335)	554 (386)	0,002 (0,002)	0,006** (0,003)	0,008*** (0,002)	0,007*** (0,003)	0,003 (0,002)	0,008*** (0,003)	0,0001***
Cocheras		13,242*** (3,245)		22,777*** (4,297)	8,998** (3,524)			0,081*** (0,019)	0,137*** (0,028)		0,088** (0,034)	0,0011***
Pileta	31,993*** (2,719)	3,513 (2,425)	-5,707** (2,245)	-8,689** (3,900)	6,852*** (2,522)	0,074*** (0,025)		0,088*** (0,019)	0,076*** (0,023)	0,071*** (0,023)	0,208*** (0,036)	0,0005***
Seguridad		1,758 (2,571)	5,557** (2,361)	20,852*** (3,817)		0,023 (0,023)	0,064* (0,036)	0,071*** (0,020)	-0,008 (0,028)	0,031 (0,032)	0,050** (0,024)	0,0006***
Frente	608 (2,260)	2,349 (1,559)	2,847** (1,213)	920 (2,696)	-1,763 (1,991)	0,029** (0,013)	0,076*** (0,020)	0,019 (0,014)	0,051*** (0,019)	0,059*** (0,014)	0,050*** (0,018)	0,0003***
Ph	4,724 (4,492)				-9 (3,519)	-0,008 (0,029)	-0,032 (0,043)	-0,040 (0,032)				-0,0003
Avenida	23,025*** (2,806)	-2,367 (1,683)	-3,264** (1,380)	-16,300*** (3,159)	6,038** (2,337)	-0,028* (0,014)	0,046* (0,025)	-0,023 (0,023)	-0,026 (0,027)	-0,141*** (0,018)	-0,053** (0,024)	-0,0003*
Km_a_subte	-10,359 (36,355)	3,561 (3,505)	15,652*** (2,707)	-19,386*** (4,117)	2,325 (1,924)	-0,000 (0,037)	0,106 (0,068)	0,028 (0,023)	-0,021 (0,044)	0,003 (0,031)	0,033** (0,015)	-0,0001
Km_a_plaza	-28,764** (14,383)	-2,327 (3,555)	-11,120*** (3,113)	-9,859* (5,043)	-2,451 (5,524)	0,067* (0,040)	0,004 (0,054)	-0,038 (0,045)	-0,031 (0,052)	0,113*** (0,032)	0,027 (0,019)	-0,0000
Km_a_escu	77,622*** (17,420)	13,129* (7,011)	-12,166** (5,835)	18,760* (10,197)	-29,480*** (8,815)	0,092 (0,080)	0,005 (0,123)	0,232*** (0,078)	0,178* (0,104)	0,011 (0,071)	0,001 (0,003)	0,0000*
Km_a_metro	5,476 (33,806)	7,710*** (2,594)	11,768*** (1,511)	6,657*** (2,314)	1,287 (1,631)	-0,037** (0,018)	0,003 (0,021)	-0,068*** (0,015)	0,007 (0,042)	0,214*** (0,022)	-0,005 (0,024)	-0,0006
Exclusiva		-1,215 (2,309)		12,261*** (3,346)				0,005 (0,033)	0,328*** (0,052)		0,138*** (0,028)	
Constante	-236 (10,018)	-17,279** (7,483)	-12,488*** (3,961)	19,889*** (6,679)	6,407 (12,543)	10,817*** (0,063)	10,804*** (0,072)	11,182*** (0,058)	10,982*** (0,180)	10,445*** (0,048)	8,538*** (0,102)	
Lambda												0,0393 (0,146)
Theta												-0,4069*** (0,075)
Observaciones	96	693	544	679	271	586	404	659	320	606	373	462
R ² - Robusto	73%	66%	63%	65%	61%	72%	64%	76%	71%	69%	77%	

Fuente: Elaboración propia. Nota: Los errores estándar están en paréntesis. *** p-value<0.01, ** p-value<0.05, * p-value<0.1

B. Variables relacionadas con la localización

La variable dummy *Avenida* fue significativa en nueve barrios, con signo positivo en Balvanera, Barracas y Villa Devoto y con signo negativo en Almagro, Palermo, Flores, Recoleta, Villa Crespo y Villa Urquiza reflejando diferencias de percepción de este atributo entre barrios, como podría esperarse. Barracas y Villa Devoto, particularmente, son barrios menos densamente poblados, donde la congestión tanto de personas como vehicular puede ser menor a la de los barrios donde *Avenida* tuvo un signo negativo (Flores y Palermo, por ejemplo), por lo que las externalidades positivas podrían superar a las negativas en estas jurisdicciones.

La variable de distancia referida a la cercanía a bocas de *Subte* fue significativa en sólo tres barrios. Consideremos que las líneas de subte no pasan por todos los barrios de la muestra, aunque sí por barrios vecinos. Es lógico, entonces, que la variable no haya sido significativa en barrios como Villa Devoto, Barracas o Núñez, ya que en los últimos dos barrios ningún trazado de subte pasa por ellos –aunque sí lo hacen cercanamente en barrios adyacentes- y en Villa Devoto existen barrios de distancia a la estación de subte más cercana. Se obtuvo signo negativo y significativo en Palermo, con un coeficiente que indica que el hecho que el departamento esté alejado 1 kilómetro de una boca de subte reduce su precio en US\$ 19.386 (aproximadamente US\$ 2.000 por cuadra). Esto denotaría que las ventajas de tener cerca un acceso al transporte compensan las externalidades negativas que el mismo pueda generar (ruido, movimiento de gente, etc).²⁹ En los otros dos barrios donde la cercanía fue significativa, Flores y Recoleta, el signo positivo obtenido podría indicar algún malestar por la cercanía al subte por sobre sus beneficios.

Con respecto a la variable de distancia a *Plazas y parques*, se observó que ha sido significativa en cinco barrios pero con el signo esperado en Barracas, Flores y Palermo, bajo la función lineal: alejarse 1 km de una plaza en Barracas reduce el precio del inmueble en US\$ 28.764 (aproximadamente US\$ 3.000 por cuadra). Particularmente en Barracas, las plazas y parques más relevantes tienen un aspecto adicional histórico que los habitantes del barrio buscan conservar y cuidar, haciendo implícito que las viviendas cercanas a tales espacios verdes (como Parque Lezama y Plaza Colombia) sean más caros. En Balvanera, sin embargo, puede esperarse una falta de significatividad ya que es un barrio altamente poblado con muy poco espacio verde que

²⁹ La posibilidad de un mayor precio para inmuebles más lejanos respecto de una boca de subte también fue observado para un barrio de CABA en el trabajo de Conte Grand (2001), si bien la distancia fue medida en cuadras respecto del subte y no en kms.

sirva de esparcimiento.³⁰ Almagro, por su parte, es un posible ejemplo de barrio con pocos espacios verdes y que, en su plaza homónima –rodeada de altos edificios–, está habilitado el uso del espacio para ensayos de murgas, lo que podría generar malestar a vecinos próximos a la misma; de ahí, posiblemente surja el signo positivo obtenido.

En cuanto a la distancia respecto de *Escuelas*, el comportamiento fue también variado: significatividad en sólo cinco barrios y signos diferentes entre formas funcionales (negativo para la lineal y positivo para la semilogarítmica).

La distancia respecto de las estaciones de Metrobus fue significativa en seis barrios con signo negativo en Almagro y Belgrano y signo positivo en Caballito, Flores, Palermo y Villa Crespo. El Metrobus Juan B. Justo cruza los barrios de Palermo y Villa Crespo y pasa por cuerdas limítrofes de Caballito, mientras que el Metrobus Sur pasa por uno de los límites de Flores. En todos estos barrios, se observó que la cercanía a una estación de Metrobus reducía el precio de los inmuebles cercanos. El efecto contrario se encontró en los barrios de Almagro y Belgrano, barrios en los cuales no pasa en forma directa ningún trazado de Metrobus, pero sí pasan por barrios cercanos a éstos. Algunos de los demás barrios de la muestra se encuentran muy lejos de algún trazado y en ellos no se logra capturar efecto alguno.

Finalmente, la dummy *Exclusiva* incorporada en cinco barrios, fue significativa y con signo positivo en Núñez, Palermo y Recoleta, barrios de la zona norte de CABA. En los tres casos, la magnitud del coeficiente ha sido alto, reflejando un importante diferencial en el precio por pertenecer a un sector considerado exclusivo del barrio (32,8% de variación en Núñez, US\$ 12.261 en Palermo y una elasticidad de 0.14% en Recoleta, dadas las formas funcionales semilogarítmica, lineal y logarítmica, respectivamente).

IV. Robustez

Luego de obtener los resultados más apropiados para cada barrio, se decidió comprobar su robustez a través de distintas especificaciones de modelos.

Primeramente, se buscó saber si las estimaciones obtenidas cambiaban al llevar al 10% la restricción de variabilidad de las variables dummy (ver resultados en el Anexo F). Se pudo observar que no se dieron cambios relevantes ni en las significatividades ni

³⁰ Plaza Miserere tiene una extensión importante pero se ubica en las adyacencias de la Estación Terminal de Trenes de Once, la cual presenta un flujo de personas muy importante por conectar a CABA con la zona Oeste del Gran Buenos Aires (zona de la Provincia de Buenos Aires que circunda a CABA) y no permite que la plaza cumpla precisamente el rol de espacio de descanso o esparcimiento.

en los signos y que los R^2 robustos variaron en torno al 1% en la mayoría de los barrios a excepción de Villa Devoto y Núñez, barrios en los que se debió excluir variables que eran significativas en el modelo inicial con coeficientes importantes en magnitud.

Por otra parte, algunos autores suelen considerar relevante incorporar la *Superficie cubierta al cuadrado* dentro de la formulación hedónica para capturar algún grado de no linealidad de la variable más importante.³¹ Se tomó, entonces, la especificación semilogarítmica del modelo inicial y se incluyó dicha variable. La misma fue significativa y con el signo esperado negativo para el término al cuadrado (Anexo G). No se observaron cambios relevantes de significatividad y signo en las demás variables excepto que *Ambientes* presentó magnitudes bastante menores de sus coeficientes en todos los barrios.

Posteriormente, se tomó el modelo original y se estudió si existían cambios en los resultados por no incorporar la variable *Piso* en la misma muestra –5.693 observaciones-. Si bien la literatura y el mercado suelen considerar relevante a esta variable, motivo por el cual se incluyó en el análisis inicial, al omitir esta variable, no hubo cambios relevantes y el R^2 robusto se mantuvo en la mayoría de los barrios (Anexo H). Ante estos resultados, pareció interesante probar qué ocurría si no se incluía *Piso* en el modelo y se consideraban todas las observaciones relevadas aumentando en gran proporción el número total de observaciones (de 5.693 a 10.765). Los resultados se presentan a continuación, en el Cuadro 6. Allí puede observarse que las variables físicas mantienen los altos niveles de significatividad y sus signos. Además, la variable *Pileta* ahora tiene signo positivo en todos los barrios en los que fue significativa, Barracas mejora el valor del coeficiente relacionado con la *Superficie cubierta* al aumentar la cantidad de observaciones y la dummy *Ph* pasa a ser significativa en Barracas, Balvanera y Villa Urquiza con signo negativo.

Sin embargo, las variables de localización se comportaron en forma diferente: la distancia respecto del *Subte* pasa a ser significativa en más barrios aunque con signo positivo y en el caso de la distancia a *Plazas* y a estaciones de *Metrobus*, surgen más barrios con coeficientes significativos, manteniendo el signo en la mayoría de los barrios. Es así que surgen variaciones en las significatividades de las variables de localización ante cambios en el tamaño de la muestra frente a un comportamiento más estable de las variables físicas.

³¹ Palmquist (1984) realiza un análisis detallado de esta incorporación.

Cuadro 6: Resultados del modelo para la muestra completa

	<i>Lineal</i>					<i>Semilogarítmica (Log – Lineal)</i>					<i>Logarítmica</i>	<i>Box – Cox</i>
	Barracas	Caballito	Flores	Palermo	V. Devoto	Almagro	Balvanera	Belgrano	Núñez ⁽¹⁾	V. Crespo	Recoleta	V. Urquiza
Supcubierta	1,453*** (74)	1,878*** (34)	1,211*** (31)	2,082*** (31)	1,207*** (52)	0.010*** (0.000)	0.010*** (0.000)	0.008*** (0.000)	0.008*** (0.000)	0.009*** (0.000)	0.848*** (0.021)	0.0066***
Ambientes	12,880*** (2,084)	5,383*** (942)	8,726*** (870)	6,756*** (1,311)	12,929*** (1,375)	0.146*** (0.009)	0.075*** (0.010)	0.160*** (0.008)	0.173*** (0.013)	0.164*** (0.010)	0.015 (0.022)	0.0028***
Baños	4,497* (2,672)	8,032*** (1,262)	7,951*** (1,197)	13,624*** (1,617)	12,697*** (2,253)	-0.040*** (0.014)	-0.064*** (0.018)	0.007 (0.010)	-0.031* (0.016)	0.021 (0.016)	0.018 (0.019)	-0.0000
Antigüedad	-512*** (79)	-414*** (33)	-487*** (33)	-631*** (59)	-459*** (55)	-0.004*** (0.000)	-0.004*** (0.000)	-0.006*** (0.000)	-0.007*** (0.001)	-0.004*** (0.000)	-0.002*** (0.000)	-0.0005***
Cocheras		12,318*** (1,643)		26,103*** (2,469)	13,870*** (2,596)			0.073*** (0.013)	0.079*** (0.017)		0.090*** (0.020)	0.0017***
Pileta	16,027*** (3,378)	10,790*** (1,507)	2,678 (1,738)	7,055*** (2,603)	7,361*** (2,187)	0.071*** (0.018)		0.074*** (0.014)	0.108*** (0.016)	0.055*** (0.017)	0.176*** (0.024)	0.0011***
Seguridad		-1,583 (1,583)	8,639*** (1,996)	11,853*** (2,575)		0.039** (0.018)	0.132*** (0.024)	0.071*** (0.014)	-0.018 (0.018)	0.094*** (0.023)	0.052*** (0.017)	0.0010***
Frente	-2,174 (2,707)	1,324 (1,109)	3,242*** (1,018)	2,562 (1,872)	-999 (1,674)	0.023** (0.010)	0.077*** (0.014)	0.035*** (0.011)	0.036*** (0.013)	0.041*** (0.011)	0.035*** (0.013)	0.0005***
Ph	-10,838* (5,720)				-2,867 (2,807)	-0.024 (0.024)	-0.082** (0.034)	-0.020 (0.026)				-0.0009***
Avenida	3,219 (2,732)	-2,356** (1,195)	-1,194 (1,127)	-10,805*** (2,280)	6,181*** (1,884)	-0.007 (0.011)	0.036** (0.018)	-0.032** (0.016)	-0.038** (0.019)	-0.093*** (0.015)	-0.044*** (0.016)	-0.0004*
Km_a_subte	70,024*** (22,924)	9,623*** (2,596)	13,849*** (2,219)	-13,957*** (3,078)	1,941 (1,574)	0.007 (0.030)	0.014 (0.044)	0.030* (0.016)	-0.050 (0.032)	-0.001 (0.023)	0.027*** (0.010)	-0.0004**
Km_a_plaza	7,691 (12,173)	5,666** (2,468)	-7,660*** (2,699)	-15,662*** (3,524)	-643 (4,284)	0.074** (0.031)	0.028 (0.039)	-0.053 (0.035)	-0.071** (0.036)	0.105*** (0.024)	0.006 (0.014)	-0.0001
Km_a_escu	-5,731 (12,751)	18,004*** (4,975)	-20,335*** (4,740)	21,730*** (6,242)	-22,874*** (7,237)	0.065 (0.062)	-0.201** (0.087)	0.207*** (0.060)	0.274*** (0.073)	0.112** (0.054)	0.002 (0.002)	0.0001
Km_a_metro	-67,855*** (21,377)	12,689*** (1,912)	9,849*** (1,202)	5,423*** (1,734)	1,571 (1,446)	-0.036** (0.014)	-0.034** (0.014)	-0.081*** (0.011)	0.029 (0.030)	0.173*** (0.016)	-0.065*** (0.018)	-0.0007
Exclusiva		-381 (1,650)		-439 (2,218)				-0.029 (0.023)	0.308*** (0.037)		0.117*** (0.020)	
Constante	-4,665 (8,021)	-33,856*** (5,514)	-2,255 (3,289)	16,880*** (4,353)	1,015 (10,580)	10.813*** (0.049)	10.943*** (0.042)	11.281*** (0.044)	10.901*** (0.125)	10.511*** (0.035)	8.566*** (0.073)	2.6794
Lambda												
Theta												
Observaciones	293	1293	933	1611	413	959	912	1270	657	900	831	692
R ² - Robusto	64%	65%	62%	60%	60%	69%	64%	74%	70%	69%	78%	

Fuente: Elaboración propia. Nota: Los errores estándar están en paréntesis. ⁽¹⁾ En el barrio de Núñez se pierde una observación por presentar una distancia de Cook mayor a 1. *** p-value<0.01, ** p-value<0.05, * p-value<0.1

V. Conclusiones finales

El objetivo de este trabajo fue conocer, a través de la estimación de un modelo de precios hedónicos, cuáles son las variables relevantes en la formación del precio de oferta de los departamentos en algunos barrios seleccionados de CABA, como así también, si aquellas características relacionadas con la localización son tan robustas como las variables físicas de los inmuebles y, por ende, son tan importantes en la determinación del precio de oferta como lo describen los agentes inmobiliarios.

Para ello se utilizó como base de datos los avisos clasificados publicados en las páginas web de Buscainmuelle y Argenprop durante el mes de agosto de 2014 de departamentos ofrecidos a la venta –en dólares– para los barrios de Almagro, Balvanera, Barracas, Belgrano, Caballito, Flores, Núñez, Palermo, Recoleta, Villa Crespo, Villa Devoto y Villa Urquiza, siendo éstos los barrios con mayor volumen de información.

Luego de buscar la forma funcional más apropiada para cada barrio a través de la transformación Box-Cox y los tests de hipótesis necesarios, los resultados de las estimaciones mostraron, en general, que las características físicas de los inmuebles tuvieron los signos esperados en línea con la literatura pertinente en todos los barrios. Sin embargo, las variables de localización relacionadas con diferentes aspectos de infraestructura de CABA mostraron signos y significatividades diferentes. Esto es razonable ya que no en todos los barrios se ofrecen, por ejemplo, los mismos servicios de transporte, haciendo que las variables relacionadas resulten en distintos signos y niveles de importancia estadística.

Las estimaciones obtenidas permitieron calcular efectos parciales de algunas de las características estudiadas que se corroboran con valores de mercado, logrando responder preguntas como cuánto vale un m² adicional en determinado barrio, cuánto vale una cochera o en cuánto se modifica el valor de un departamento por ubicarse más lejos de una boca de subte. Asimismo, los resultados obtenidos fueron confrontados con los de diversas especificaciones de modelos para comprobar su robustez y se observó que las variables de localización fueron algo volátiles en su comportamiento.

Si bien los agentes inmobiliarios definen a la localización como una característica muy importante del inmueble, queda claro en este trabajo que el impacto de los servicios que se proveen en los distintos barrios cambian de acuerdo a su disponibilidad y que la estimación de los mismos es menos robusta que la de las características físicas de los inmuebles.

Dado el avance teórico y técnico en la estimación de modelos hedónicos de las últimas décadas, cabe preguntarse si estos resultados pueden ser mejorados aplicando modelos que consideran la posibilidad de que los precios de los inmuebles se encuentren correlacionados por una cuestión meramente geográfica (Modelos Hedónicos con Autocorrelación Espacial). Este aspecto se analiza en el capítulo 2 de esta tesis.

VI. Anexos

Anexo A. Cálculos de efectos de las características en los precios de los inmuebles para formas semi-logarítmicas y variables dicotómicas

Si se desea calcular el efecto porcentual de un atributo sobre el precio del inmueble en funciones semilogarítmicas, sería correcto calcularlo como $100 \cdot \hat{\beta}$ (siendo $\hat{\beta}$ el coeficiente estimado de β) si dicho atributo fuera una variable continua (ej. superficie cubierta). Sin embargo, si la característica que se está estudiando es una variable dicotómica o dummy (ej. tiene o no cochera), no correspondería dicho cálculo, como lo demuestran Halvorsen y Palmquist (1980). Ellos indican que el efecto porcentual correcto de la variable dummy sobre la variable dependiente debe ser:

$$100 \cdot g = 100 \cdot [\exp(\hat{\beta}) - 1] \quad (7)$$

donde g es el efecto relativo sobre la variable dependiente de la presencia del atributo y $\hat{\beta}$ es el parámetro estimado correspondiente a la variable dummy.³² Sin embargo, posteriormente, Kennedy (1981) describió una forma más insesgada de determinar el efecto porcentual de la variable dummy, haciendo uso del aporte de Goldberger (1968) quien demostró cómo obtener estimadores eficientes en funciones semilogarítmicas. Kennedy propuso, entonces, el siguiente cálculo:

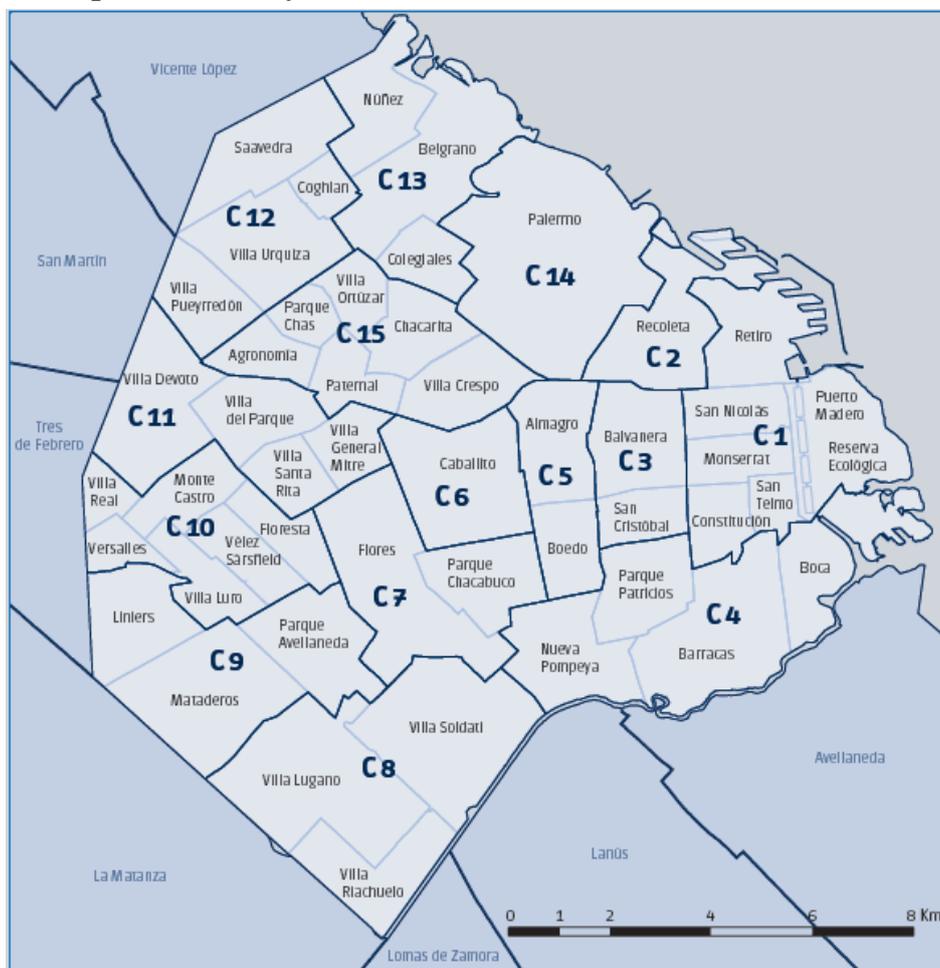
³² A la ecuación (7) se llega partiendo de la forma funcional semilogarítmica $\ln y = a + \sum_{i=1}^n b_i x_i + cD$ la cual surge de linealizar la función $y = e^a \cdot e^{\sum_{i=1}^n b_i x_i} \cdot e^{cD}$ y donde D es una variable dummy. Siendo g el efecto relativo de la dummy sobre la variable dependiente definido como $g = (y_1 - y_0) / y_0$ y siendo y_1 y y_0 la variable dependiente cuando D toma valor 1 y 0 respectivamente, entonces g equivaldrá a:

$$g = \frac{\left(e^a \cdot e^{\sum_{i=1}^n b_i x_i} \cdot e^c \right) - \left(e^a \cdot e^{\sum_{i=1}^n b_i x_i} \right)}{e^a \cdot e^{\sum_{i=1}^n b_i x_i}} = e^c - 1 = \exp(c) - 1$$

$$100.g = 100.\left\{\exp\left[\hat{\beta} - \frac{1}{2}V(\hat{\beta})\right] - 1\right\} \quad (8)$$

A través del mismo, observó que en los casos en los que la varianza del parámetro estimado $V(\hat{\beta})$ era grande, existían diferencias importantes con respecto al resultado de Halvorsen y Palmquist. Es así que en este trabajo, como en otros, se utilizó el enfoque de Kennedy para determinar el efecto porcentual de las variables dummy cuando la forma funcional apropiada para algún barrio fue la semilogarítmica.³³

Anexo B: Mapa de Barrios y Comunas de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires



Fuente: Anuario Estadístico Ciudad de Buenos Aires 2014, GCBA.
http://www.estadisticaciudad.gob.ar/evc/wp-content/uploads/2015/09/anuario_estadistico_2014.pdf

³³ Otros trabajos que utilizaron este enfoque fueron los de Groves y Rogers (2011), Shultz y Schmitz (2009), Hill y Melser (2008), Nappi-Choulet, et al. (2007), Anderson y West (2006), Malpezzi (2002), entre otros.

Anexo C: Cantidad de observaciones por barrios, antes y después de corregir el barrio al que pertenecían por su dirección

Barrios	Observaciones antes de la corrección	Barrios	Observaciones después de la corrección
Almagro	932	Almagro	959
Balvanera	695	Balvanera	912
Barracas	294	Barracas	293
Belgrano	1.904	Belgrano	1.270
Caballito	1.450	Caballito	1.293
Flores	1.018	Flores	933
Núñez	708	Núñez	658
Palermo	1.284	Palermo	1.611
Recoleta	1.048	Recoleta	831
Villa Crespo	793	Villa Crespo	900
Villa Devoto	409	Villa Devoto	413
Villa Urquiza	757	Villa Urquiza	692
Total	11.292	Total	10.765

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

Anexo D: Variabilidad (En % de observaciones con valor = 1)

Barrio	Cocheras	Pileta	Seguridad	Frente	Ph	Avenida	Exclusiva
Almagro	1,8%	11,9%	11,9%	53,9%	5,1%	29,0%	-
Balvanera	1,5%	3,2%	9,4%	52,5%	5,4%	23,5%	-
Barracas	0,0%	39,6%	1,0%	51,0%	9,4%	61,5%	-
Belgrano	17,0%	25,8%	18,5%	61,9%	5,2%	12,7%	5,5%
Caballito	5,3%	11,5%	9,8%	51,5%	3,9%	31,4%	14,3%
Flores	4,9%	9,0%	6,8%	56,3%	3,7%	30,5%	-
Núñez	13,8%	30,3%	22,5%	61,0%	4,4%	28,8%	7,5%
Palermo	12,8%	17,8%	16,1%	54,3%	2,7%	23,4%	19,0%
Recoleta	8,3%	7,3%	16,9%	53,3%	2,7%	18,0%	14,2%
Villa Crespo	2,1%	12,2%	5,4%	54,0%	4,6%	19,5%	-
Villa Devoto	8,1%	21,0%	2,2%	55,7%	7,7%	31,7%	-
Villa Urquiza	13,4%	19,9%	8,4%	51,1%	6,5%	16,2%	-

Fuente: Elaboración propia

Nota: Las celdas sombreadas indican la variable que no se incluyó en la estimación del barrio correspondiente al poner como límite una variabilidad mínima de 5%.

Anexo E: Likelihood Ratio Test de forma funcional más adecuada para cada barrio

Barrio	Función	Estadístico LR Chi2	P-value*
Almagro	Semilogarítmica	0.00	0.972
Balvanera	Semilogarítmica	0.02	0.654
Barracas	Lineal	0.02	0.888
Belgrano	Semilogarítmica	2.83	0.092
Caballito	Lineal	0.36	0.551
Flores	Lineal	0.05	0.819
Núñez	Semilogarítmica	1.40	0.236
Palermo	Lineal	1.38	0.241
Recoleta	Log-Log	1.29	0.256
Villa Crespo	Semilogarítmica	0.15	0.695
Villa Devoto	Lineal	0.23	0.634
Villa Urquiza	Ninguna forma funcional es mejor que la Box Cox		

Fuente: Elaboración propia

Nota: El objetivo es no rechazar la Hipótesis Nula de la forma funcional propuesta al 5% de significatividad.

Anexo F: Resultados del modelo al restringir al 10% la variabilidad de las variables dummy

	<i>Lineal</i> ⁽¹⁾				<i>Semilogarítmica (Log – Lineal)</i>					<i>Logarítmica</i>	<i>Box – Cox</i>
	Barracas	Caballito	Flores	V. Devoto	Almagro	Balvanera	Belgrano	Núñez	V. Crespo	Recoleta	V. Urquiza
Supcubierta	678*** (132)	1,865*** (45)	1,308*** (40)	1,150*** (77)	0.010*** (0.000)	0.010*** (0.001)	0.008*** (0.000)	0.009*** (0.001)	0.008*** (0.000)	0.837*** (0.031)	0.0050***
Ambientes	19,200*** (2,494)	5,552*** (1,321)	8,729*** (1,115)	12,552*** (1,703)	0.145*** (0.011)	0.076*** (0.014)	0.169*** (0.011)	0.131*** (0.019)	0.201*** (0.013)	0.058* (0.035)	0.0022***
Baños	11,294*** (3,590)	11,467*** (1,943)	8,424*** (1,710)	12,062*** (2,901)	-0.046** (0.018)	-0.029 (0.028)	0.010 (0.016)	0.001 (0.029)	0.031 (0.020)	0.010 (0.029)	0.0003
Antigüedad	-270*** (68)	-437*** (45)	-482*** (40)	-506*** (63)	-0.004*** (0.000)	-0.005*** (0.001)	-0.006*** (0.000)	-0.006*** (0.001)	-0.004*** (0.000)	-0.002*** (0.000)	-0.0000***
Piso	517* (268)	120 (215)	754*** (200)	460 (375)	0.002 (0.002)	0.008*** (0.003)	0.008*** (0.002)	0.009*** (0.003)	0.003 (0.002)	0.010*** (0.003)	0.0001***
Cocheras							0.083*** (0.019)	0.134*** (0.029)			0.0014***
Pileta	31,881*** (2,659)	3,890 (2,397)		5,038** (2,448)	0.073*** (0.025)		0.087*** (0.018)	0.081*** (0.024)	0.078*** (0.022)		0.0008***
Seguridad					0.024 (0.023)		0.072*** (0.020)	0.004 (0.029)		0.074*** (0.024)	
Frente	666 (2,222)	2,360 (1,574)	2,797** (1,268)	-1,725 (1,971)	0.029** (0.013)	0.073*** (0.020)	0.019 (0.014)	0.054*** (0.021)	0.058*** (0.014)	0.048** (0.019)	0.0004**
Avenida	22,874*** (2,744)	-2,900* (1,686)	-4,406*** (1,441)	4,437** (2,245)	-0.028* (0.014)	0.067*** (0.024)	-0.019 (0.021)	0.046* (0.025)	-0.141*** (0.018)	-0.074*** (0.025)	-0.0004*
Km_a_subte	-10,710 (35,775)	3,245 (3,534)	15,690*** (2,834)	1,199 (1,884)	-0.001 (0.037)	0.105 (0.069)	0.029 (0.022)	0.080* (0.044)	0.003 (0.031)	0.041** (0.016)	-0.0001
Km_a_plaza	-31,985** (13,845)	-3,120 (3,580)	-11,368*** (3,224)	-4,026 (5,432)	0.067* (0.040)	0.006 (0.055)	-0.042 (0.044)	0.054 (0.051)	0.111*** (0.032)	0.012 (0.020)	0.0000
Km_a_escu	81,225*** (16,666)	14,505** (7,075)	-12,957** (6,076)	-32,271*** (8,723)	0.090 (0.079)	-0.006 (0.124)	0.234*** (0.077)	0.118 (0.109)	0.019 (0.070)	0.000 (0.003)	0.0000*
Km_a_metro	6,583 (33,271)	7,618*** (2,612)	12,408*** (1,586)	484 (1,610)	-0.038** (0.017)	-0.003 (0.021)	-0.068*** (0.015)	-0.063 (0.043)	0.213*** (0.022)	0.001 (0.025)	-0.0007
Exclusiva		-888 (2,332)								0.151*** (0.029)	
Constante	-604 (9,855)	-18,749** (7,507)	-13,379*** (4,154)	16,138 (12,265)	10.820*** (0.062)	10.821*** (0.072)	11.183*** (0.058)	11.165*** (0.188)	10.443*** (0.048)	8.535*** (0.106)	2.5394
Lambda											0.1060 (0.1449)
Theta											-0.3856*** (0.0747)
Observaciones	96	693	544	271	586	404	659	320	606	373	462
R ² - Robusto	72%	66%	63%	60%	71%	65%	76%	67%	69%	76%	

Fuente: Elaboración propia. Nota: Los errores estándar están en paréntesis. ⁽¹⁾ No se incluye el barrio de Palermo porque no fue necesario excluir ninguna de las variables del modelo original. *** p-value<0.01, ** p-value<0.05, * p-value<0.1

Anexo G: Resultados del modelo al incorporar la superficie al cuadrado

	<i>Semilogarítmica (Log – Lineal)</i>				
	Almagro	Balvanera	Belgrano	Núñez	Villa Crespo
Supcubierta	0.017*** (0.001)	0.020*** (0.001)	0.015*** (0.001)	0.020*** (0.002)	0.018*** (0.001)
Supcubierta2	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)
Ambientes	0.110*** (0.012)	0.037** (0.015)	0.107*** (0.012)	0.073*** (0.021)	0.148*** (0.013)
Baños	-0.022 (0.018)	-0.025 (0.026)	0.018 (0.015)	-0.021 (0.026)	0.027 (0.019)
Antigüedad	-0.004*** (0.000)	-0.004*** (0.000)	-0.005*** (0.000)	-0.007*** (0.001)	-0.003*** (0.000)
Piso	0.002 (0.002)	0.004 (0.002)	0.008*** (0.002)	0.009*** (0.003)	0.004** (0.002)
Cocheras			0.070*** (0.018)	0.173*** (0.027)	
Pileta	0.072*** (0.024)		0.091*** (0.017)	0.056** (0.022)	0.068*** (0.022)
Seguridad	0.025 (0.022)	0.074** (0.034)	0.047** (0.018)	-0.008 (0.026)	0.037 (0.030)
Frente	0.026** (0.012)	0.058*** (0.019)	0.009 (0.013)	0.040** (0.019)	0.054*** (0.013)
Ph	-0.017 (0.028)	-0.042 (0.041)	-0.030 (0.030)		
Avenida	-0.032** (0.014)	0.035 (0.023)	-0.037* (0.021)	-0.034 (0.026)	-0.143*** (0.017)
Km_a_subte	0.002 (0.035)	0.092 (0.064)	0.023 (0.021)	-0.030 (0.042)	0.014 (0.029)
Km_a_plaza	0.070* (0.039)	0.003 (0.051)	-0.037 (0.041)	-0.004 (0.050)	0.098*** (0.030)
Km_a_escu	0.099 (0.076)	0.037 (0.116)	0.220*** (0.073)	0.137 (0.099)	0.028 (0.067)
Km_a_metro	-0.036** (0.017)	-0.012 (0.020)	-0.065*** (0.014)	0.020 (0.040)	0.213*** (0.020)
Exclusiva			-0.001 (0.031)	0.281*** (0.050)	
Constante	10.639*** (0.065)	10.593*** (0.073)	11.041*** (0.055)	10.661*** (0.178)	10.226*** (0.050)
Observaciones	586	404	659	320	606
R ² – Robusto	86%	78%	91%	88%	86%

Fuente: Elaboración propia. Nota: Los errores estándar están en paréntesis. *** p-value<0.01, ** p-value<0.05, * p-value<0.1

Anexo H: Resultados del modelo inicial sin incluir la variable Piso

	<i>Lineal</i>					<i>Semilogarítmica (Log – Lineal)</i>					<i>Logarítmica</i>	<i>Box – Cox</i>
	Barracas	Caballito	Flores	Palermo	V. Devoto	Almagro	Balvanera	Belgrano	Núñez	V. Crespo	Recoleta	V. Urquiza
Supcubierta	713*** (147)	1,802*** (45)	1,232*** (39)	2,146*** (48)	1,111*** (80)	0.010*** (0.000)	0.010*** (0.001)	0.008*** (0.000)	0.008*** (0.001)	0.008*** (0.000)	0.835*** (0.030)	0.0038***
Ambientes	18,304*** (2,743)	6,117*** (1,327)	9,583*** (1,109)	5,088*** (1,921)	13,882*** (1,747)	0.146*** (0.011)	0.076*** (0.014)	0.173*** (0.011)	0.153*** (0.019)	0.202*** (0.013)	0.059* (0.033)	0.0015***
Baños	10,939*** (3,988)	10,603*** (1,927)	10,722*** (1,680)	15,392*** (2,488)	11,389*** (2,910)	-0.045** (0.018)	-0.027 (0.028)	0.008 (0.016)	-0.006 (0.028)	0.034 (0.020)	-0.035 (0.028)	0.0001
Antigüedad	-285*** (78)	-427*** (44)	-509*** (40)	-916*** (84)	-501*** (64)	-0.004*** (0.000)	-0.005*** (0.001)	-0.006*** (0.001)	-0.007*** (0.001)	-0.004*** (0.000)	-0.002*** (0.000)	-0.0000***
Cocheras		13,047*** (3,240)		22,730*** (4,279)	8,464** (3,523)			0.080*** (0.019)	0.140*** (0.028)		0.100*** (0.035)	0.0009***
Pileta	31,622*** (2,864)	3,383 (2,420)	-5,233** (2,289)	-10,047*** (3,851)	7,071*** (2,517)	0.075*** (0.025)		0.098*** (0.019)	0.079*** (0.023)	0.070*** (0.023)	0.219*** (0.037)	0.0005***
Seguridad	11,701 (11,518)	1,980 (2,548)	7,023*** (2,389)	22,182*** (3,764)		0.027 (0.023)	0.085** (0.036)	0.087*** (0.019)	0.010 (0.028)	0.033 (0.032)	0.049** (0.024)	0.0005***
Frente	1,358 (2,384)	2,419 (1,552)	2,870** (1,237)	1,361 (2,685)	-1,952 (1,988)	0.028** (0.013)	0.075*** (0.020)	0.020 (0.014)	0.051** (0.020)	0.058*** (0.014)	0.047** (0.018)	0.0003***
Ph	1,545 (4,579)				-1,101 (3,451)	-0.011 (0.029)	-0.047 (0.043)	-0.048 (0.032)				-0.0004**
Avenida	24,151*** (2,971)	-2,386 (1,679)	-2,336* (1,382)	-15,038*** (3,147)	6,322*** (2,292)	-0.026* (0.014)	0.051** (0.024)	-0.015 (0.023)	-0.024 (0.028)	-0.141*** (0.018)	-0.046* (0.024)	-0.0001
Km_a_subte	56 (38,197)	3,374 (3,490)	14,708*** (2,753)	-19,483*** (4,112)	2,347 (1,925)	-0.002 (0.037)	0.083 (0.067)	0.017 (0.023)	-0.023 (0.045)	0.004 (0.031)	0.027* (0.015)	-0.0001
Km_a_plaza	-36,199** (15,456)	-2,800 (3,507)	-10,893*** (3,173)	-10,843** (5,023)	-2,129 (5,525)	0.069* (0.040)	-0.008 (0.054)	-0.050 (0.045)	-0.028 (0.054)	0.114*** (0.032)	0.029 (0.019)	-0.0000
Km_a_escu	83,636*** (18,552)	13,764** (6,966)	-10,442* (5,947)	17,699* (10,175)	-30,309*** (8,784)	0.087 (0.079)	0.010 (0.123)	0.277*** (0.078)	0.206* (0.105)	-0.004 (0.070)	0.001 (0.003)	0.0000
Km_a_metro	-4,688 (35,501)	7,834*** (2,589)	11,430*** (1,531)	6,798*** (2,311)	1,405 (1,632)	-0.037** (0.018)	0.001 (0.021)	-0.062*** (0.015)	0.010 (0.043)	0.214*** (0.022)	-0.003 (0.024)	-0.0003
Exclusiva		-1,202 (2,304)		11,793*** (3,337)				0.012 (0.033)	0.343*** (0.053)		0.140*** (0.029)	
Constante	2,312 (10,609)	-16,690** (7,403)	-9,475** (3,908)	24,339*** (6,443)	7,557 (12,476)	10.822*** (0.063)	10.848*** (0.067)	11.190*** (0.059)	10.981*** (0.184)	10.453*** (0.047)	8.556*** (0.103)	2.3067
Lambda												0.0526 (0.1481)
Theta												-0.4279*** (0.0759)
Observaciones	96	693	544	679	271	586	404	659	320	606	373	462
R ² - Robusto	73%	66%	63%	65%	61%	71%	65%	76%	71%	69%	75%	

Fuente: Elaboración propia. Nota: Los errores estándar están en paréntesis. *** p-value<0.01, ** p-value<0.05, * p-value<0.1

VII. Bibliografía

Anderson, S. y S. West, 2006. "Open Space, Residential Property Values and Spatial Context", *Regional Science and Urban Economics*, 36, pp.: 773-789.

Arguea, N. y C. Hsiao, 1993. "Econometric Issues of Estimating Hedonic Price Functions", *Journal of Econometrics*, 56, pp.: 243-267. North-Holland.

Box, G y D. Cox, 1964. "An Analysis of Transformations", *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 26, pp.: 211-252.

Cassel, E. y R. Mendelsohn, 1985. "The Choice of Functional Forms for Hedonic Price Equations: Comment", *Journal of Urban Economics*, 18, pp.: 135-142.

CEDEM, 2015. "Dinámica reciente del mercado inmobiliario de la Ciudad de Buenos Aires. Departamentos de 2 y 3 ambientes en venta. Agosto a octubre de 2014". Informe de Resultados N° 841. Abril 2015. Centro de Estudios para el Desarrollo Económico Metropolitano, Dirección General de Estadísticas y Censos. Ministerio de Hacienda. Gobierno de la Ciudad de Buenos Aires.

Chau, K. W. y T. L. Chin, 2003. "A Critical Review of Literature on the Hedonic Price Model", *International Journal for Housing Science and Its Applications*, 27(2), pp.: 145-165.

Conte Grand, M., 2001. "Una primera aproximación a la valuación hedónica de la contaminación en Buenos Aires", CEMA Working Papers: Serie Documentos de Trabajo. 207, Universidad del CEMA.

Crompton, J. 2005. "The impact of parks on property values: empirical evidence from the past two decades in the United States", *Managing Leisure*, 10, pp.: 203-218.

Cropper, M., Deck, L. y K. McConnell, 1988. "On the Choice of Functional Form for Hedonic Price Functions", *The Review of Economics and Statistics*, 70, pp.: 668-675.

Cruces, G., Ham, A. y T. Martín, 2008. "Quality of Life in Buenos Aires Neighborhoods: Hedonic Price Regressions and the Life Satisfaction Approach", LADB Research Network Working Paper N°. R-559.

D. G. E. y C., GCBA, 2006. "Las Comunas", Anuario Estadístico - Año 2006, Tomo I. Dirección de Estadísticas y Censos de CABA, Ministerio de Hacienda,

Gobierno de la Ciudad de Buenos Aires.
http://www.estadisticaciudad.gob.ar/eyc/publicaciones/anuario_2006/index.htm

D. G. E y C., GCBA, 2014. Anuario Estadístico Ciudad de Buenos Aires – Año 2014. Dirección de Estadísticas y Censos de CABA, Ministerio de Hacienda, Gobierno de la Ciudad de Buenos Aires. http://www.estadisticaciudad.gob.ar/eyc/wp-content/uploads/2015/09/anuario_estadistico_2014.pdf

Dubin, R., 1992. “Spatial Autocorrelation and Neighborhood quality”, *Regional Science and Urban Economics* 22, pp. 433-452. North-Holland.

Fack, G. y J. Grenet, 2010. “When Do Better Schools Raise Housing Prices? Evidence from Paris Public and Private Schools”, *Journal of Public Economics*, 94, pp.: 59-77.

Freeman, M., 1979. “The Benefits of Environmental Improvement”, Baltimore: The Johns Hopkins University Press.

Follain, J. y Jimenez, E., 1985. “Estimating the Demand for Housing Characteristics: A Survey and Critique”, *Regional Science and Urban Economics*, 15, pp.: 77-107.

Frischtak, C. y B. Mandel, 2012. “Crime, House Prices and Inequality: The Effect of UPPs in Río”. *Federal Reserve Bank of New York*, Staff Report No. 542.

Garrod, G. y K. Willis, 1992. “Valuing Goods’ Characteristics: an Application of the Hedonic Price Method to Environmental Attributes”, *Journal of Environmental Management*, 34, pp.: 59-76.

Goldberger, A., 1968. “The Interpretation and Estimation of Cobb-Douglas Functions”, *Econometrica*, 35, No. 3-4, pp.: 464-472.

Goodman, A. y T. Thibodeau, 1998. “Housing Market Segmentation”, *Journal of Housing Economics*, 7, pp.: 121-143.

Greene, W., 1997. “Econometric Analysis”, Third Edition- International Edition, New Jersey, Ed. Prentice-Hall.

Griffith, W., Hill, R. y G. Judge, 1997. *Undergraduate Econometrics*. New York. JohnWiley & Sons, Inc.

Groves, J. y W. Rogers, 2011. "Effectiveness of RCA Institutions to Limit Local Externalities: Using Foreclosure Data to Test Covenant Effectiveness", *Land Economics*, 87(4), pp.: 559-581.

Halvorsen, R. y H. Pollakowski, 1981. "Choice of Functional Form for Hedonic Price Equations", *Journal of Urban Economics*, 10, pp.: 37-49.

Halvorsen, R. y R. Palmquist, 1980. "The Interpretation of Dummy Variables in Semilogarithmic Equations", *The American Economic Review*, 70, pp.: 474-475.

Hill, R. y D. Melser (2008). "Hedonic Imputation and the Price Index Problem: an Application to Housing", *Economic Inquiry*, 46(4), pp. 593-609.

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.

Huber, P., 1964. "Robust Estimation of a Location Parameter", *The Annals of Mathematical Statistics*, 35, pp.: 73-101.

Huh, S. y S. Kwak, 1997. "The Choice of Functional Form and Variables in the Hedonic Price Model in Seoul", *Urban Studies*, 34, pp.: 989-998.

Hulten, C., 2003. "Price Hedonics: A Critical Review". *Economic Policy Review*, 9, pp.: 5-15

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>.

Kennedy, P., 1981. "Estimation with Correctly Interpreted Dummy Variables in Semilogarithmic Equations", *American Economic Review*, 71, pp.: 801.

Kuminoff, N., Parmeter, C. y J. Pope, 2010. "Which Hedonic Models Can We Trust to Recover the Marginal Willingness to Pay for Environmental Amenities?", *Journal of Environmental Economics and Management*, 60, pp.: 145-160.

Lancaster, K., 1966, "A New Approach to Consumer Theory", *Journal of Political Economy*, 74, pp.: 132-157.

Lin, J. y C. Hwang, 2004. "Analysis of property prices before and after the opening of the Taipei subway system", Graduate Institute of Urban Planning, National Taipei University, 69, Sec. 2, Taiwan.

Linneman, P., 1980, "Some Empirical Results on the Nature of the Hedonic Price Function for the Urban Housing Market", *Journal of Urban Economics*, 8, pp.: 47-68.

Malpezzi, S., 2002. "Hedonic Pricing Models: A Selective and Applied Review", prepared for *Housing Economics: Essays in Honor of Duncan Maclennan*, Editor: Kenneth Gibb and Anthony O'Sullivan.

Mardones, C., 2006. "Impacto de la Percepción de la Calidad del Aire sobre el Precio de las Viviendas en Concepción-Talcahuano, Chile", *Cuadernos de Economía*, 43, pp.: 301-329.

Meloni, O. y F. Ruiz Núñez, 1998. "Determinantes de los precios de mercado de los terrenos urbanos en San Miguel de Tucumán". *Anales de la XXXIII Reunión Anual de la Asociación Argentina de Economía Política*, Mendoza, Argentina.

Mendieta, J. y J. Perdomo, 2007. "Especificación y estimación de un modelo de precios hedónico espacial para evaluar el impacto de transmilenio sobre el valor de la propiedad en Bogotá", Documento CEDE 2007-23, ISSN 1657-5334.

Milon, J., Gressel, J. y D. Mulkey, 1984. "Hedonic Amenity Valuation and Functional Form Specification", *Land Economics*, 60, pp.: No. 4.

Nappi-Choulet, I., Maleyre, I. y T. Maury, 2007. "A Hedonic Model of Offices Prices in Paris and its Immediate Suburbs", *Journal of Property Research*, September 2007, 24(3), pp.: 241-263.

OSE, 2009. "Sostenibilidad Local: Una aproximación urbana y rural". Cuarto informe temático del Observatorio de la Sostenibilidad en España (OSE). http://www.oma-malaga.com/subidas/archivos/noma/arc_2077/exta/pdf/sostenibilidad-5flocal-5funa-5faproximaci-5furbana-5frural

Palmquist, R., 1984. "Estimating the Demand for the Characteristic of Housing", *The Review of Economics and Statistics*, 66, pp.: 394-404.

Perdomo, J., 2011. "A methodological proposal to estimate changes of residential property value: case study developed in Bogotá", *Applied Economics Letters*, 18, pp.:1577-1581.

Rasmussen, D. y T. Zuehlke, 1990. "On the choice of functional form for hedonic price functions", *Applied Economics*, 22, pp.: 431-438.

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

Shultz, S. y N. Schmitz, 2009, "Augmenting Housing Sales Data to Improve Hedonic Estimates of Golf Course Frontage", *Journal of Real Estate Research*, 31, No. 1.

Simons, R. y A. Jaouhari, 2004. "The Effect of Freight Railroad Tracks and Train Activity on Residential Property Values", *The Appraisal Journal*, Appraisal Institute.

Tse, R., 2002. "Estimating Neighbourhood in House Prices: Towards a New Hedonic Model Approach", *Urban Studies*, 39, pp.: 1165-1180.

Visser, P., Van Dam, F. y P. Hooimeijer, 2008. "Residential Environment and spatial variation in house prices in the Netherlands", *Tijdschrift voor Economische en Sociale Geografie*, 99, pp.: 348-360.

Capítulo 2

Un estudio hedónico espacial de los efectos de la implementación del Metrobus sobre el valor de los departamentos en Buenos Aires

I. 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). A su vez, 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 -que conjuga 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, el término localización también tiene que ver con la relación existente entre la ubicación geográfica del inmueble en estudio y la ubicación geográfica de servicios públicos y/o privados ‘ceranos’ de interés que la ciudad o región en la que se sitúa el inmueble pueden ofrecer. Por supuesto, el término también considera aquellas cualidades negativas que el entorno al inmueble pueda generar.

Técnicamente hablando, el precio de los inmuebles puede calcularse a través de diversos métodos de valuación ampliamente estudiados y difundidos por los matriculados y agentes del mercado: i) valuación por comparables (¿cuánto valen los inmuebles similares?), ii) capitalización de ingresos (valuación del flujo futuro de caja que genere el inmueble), iii) análisis de costos del valor de reposición del inmueble, entre otros métodos. No obstante, también puede surgir de una valuación econométrica

del tipo hedónica, donde el precio del inmueble se calcula a partir de los precios implícitos de los atributos del inmueble (Rosen, 1974).

Con el transcurso del tiempo y de las tecnologías aplicadas a la geografía y a la estadística, quienes buscaron 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 referencia, también, con lo que ocurre en su entorno en cuanto al desarrollo en infraestructura y servicios de la ciudad o región en la que se sitúa.

Para ello, se desarrolló el análisis de datos espaciales, un enfoque central de la investigación científica cuantitativa aplicada a 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 la información 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 sus valores 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 infraestructura y servicios (como espacios verdes, de recreación, transporte público, distribución de escuelas tanto públicas como privadas, 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 influya 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 sólo conocen quienes viven en las inmediaciones.

El estudio de la econometría espacial 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, 2001) 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 utilizar la metodología hedónica espacial para intentar responder si, de la implementación de la red de transporte rápido de colectivos en la Ciudad Autónoma de Buenos Aires (CABA) -denominada Red de Metrobus-, el Metrobus 9 de Julio, en particular, incide o no en el precio de las viviendas cercanas al mismo.³⁴ La Red de Metrobus implementada en CABA puede definirse como un sistema de circulación de colectivos por carriles exclusivos con estaciones en lugar de paradas y con un servicio de transporte que aplicó mejoras (diversas) como para diferenciarlo del servicio tradicional (Piccirillo, 2012).

Existen trabajos previos relacionados con el estudio hedónico del impacto de sistemas BRT sobre el valor de las propiedades. Uno de los casos más estudiados en América Latina es el del Transmilenio, un sistema de transporte masivo implementado en Bogotá (Colombia) en 2000, si bien el primer BRT del continente fue el construido en Curitiba (Brasil) en 1972 (Pardo, 2009).³⁵

Particularmente, Mendieta y Perdomo (2007) y Perdomo (2011) estudiaron, a través de metodologías entre las cuales se encuentra el análisis hedónico espacial, la implementación del BRT en Bogotá y su efecto sobre el valor de las propiedades y el

³⁴Técnicamente, el Metrobus podría considerarse como un sistema de transporte del tipo BRT (Bus Rapid Transit), un sistema urbano de colectivos que ofrece su servicio a través de carriles exclusivos y estaciones en el marco de un sistema integrado de transporte público. Para una revisión de distintos especialistas sobre las diferentes definiciones y características de BRT en el mundo y analizar el caso Metrobus en Buenos Aires, ver Piccirillo (2012).

³⁵ Para conocer en mayor detalle los sistemas BRT implementados en otras ciudades de América Latina, ver Pardo (2009).

valor del m^2 de las viviendas cercanas al BRT, respectivamente. Mendieta y Perdomo encontraron un impacto positivo de la cercanía a una estación del BRT Transmilenio sobre el valor de la propiedad, si bien dicho impacto presentó magnitudes distintas según el tamaño de la muestra: la elasticidad por distancia respecto del BRT rondó entre -0,36 y -1,13 (respecto a la variación de la distancia medida en metros entre la propiedad y la estación más cercana del BRT – es decir, los inmuebles más lejanos valen menos-).³⁶ Perdomo (2011), utilizó el valor del m^2 como variable dependiente y encontró una elasticidad de -0,05, reflejando que alejarse del BRT reduce, en promedio, el valor del m^2 . Previamente, Rodríguez y Targa (2004) habían estudiado el acceso al BRT de Bogotá -midiéndolo en minutos de caminata a la estación más cercana- y su impacto sobre el valor de la renta de la propiedad y encontraron una elasticidad de entre -0,16 y -0,22.

Otras publicaciones que analizan cómo influyen las nuevas infraestructuras de transporte público de pasajeros en el mercado inmobiliario a través del análisis hedónico espacial son los relacionados con trenes suburbanos (commuter rails) y ferrocarriles ligeros (light rails). Armstrong y Rodríguez (2006) trabajaron diversos modelos espaciales y formas funcionales aplicados en el estado de Massachusetts. Con algunos modelos descubrieron efectos positivos por la cercanía a estaciones de trenes suburbanos pero con otros encontraron evidencias débiles de capitalización. Asimismo, destacaron que una importante dificultad de los modelos hedónicos es descubrir si el efecto positivo de tener acceso al transporte se ve compensado o no por el efecto negativo que generan el ruido y las vibraciones asociados al servicio ferroviario. Ibeas, et al. (2012), por su parte, estudiaron la relación entre el precio de los inmuebles en el área urbana de Santander (España) y el sistema de transporte de pasajeros por tren y encontraron resultados positivos y negativos según la especificación del modelo hedónico espacial, en concordancia con el trabajo de Armstrong y Rodríguez (2006) y Chen et al. (1998) quienes lograron confirmar su hipótesis que los sistemas LRT (light rail transit) en Oregon (Estados Unidos) tiene un efecto (no lineal) positivo sobre el valor de las viviendas dado por la accesibilidad al transporte y otro negativo por causas

³⁶ Utilizaron tres muestras: viviendas ubicadas en un radio de 200m de distancia de una estación del BRT (Zona 1), las ubicadas a 500m (Zona 2) y aquellas ubicadas a más de 500m (Zona 3). El impacto positivo fue mayor en la Zona 2. También aclaran que los valores de las viviendas utilizadas fueron los registrados en el Departamento Administrativo de Catastro Distrital, los cuales podrían estar subvalorados considerablemente.

que generan molestias a la población (ver Anexo para conocer cómo interactúan estos efectos).³⁷

Por otra parte, existen otros trabajos similares en cuanto a que utilizan la metodología de estimación hedónica espacial pero lo aplican a la estimación de otros efectos y fuera de la ciudad de Buenos Aires: Rabassa, et al. (2013) quienes estudian el impacto del riesgo de inundaciones sobre el precio de los terrenos de la ciudad de La Plata y Zoloa (2015) quien analiza la valuación de la contaminación acústica en la ciudad de La Plata.

Es así que este artículo es el primero en analizar el impacto de un medio de transporte como el Metrobus desde un punto de vista econométrico aplicado a la ciudad de Buenos Aires, utilizando la incorporación del análisis espacial y con información pública obtenida del propio mercado inmobiliario.

A continuación, en la Sección II se describen brevemente las características del Metrobus 9 de Julio. En la Sección III se desarrollan las metodologías de análisis hedónico espacial y los métodos de detección y prueba de autocorrelación espacial. Los datos y las variables a considerar en los modelos se describen en la Sección IV y los resultados de las estimaciones se presentan en la Sección V -incluyendo un análisis de robustez- para luego concluir en la Sección VI.

II. El Metrobus 9 de julio

En la actualidad, la Red Metrobus en CABA consiste en 7 trazados en total (Figura 1). En particular, el Metrobus 9 de Julio fue inaugurado en julio de 2013 y es un sistema de transporte de 3 kilómetros de extensión situado sobre la Av. 9 de Julio, compuesto por 4 carriles de uso exclusivo para el transporte público de pasajeros y 17 estaciones, incluyendo un corredor peatonal con espacios de espera.³⁸

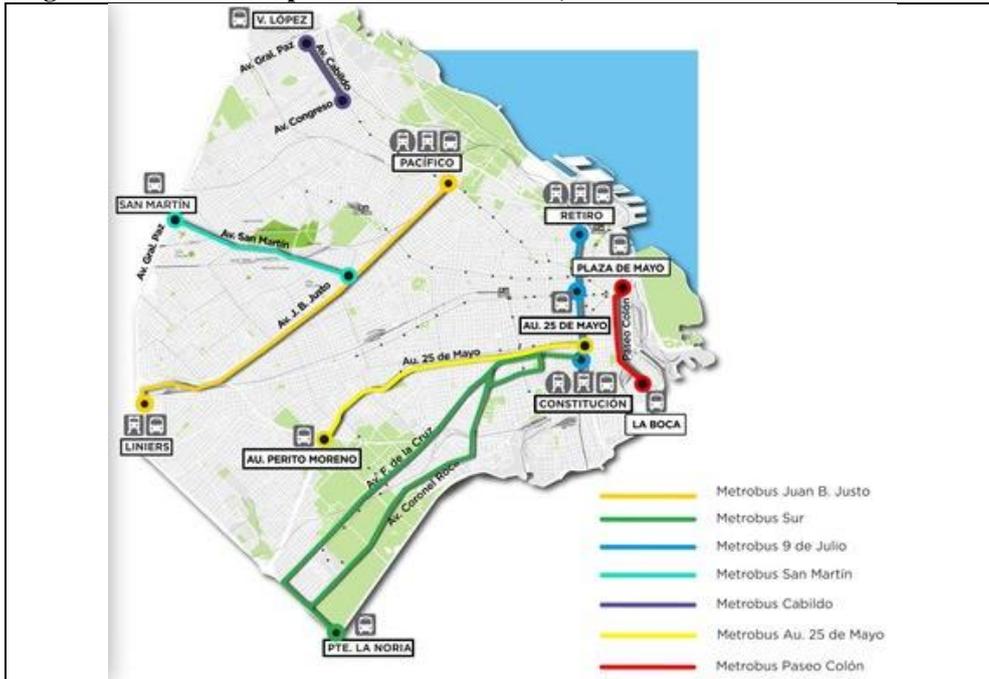
Por él transitan 11 líneas de colectivos con paradas alternadas entre estaciones y el tiempo de viaje entre las cabeceras es de 15 minutos. Atraviesa cuatro barrios de CABA –de norte a Sur, Retiro, San Nicolás, Monserrat y Constitución– de los 48 en los que se divide la ciudad y pasa muy cerca de otro barrio, San Telmo (Figura 2).³⁹

³⁷ Cabe aclarar que en el trabajo de Chen et al. (1998) se aplicó un modelo hedónico pero no espacial.

³⁸ La Av. 9 de Julio cuenta con otros 10 carriles para el uso de los demás tipos de vehículos.

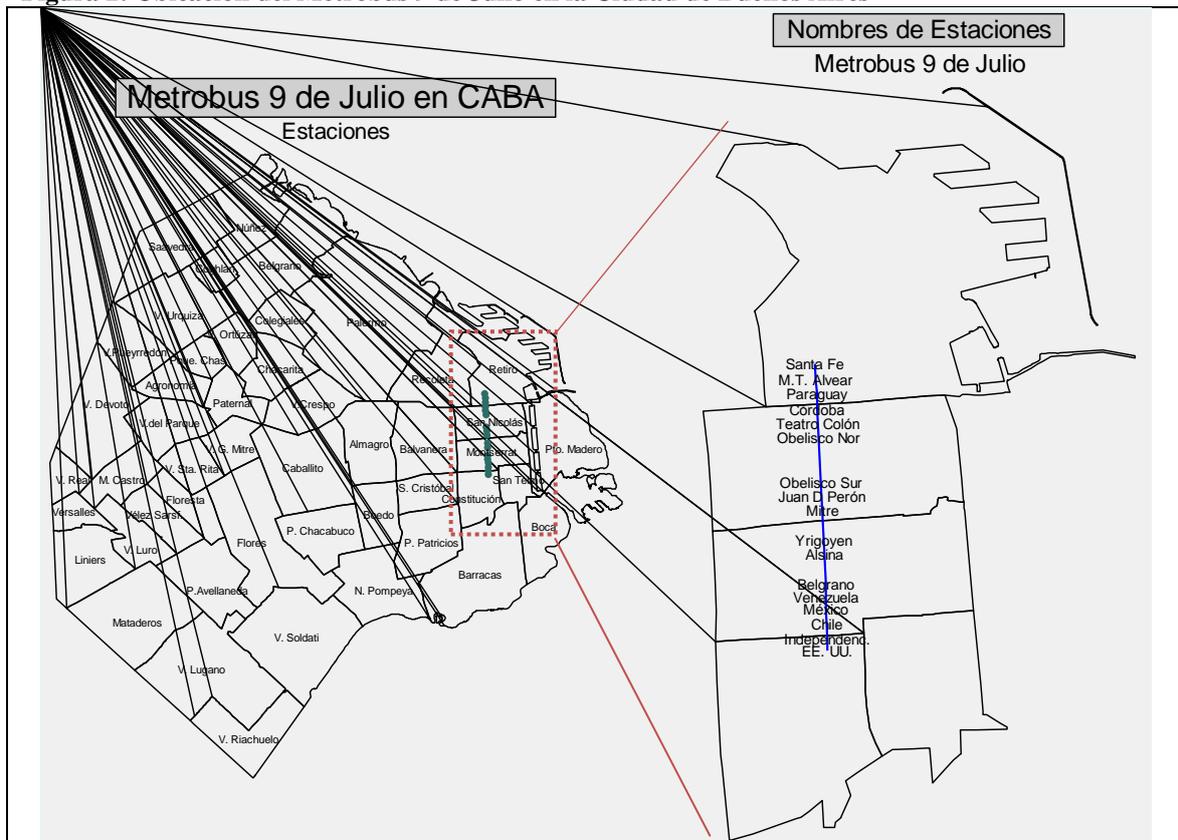
³⁹ En Anexo B se brinda una breve reseña de las similitudes y diferencias de los barrios de la muestra.

Figura 1: Red de Transporte Público Metrobus, en CABA



Fuente: Gobierno de la Ciudad de Buenos Aires

Figura 2: Ubicación del Metrobus 9 de Julio en la Ciudad de Buenos Aires



Fuente: Elaboración propia con información de Buenos Aires Data, GCBA: <http://data.buenosaires.gob.ar/>.

Se decidió trabajar con este trazado del sistema porque, si bien con anterioridad al Metrobus 9 de Julio se implementó el Metrobus Juan B. Justo, este último, con una extensión de 12 km., pasa por muchos barrios entre los cuales se encuentran algunos con bajo volumen de transacciones y por ende no se contaba con suficiente información sobre ellos.

Considerando los recorridos completos de las once líneas de transporte que recorren en parte o todo el trazado del Metrobus 9 de julio –siendo ellas las líneas 9, 10, 17, 45, 59, 67, 70, 91, 98, 100 y 129–, se puede inferir que el público beneficiado no sólo puede llegar a ser de CABA sino también de: i) la Zona Sur de la provincia de Buenos Aires; ii) la Zona Norte de la provincia de Buenos Aires y iii) la Zona Sur-Oeste de la provincia de Buenos Aires.⁴⁰

Respecto de algunas características del transporte público de pasajeros alternativos a los colectivos en la zona del trazado del Metrobus 9 de julio, cabe destacarse que en ella pueden encontrarse las estaciones cabecera de cinco líneas de subte (las líneas A, B, C, D y E) –de las seis existentes- y que el recorrido del Metrobus 9 de Julio está trazado en forma paralela a una parte del recorrido del subte C (Estación Retiro- Estación Constitución).

Asimismo, tanto en Retiro como en Constitución se hayan ubicadas las estaciones cabeceras de los sistemas ferroviarios de la Estación Retiro y la Estación Constitución, respectivamente. Ambas terminales ferroviarias se hayan de alguna manera conectadas entre sí por la línea C de subte desarrollándose así una importante actividad de intercambio de medios de transportes, conjuntamente con el automotor.⁴¹

Los principales objetivos del Gobierno de CABA ante la implementación del Metrobus 9 de Julio fueron los siguientes: i) potenciar la conectividad del Área Central y de los centros de transbordos de Constitución, Obelisco y Retiro con la región metropolitana; ii) mejorar la movilidad en el Área Central; iii) mejorar las condiciones de operación del servicio de transporte público de pasajeros, al reducir los tiempos de viaje y permitir una mayor regularidad; iv) mejorar el ordenamiento y circulación en la Av. 9 de Julio y sus laterales; v) promover el cambio modal desde el auto particular al

⁴⁰ Fuente: <http://omnilineas.com.ar>.

⁴¹ Actualmente, se están realizando obras de infraestructura en la zona de Constitución para poder acceder, en forma interconectada, al Metrobus 9 de Julio, a la Estación Constitución del subte C y a la Estación ferroviaria de Constitución.

transporte público mejorando el servicio; vi) contribuir a reducir el ingreso de autos particulares al Área Central y vii) mejorar la calidad ambiental del área central.⁴²

Al año de la implementación del Metrobus 9 de Julio, el gobierno de CABA informó que la cantidad de usuarios aumentó de 200.000 por día a 240.000, se redujo el tiempo de viaje a 50%, las líneas que utilizan el corredor aumentaron su frecuencia de colectivos, se redujo la cantidad de siniestros viales y los niveles de ruido y de gases efecto invernadero se redujeron a la mitad en las calles donde dejaron de pasar las líneas que ahora lo hacen por el Metrobus.⁴³

Si bien estos resultados fueron positivos, no faltaron quejas al poco tiempo de su inauguración por parte de comerciantes de la zona que vieron reducidas sus ventas, en particular, aquellos negocios ubicados cerca de las paradas de las líneas de colectivo que ya no pasan por allí sino por el trazado del Metrobus.⁴⁴ Incluso con anterioridad a la construcción del Metrobus, entendidos en el tema consideraban un error su implementación, inclinándose por mejorar la eficiencia del subte en su lugar, ya que este Metrobus comparte con la línea C de subtes un poco menos de la mitad del recorrido.⁴⁵

No obstante las diversas opiniones, según el sistema de puntaje que otorga diferentes ponderaciones para diversos aspectos técnicos de un BRT (versión 2014) y sobre un total de 100 puntos, el Metrobus 9 de Julio obtuvo 70 puntos (categoría *silver*) destacándose en aspectos como el diseño de las estaciones y la infraestructura del trazado pero mostrando debilidades en comunicación de información al pasajero y marketing y en integración con otros medios de transporte y acceso.^{46,47} En comparación, los trazados de BRT en Bogotá (Colombia) obtuvieron en 2013 (otros estándares aunque similares) entre 82 y 92 puntos y los de distintas ciudades de Brasil (en 2014) obtuvieron entre 52 y 91 puntos.

⁴² Fuente: Página web del Gobierno de la Ciudad de Buenos Aires (GCBA): <http://www.buenosaires.gob.ar/movilidad/metrobus/metrobus-9-de-julio>.

⁴³ Fuente: <http://www.buenosaires.gob.ar/noticias/el-metrobus-9-de-julio-cumple-dos-a%C3%B1os>

⁴⁴ Nota en diario Perfil: <http://www.perfil.com/sociedad/Por-el-Metrobus-cayeron-30-las-ventas-en-varios-locales-del-Centro-20130824-0018.html>.

⁴⁵ Nota en diario Perfil: reportaje a Vukan Vuchic, Profesor de la Universidad de Pensilvania, especialista en Transporte Urbano: http://www.perfil.com/ediciones/2012/11/edicion_728/contenidos/noticia_0057.html

⁴⁶ Existe un sistema de clasificación de este tipo de transporte más objetivo denominado BRT Standard, promovido por el Institute for Transportation & Development Policy (ITDP), que busca sistematizar la clasificación de los sistemas BRT en el mundo (Piccirillo, 2012).

⁴⁷ De hecho, las sugerencias para mejoras brindadas por los evaluadores al Metrobus 9 de Julio fueron: implementar el cobro del pasaje fuera del colectivo, incorporar un servicio express a lo largo de todo el recorrido y mejorar la integración entre el transporte por colectivos y por subte.

III. Marco teórico

En este trabajo se utilizará una metodología de análisis hedónico espacial para intentar responder si la implementación del sistema de transporte rápido de colectivos Metrobus 9 de Julio tiene algún impacto o no en el precio de las viviendas entorno al mismo y, en caso de tenerlo, cuál es el signo de dicho impacto. A continuación se presentan los modelos que incorporan el análisis espacial a la estimación hedónica y luego se detallan los estadísticos de prueba que detectan la necesidad de incorporar dicho análisis.

A. Metodologías de Análisis Hedónico Espacial

El estudio de los determinantes del precio de las viviendas ha sido abordado a través del análisis hedónico propuesto inicialmente por Rosen (1974) y perfeccionado, posteriormente, por diversos autores que propusieron distintas formas funcionales alternativas para una mejor estimación de los parámetros de interés. En particular, en las últimas tres décadas, surgió la necesidad de mejorar las estimaciones hedónicas incorporando el estudio de la potencial correlación espacial entre las observaciones o lo que se conoce como *autocorrelación espacial* (definida en la Introducción). Esto lo permitió el desarrollo de software que permite relacionar información referenciada geográficamente con datos económicos o de otras áreas diversas.

No obstante, si se deseara realizar un análisis hedónico espacial del precio de las viviendas, inicialmente se debería 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 (Elhorst, 2014). El modelo no espacial aplicado a la estimación del precio hedónico de la vivienda, puede presentarse en la manera que Rosen (1974) definió un modelo para productos diferenciados:⁴⁸

$$\mathbf{P} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (1)$$

donde \mathbf{P} es un vector $nx1$ de precios de las n viviendas, \mathbf{X} es una matriz de nxk (n observaciones sobre las k variables explicativas), $\boldsymbol{\beta}$ es el vector de parámetros $kx1$, y $\boldsymbol{\varepsilon}$ es un vector $nx1$ de términos de error distribuidos independiente e idénticamente, con

⁴⁸ El modelo se basa sobre la hipótesis hedónica 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 características asociadas a ellos (Rosen, 1974).

media cero y varianza σ^2 , lo que permite estimar el modelo por Mínimos Cuadrados Ordinarios.

Existen diversas formas funcionales aplicadas a la estimación hedónica de precios. Una de las más habituales es la forma semilogarítmica (log-lineal) y es la que se aplicará en este capítulo. Es así, entonces, que \mathbf{P} representará un vector del logaritmo de los precios de las viviendas.

Tomando como punto de partida el importante trabajo realizada por Anselin (1988a) que dio impulso a la aplicación y el desarrollo de los 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.⁴⁹

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

$$\mathbf{P} = \rho \mathbf{W}\mathbf{P} + \mathbf{X}_1\boldsymbol{\beta}_1 + \mathbf{X}_2\boldsymbol{\beta}_2 + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad \text{siendo} \quad \boldsymbol{\varepsilon} = \lambda \cdot \mathbf{W} \cdot \boldsymbol{\varepsilon} + \mathbf{u} \quad (2)$$

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

⁴⁹ 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).

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 (2) se suele representar también en su forma reducida:⁵⁰

$$\mathbf{P} = (\mathbf{I} - \rho\mathbf{W})^{-1} \cdot [\mathbf{X}_1\boldsymbol{\beta}_1 + \mathbf{X}_2\boldsymbol{\beta}_2 + (\mathbf{I} - \lambda\mathbf{W})^{-1}\mathbf{u}] \quad (3)$$

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 (4) las variables independientes explican las variaciones en los precios de las viviendas que no son explicados por los valores de las viviendas vecinas.

$$(\mathbf{I} - \rho\mathbf{W})\mathbf{P} = \mathbf{X}_1\boldsymbol{\beta}_1 + \mathbf{X}_2\boldsymbol{\beta}_2 + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (4)$$

Por su parte, el modelo SEM (5) 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.

$$\mathbf{P} = \mathbf{X}_1\boldsymbol{\beta}_1 + \mathbf{X}_2\boldsymbol{\beta}_2 + (\mathbf{I} - \lambda\mathbf{W})^{-1}\mathbf{u} \quad (5)$$

⁵⁰ Teniendo en cuenta que el modelo SAC incorpora el efecto autorregresivo del error $\boldsymbol{\varepsilon} = \lambda\mathbf{W}\boldsymbol{\varepsilon} + \mathbf{u}$ –por lo que $\boldsymbol{\varepsilon} = (\mathbf{I} - \lambda\mathbf{W})^{-1}\mathbf{u}$, siendo \mathbf{I} la matriz identidad– el mismo puede reescribirse en su forma reducida de la siguiente manera:

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

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

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

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

Uno de los aspectos relevantes del análisis espacial es el rol de la matriz **W** o matriz de ponderadores espaciales. Ésta es el elemento necesario para representar la interacción de cada vivienda con el resto de las viviendas de la muestra. Dicha matriz puede confeccionarse bajo diversos criterios de “vecindad” o “cercanía”, según el tipo de información que se trabaje, sea un área geográfica o puntos de localizaciones particulares. En este trabajo, cada vivienda es una observación i y su precio de oferta es la variable de cuyo valor se investigará, inicialmente, si muestra algún grado de autocorrelación espacial.

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**.⁵¹ 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 **WE**). 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).⁵²

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.⁵³ 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

⁵¹ Esto es así debido a que nadie puede ser vecino de sí mismo.

⁵² 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.

⁵³ 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.

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.⁵⁴

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. En el Anexo C se detalla el cálculo de cada uno de estos efectos.

B. Estadísticos de prueba de autocorrelación espacial

Existen diversos estadísticos que permiten detectar, por un lado, la potencial autocorrelación espacial, tanto en forma global como local de una variable en particular y, por otro lado, la incorrecta especificación de un modelo que no contemple en su estimación econométrica los posibles efectos espaciales. Estos se detallan a continuación.

Detección de autocorrelación espacial global y local en una variable de interés

Los estadísticos I de Moran (Moran, 1948), C de Geary (Geary, 1954) y G de Getis y Ord (Getis y Ord, 1992) son los estadísticos más habituales para la detección de autocorrelación espacial global entre los valores de una variable de interés.

Estos 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. De ser así, el mapa correspondiente probablemente no mostraría un patrón autocorrelacionado, mientras que un patrón autocorrelacionado podría ocurrir puramente por casualidad, si bien con probabilidad muy baja, si el número de localizaciones es razonablemente grande (Odland, 1988).

⁵⁴ 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.

El estadístico I de Moran, 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 .⁵⁵ Si la variable de interés es el precio de la vivienda, p_i , el estadístico I de Moran se describirá como en la ecuación (6):

$$\text{Moran's } I = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} \cdot (p_i - \bar{p}) \cdot (p_j - \bar{p})}{\sum_{i=1}^n (p_i - \bar{p})^2} \quad (6)$$

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

La I de Moran tiene un valor esperado de $-[1/(n-1)]$, el cual se acerca a 0 a medida que n aumenta y la hipótesis nula asociada es la no existencia de autocorrelación espacial. El valor calculado de I debería ser igual a esta esperanza, dentro de los límites de la significancia estadística, si las x_i son independientes de los valores x_j en localizaciones vecinas. Los valores de I que excedan $-[1/(n-1)]$ mostrarían autocorrelación espacial positiva indicando que los valores de p_i tienden a ser similares a los valores vecinos. Valores de I por debajo de la esperanza mostrarían autocorrelación espacial negativa indicando que los valores vecinos no son independientes pero tienden a ser disímiles.

Un estadístico de prueba alternativo es la C de Geary (7):⁵⁶

$$\text{Geary's } C = \frac{n-1}{2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} \cdot (p_i - p_j)^2}{\sum_{i=1}^n (p_i - \bar{p})^2} \quad (7)$$

Su esperanza es 1 para la independencia entre valores vecinos; si el valor calculado es menor (mayor) a 1 indicaría la existencia de autocorrelación espacial positiva (negativa), indicando que se encuentran valores similares (distintos) 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

⁵⁵ La I de Moran es la autocovarianza espacial estandarizada por dos términos: la varianza de la serie de datos $\sum (x_i - \bar{x})^2$ que depende de los valores de x_i pero es invariante con la forma en que se localizan los valores (arreglo) y $n / \sum_i \sum_j w_{ij}$ que representa en un número el arreglo de localizaciones o puntos en el mapa.

⁵⁶ 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.

ponderados y todos los otros puntos ponderados incluidos dentro de un radio de distancia d que parte del punto ponderado original (8) (Geary, 1954).

$$\text{Getis y Ord's } G = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ij}(d) \cdot p_j}{\sum_{j=1}^n p_j}, j \neq i \quad (8)$$

donde w_{ij} es un elemento de la matriz de ponderadores espaciales simétrica binaria \mathbf{W} en la cual 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).⁵⁷

Además, Anselin (1995) describe otro 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.

Sobre estos requerimientos, la hipótesis nula del *LISA* es la no existencia de asociación espacial. Como ejemplos de indicadores *LISA* podemos nombrar a la *I* de Moran Local (9) y a la *C* de Geary Local (10) (Anselin, 1995):

$$\text{Local Moran's } I_i = (p_i - \bar{p}) \sum_{j=1}^n w_{ij} \cdot (p_j - \bar{p}) \quad (9)$$

$$\text{Local Geary's } C_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} \cdot [(p_i - \bar{p}) - (p_j - \bar{p})]^2 \quad (10)$$

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

⁵⁷ Existen otros estadísticos un poco más complejos. Los aquí descriptos, además de ser los de mayor uso son, de hecho, casos especiales de un enfoque más general que utiliza estadísticos de prueba con productos cruzados. Para mayor información sobre el mismo ver Odland (1988).

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 será la pendiente de la línea de regresión entre p y los rezagos espaciales (Anselin, 1995).

Test de Dependencia espacial en modelos econométricos

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 LM_{Lag} que contrasta al modelo MCO con el modelo SAR (11) y ii) la omisión de un error espacialmente rezagado a través del LM_{Err} que contrasta al modelo MCO con el modelo SEM (12). 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.

$$LM_{Lag} = \left[\mathbf{e}' \mathbf{W} \mathbf{P} / \sigma^2 \right]^2 / \left[(\mathbf{W} \mathbf{X} \mathbf{b})' \mathbf{M} \mathbf{W} \mathbf{X} \mathbf{B} / \sigma^2 + tr(\mathbf{W}' \mathbf{W} + \mathbf{W})^2 \right] \quad (11)$$

$$LM_{Err} = \left[\mathbf{e}' \mathbf{W} \mathbf{e} / \sigma^2 \right]^2 / tr(\mathbf{W}' \mathbf{W} + \mathbf{W})^2 \quad (12)$$

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 (13) para la matriz \mathbf{W} estandarizada (Anselin, 1992):

$$I^* = \mathbf{e}' \mathbf{W} \mathbf{e} / \mathbf{e}' \mathbf{e} \quad (13)$$

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

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

A. Los datos

Los microdatos necesarios para la estimación de los precios hedónicos fueron obtenidos de avisos clasificados, publicados en las páginas web de los portales de venta de propiedades Buscainmueble y Argenprop, sobre departamentos ofrecidos en venta en la Ciudad de Buenos Aires.⁵⁸ La muestra fue obtenida durante el mes de agosto de 2014, momento que corresponde a un año después de la inauguración del mencionado Metrobus, de manera que los precios de las viviendas cercanas hayan capitalizado en el precio de oferta su cercanía a dicho trazado, si es que lo hicieron.

Para realizar el trabajo, se tomaron como muestra los departamentos de CABA ubicados en Retiro, San Nicolás, Monserrat, Constitución y San Telmo, relevando así, para el período mencionado, 781 observaciones. Esta muestra, a su vez, fue depurada y corregida (en especial, la determinación de los barrios en función de la dirección de la vivienda) y se eliminaron observaciones con información inconsistente, quedando así una muestra final de 775 observaciones.

En la Figura 3 se representa la distribución de los departamentos que conforman la muestra. Cada triángulo indica un inmueble o conjunto de inmuebles en la misma cuadra. A su vez, pueden compararse los precios de los departamentos entre sí a partir del tamaño de los triángulos (mayor tamaño a mayor valor del inmueble).⁵⁹

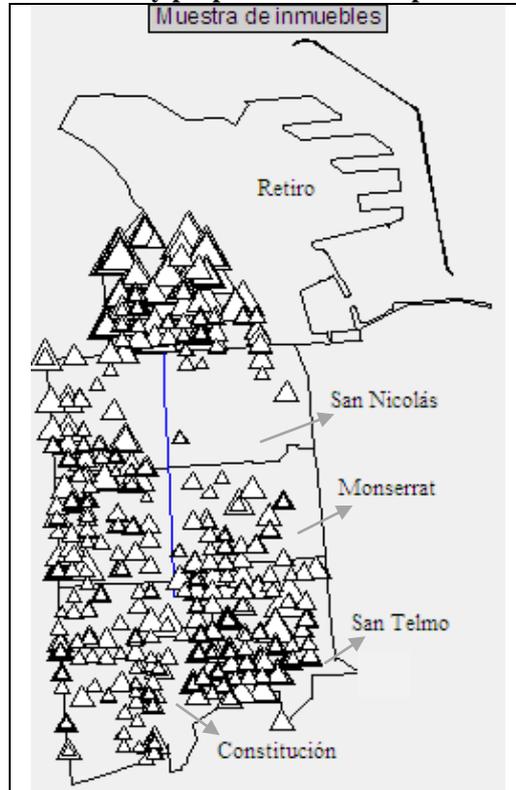
Los inmuebles considerados fueron aquellos en los cuales el precio del departamento se publicó en dólares corrientes, unidad de cuenta habitual del mercado inmobiliario de CABA, tanto para departamentos a estrenar como para usados. No se incluyeron aquellos departamentos ofrecidos en pesos, dado que la instauración del “cepo cambiario” (restricción a la compra de dólares) aplicada a partir de noviembre de 2011 por el gobierno nacional generó distintos tipos de cambios, lo que condujo a 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

⁵⁸ Las páginas web consultadas fueron <http://www.argenprop.com> y <http://www.buscainmueble.com>.

⁵⁹ Las direcciones de cada departamento se refieren a una de las esquinas de la cuadra en la que se ubican. Por ello, si hay más de un departamento en una misma cuadra, aparecerá sólo un triángulo por cada localización.

o a precio de pozo o al costo, de manera de obtener una muestra homogénea de precios de departamentos ya construidos.

Figura 3: Distribución de los inmuebles de la muestra y proporcionalidad de precios.



Fuente: Elaboración propia con datos de avisos clasificados publicados en páginas web.

A simple vista, en la Figura 3 se puede observar que los inmuebles más caros se ubican en el barrio de Retiro, mientras que en los demás barrios se observan valores y dispersiones similares.

En el Cuadro 1, se presentan las estadísticas descriptivas del precio total y del valor del m^2 para toda la muestra y para cada uno de los barrios que la conforman. Retiro es el barrio con mayor precio total y valor del m^2 promedios y Constitución es el de menores promedios en ambas variables. Si bien Retiro tiene mayor dispersión de precios totales, Monserrat evidencia mayor dispersión del valor del m^2 . Cabe destacar, también, que los volúmenes de oferta son algo distintos entre los barrios.

Cuadro 1: Estadísticas descriptivas del Precio Total y del Valor del m² por barrio – Dptos. Nuevos y Usados

Barrios	Observaciones	Precio Total (US\$)				Valor del m ² (US\$/m ²)			
		Promedio	Desvío Estándar	Mínimo	Máximo	Promedio	Desvío Estándar	Mínimo	Máximo
Retiro	159	272.183	220.464	50.000	1.000.000	2.665	521	1.562	4.577
San Nicolás	77	126.898	82.075	43.000	345.000	2.085	482	1.100	3.333
Montserrat	156	111.234	62.764	42.000	585.000	2.050	620	1.136	4.678
Constitución	200	93.471	45.014	40.500	410.000	1.850	535	904	3.710
San Telmo	183	127.598	83.500	52.000	656.000	2.081	468	987	3.809
Total	775	145.091	133.700	40.500	1.000.000	2.135	601	904	4.677

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

B. Variables de los modelos hedónicos

En el Cuadro 2 se presentan las variables independientes que se incluirán en los modelos hedónicos y sus fuentes de información, agregadas en dos categorías: las variables físicas y las variables de localización.

La mayoría de las variables físicas del inmueble fueron obtenidas a partir de la información registrada en los avisos clasificados y en los detalles u observaciones que realizan las inmobiliarias al momento de publicar. Las variables de localización, por su parte, fueron armadas a partir de la georeferenciación geográfica de cada inmueble, la cual fue posible establecer a través del software STATA 13, los archivos shapefile (con extensión .shp y otros) que brinda el Gobierno de la Ciudad de Buenos Aires (GCBA) y el Mapa Interactivo del GCBA (Cuadro 2).

Cuadro 2: Variables independientes utilizadas en los modelos hedónicos

Características Físicas	Detalle	Fuente
<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 edificio se ubica al frente del edificio	Argenprop y Buscainmueble
<i>Ph</i>	Dummy: =1 si el departamento es Tipo Casa o Ph	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_escuela</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>Dummysubte</i>	=1 si el dpto. se ubica a menos de 200m de una boca de subte	Mapa .shp, Buenos Aires Data, GCBA
<i>Dummyplaza</i>	=1 si el dpto. se ubica a menos de 200m de un parque o plaza	Mapa .shp, Buenos Aires Data, GCBA
<i>Dummyscuela</i>	=1 si el dpto. se ubica a menos de 200m de una escuela	Mapa .shp, Buenos Aires Data, GCBA
<i>Dummymetro</i>	=1 si el dpto. se ubica a menos de 500m de una estación	Mapa .shp, Buenos Aires Data, GCBA

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 profundidad en el Capítulo 1 de esta tesis.⁶⁰

Con respecto a las variables de localización, se estudiaron los detalles que privilegian las inmobiliarias al ofrecer los inmuebles. La denominada *Avenida* juega el mismo rol que la utilizada en los modelos hedónicos del Capítulo 1 de esta tesis. 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 y *Km_a_metrobus* es la variable de mayor interés entre ellas.

Por otra parte, se construyeron variables dummy que toman valor 1 cuando el inmueble se encuentra ubicado en un radio determinado respecto de los mismos servicios que las distancias anteriores. Particularmente, *Dummymetro* tomará valor 1 si la propiedad se encuentra dentro de un radio de 500m de distancia respecto de la estación de Metrobus más cercana al inmueble.⁶¹ En este caso, se tomaron 500m de referencia debido a que las paradas de colectivos de una misma línea se ubican a lo largo del Metrobus entre 300m ó 400m de distancia entre sí, aproximadamente, por lo cual, algún usuario de alguna de las 11 líneas que transitan por el Metrobus podría tener su departamento a 100m de una estación que no le sirve o recién a 300m o más de una estación que realmente necesita. Además, el Metrobus se encuentra ubicado en el centro de la Av. 9 de Julio, la cual cuenta con varios carriles de circulación de cada lado, haciendo que las viviendas más cercanas no se encuentren inmediatamente próximas al mismo.

Si bien, tal como quedó en evidencia en el Capítulo 1 de esta tesis, las variables de localización pueden resultar algo inestables en cuanto al nivel de significatividad, se espera que las variables relacionadas con el Metrobus evidencien algún “efecto transporte”. Sin embargo, este efecto podría verse contrarrestado por impactos negativos

⁶⁰ En el Capítulo 1 de estas tesis, las regresiones hedónicas incluían, también, las variables *Piso*, *Seguridad* y *Exclusiva*. En este capítulo, la inclusión de *Piso* habría reducido la muestra a un poco más de la mitad; la dummy *Seguridad* no fue relevante en las especificaciones estudiadas y *Exclusiva* fue una variable creada para barrios que no forman parte de la muestra de este capítulo.

⁶¹ En el caso de las demás variables dummy, la distancia de referencia fue de 200m respecto de una boca de subte, plaza o parque y escuela. Estas variables no fueron utilizadas en los modelos del Capítulo 1.

como el ruido o la contaminación generada por la emisión de gases de los colectivos (Chen et al., 1998) y/ o hasta por un efecto inseguridad en la zona en la que dejaron de pasar los colectivos.

Si se considera la muestra completa, las estadísticas descriptivas de las variables físicas y de localización son las que se presentan en el Cuadro 3. Las características promedio a destacar de un departamento de esta muestra fueron: contar con una superficie cubierta de 68,1m² y tener 2,5 ambientes y una antigüedad de 36,3 años. Muy pocos departamentos de la muestra cuentan con cocheras o con pileta o son ph, mientras que cerca del 50% se ubican al frente del edificio.

Entre las variables de distancia, las relacionadas con el subte y el Metrobus son las que presentan un máximo de distancia más alto y, particularmente, la distancia relacionada con escuelas, indica que en la muestra todas las viviendas cuentan con un establecimiento (público o privado) a menos de 400m. Estas relaciones se corroboran con los promedios de las variables dummy de localización a los mismos lugares de interés.

Cuadro 3: Estadísticas descriptivas de las variables físicas y de localización (n=775)

<i>Variables Físicas</i>	<i>Promedio⁽¹⁾</i>	<i>Desvío Estándar</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>
<i>Supcubierta</i>	68,1	51,5	14,0	400,0
<i>Ambientes</i>	2,5	1,3	1,0	9,0
<i>Baños</i>	1,2	0,6	1,0	5,0
<i>Antigüedad</i>	36,3	29,2	0,0	114,0
<i>Cocheras</i>	0,1	0,3	0,0	1,0
<i>Frente</i>	0,5	0,5	0,0	1,0
<i>Ph</i>	0,1	0,2	0,0	1,0
<i>Pileta</i>	0,1	0,3	0,0	1,0
<i>Variables de localización y distancia⁽²⁾</i>	<i>Promedio⁽¹⁾</i>	<i>Desvío Estándar</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>
<i>Avenida</i>	0,3	0,4	0,0	1,0
<i>Km_a_subte</i>	0,4	0,2	0,0	1,5
<i>Km_a_plaza</i>	0,4	0,2	0,1	1,0
<i>Km_a_escu</i>	0,1	0,1	0,0	0,4
<i>Km_a_metro</i>	0,5	0,3	0,0	1,5
<i>Dummysubte</i>	0,2	0,4	0,0	1,0
<i>Dummyplaza</i>	0,2	0,4	0,0	1,0
<i>Dummyescuela</i>	0,8	0,4	0,0	1,0
<i>Dummymetro</i>	0,5	0,5	0,0	1,0

Fuente: Elaboración propia con datos de la muestra.

Nota: ⁽¹⁾ El promedio de las variables dummy es la proporción de casos en los que toman valor 1 respecto del total de observaciones. ⁽²⁾ Distancias medidas en kilómetros, entre la vivienda y la boca de subte, el parque o plaza, la escuela o la estación de Metrobus.

V. Resultados

A. Evidencia de autocorrelación espacial

Para considerar la aplicación de un modelo hedónico espacial, primeramente se debe corroborar que existen efectos de autocorrelación espacial que justifiquen la estimación de parámetros espaciales junto con los coeficientes relacionados con las variables físicas y de localización.

Primeramente se realizó un análisis de autocorrelación global y local para el precio total de los departamentos. Para ello se crearon las siguientes matrices de ponderadores: i) una matriz de ponderadores binaria (**W**) en la que el valor 1 indica cercanía o vecindad, considerando que los departamentos son vecinos si se encuentran dentro de una distancia menor a 500 metros;⁶² y ii) una matriz de ponderadores estandarizada por filas (**WE**).

Bajo la matriz **W**, se tomó la variable *precio total* del inmueble y se calcularon los estadísticos de autocorrelación global detallados en la sección B. Por un lado, el estadístico **I** de Moran y la **C** de Geary que prueban la hipótesis nula de No existencia de Autocorrelación Espacial frente a la posible existencia de autocorrelación positiva o negativa, indican que se rechaza la hipótesis nula (Cuadro 4). Asimismo, el estadístico **G** de Getis y Ord que sólo presenta como hipótesis alternativa la autocorrelación positiva, también rechaza la no existencia autocorrelación. Bajo la matriz estandarizada **WE**, que también se utiliza en el cálculo de las pruebas de los dos primeros estadísticos, se obtienen los mismos resultados (Cuadro 4).

Cuadro 4: Mediciones de Autocorrelación Espacial Global del Precio Total

Indicador	Valor Calculado	Esperanza	Desvío Estándar	Estadístico z ^(*)
<i>Matriz W – Binaria</i>				
I de Moran	0,225 ***	-0,001	0,005	44,355
C de Geary	0,625 ***	1,000	0,078	-4,792
G de Getis & Ord	0,117 ***	0,104	0,004	3,103
<i>Matriz WE - Estandarizada</i>				
I de Moran	0,305 ***	-0,001	0,007	46,640
C de Geary	0,666 ***	1,000	0,023	-14,550

Fuente: Elaboración propia.

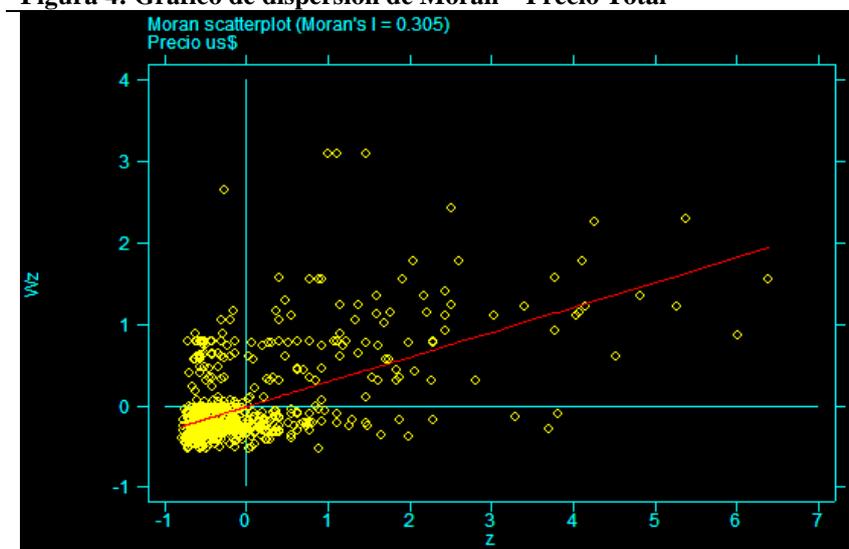
Nota: ^(*) Los estadísticos corresponden a pruebas de dos colas. ***: 1% de significatividad; **: 5% de significatividad; *: 10% de significatividad.

⁶² Se consideró una distancia de corte de 500 metros debido a que en la muestra existía al menos un departamento que no contaba con algún vecino a menos de dicha distancia y, para este tipo de estudio, no conviene que las matrices de ponderación espacial reflejen “islas” o grupos de datos aislados para evitar problemas computacionales (Viton, 2010).

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 evidencia de autocorrelación positiva (inmuebles con valores altos alrededor de valores altos e inmuebles con valores bajos alrededor de valores bajos).

Asimismo, haciendo uso de la matriz de ponderadores estandarizada WE, se obtuvo el gráfico de dispersión de Moran del *precio total* (Figura 4) y el estadístico I de Moran Local.⁶³ En la Figura 4 se observa que surgen cuatro cuadrantes que permiten reconocer los cuatro tipos de asociación espacial: el primer y tercer cuadrantes reflejan la agrupación de valores similares, valores altos (por encima de la media) en el primer cuadrante y valores bajos en el tercer cuadrante (el estadístico *I* tendrá valor positivo); el segundo y cuarto cuadrantes representan una asociación espacial de valores distintos, como valores bajos rodeados de valores altos y valores altos rodeados de bajos, respectivamente (el estadístico *I* tendrá valor negativo). Gran parte de las observaciones de la muestra se encuentran en el primer y tercer cuadrantes, reflejando, así, una asociación espacial positiva o la agrupación de valores similares.

Figura 4: Gráfico de dispersión de Moran – Precio Total



Fuente: Elaboración propia. Nota: se utilizó la matriz W estandarizada

Luego, dado que los cinco barrios que conforman la muestra tienen características muy distintas, se investigó si todos ellos, en forma individual, presentaban evidencia de autocorrelación espacial. De esa manera, se sabría si algún

⁶³ El estadístico I de Moran Local se calculó para las 775 observaciones y en el Anexo D se exhiben los valores correspondientes a cada observación, es decir, para cada vivienda. Allí se observa que son 182 las observaciones estadísticamente significativas -al 5% de significatividad- alrededor de las cuales se observa una agrupación o clustering de viviendas, 129 con precios similares y 53 con precios distintos al de la vivienda en cuestión.

barrio en particular sería el que podría llegar a generar la asociación espacial en la muestra total. Los resultados se resumen en el Cuadro 5, donde se presentan los resultados del índice de Moran y de Geary (bajo la matriz de ponderadores estandarizada).

Cuadro 5: Mediciones de Autocorrelación Espacial Global del Precio Total por barrio

		Retiro	San Nicolás	Montserrat	Constitución	San Telmo
I de Moran	Valor Calculado	0,145 ***	-0,019	-0,022	-0,004	-0,011
	Esperanza	-0,006	-0,013	-0,006	-0,005	-0,005
	Desvío Estándar	0,011	0,037	0,017	0,013	0,009
	Estadístico z	13,977	-0,162	-0,948	0,058	-0,640
C de Geary	Valor Calculado	0,830 ***	0,992	1,014	1,094 *	1,036
	Esperanza	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
	Desvío Estándar	0,023	0,050	0,127	0,050	0,053
	Estadístico z	-7,486	-1,155	0,108	1,886	0,669
Observaciones		159	77	156	200	183

Fuente: Elaboración propia. ***: 1% de significatividad; **: 5% de significatividad; *: 10% de significatividad.

Allí puede observarse que en el barrio de Retiro se rechaza la hipótesis nula de no autocorrelación espacial con 99% de confianza para los dos estadísticos de prueba, que en Constitución se rechaza a un nivel del 90% de confianza para el estadístico de Geary y que los demás barrios no la rechazan. Esto indicaría que el barrio de Retiro sería el de mayor peso en la existencia de asociación espacial positiva en los precios totales de la muestra completa.

B. Estimaciones y comparación entre modelos

En esta sección se presentan los resultados de los modelos hedónicos tradicionales y espaciales –a partir de la estimación de una función semilogarítmica log lineal- para poder obtener un valor del efecto de la implementación del Metrobus 9 de Julio en las viviendas cercanas, si es que existe estadísticamente. Además de las variables físicas y de localización, se incluyeron variables dummy por barrio, tomando como referencia el barrio de San Telmo (aquel por el cual no pasa directamente el trazado del Metrobus).

En el Cuadro 6 se presentan distintos modelos hedónicos en los cuales se utilizan las variables dummy como integrantes de las variables de localización. En la primera columna se presentan los resultados del modelo de mínimos cuadrados básico (MCO) a partir del cual se calculó el Multiplicador de Lagrange. Los resultados de los modelos

espaciales SAR, SEM y SAC se exhiben en las columnas dos, tres y cuatro del Cuadro 6 y en la columna final se presenta el efecto marginal total del modelo SAC.⁶⁴

Los resultados del Multiplicador de Lagrange (Cuadro 7) diagnosticaron la existencia de dependencia espacial tanto en la variable dependiente como en los errores, rechazando la estimación por MCO.⁶⁵

Cuadro 6: Estimaciones hedónicas para el modelo con variables dummy - Muestra completa (775 observaciones)

Variables	Modelo Tradicional	Modelos Espaciales			Efecto Marginal Total
	MCO	SAR	SEM	SAC	SAC
Supcubierta	0,0070*** (0,0003)	0,0068*** (0,0003)	0,0070*** (0,0003)	0,0068*** (0,0003)	0,0047
Ambientes	0,1232*** (0,0119)	0,1268*** (0,0115)	0,1218*** (0,0114)	0,1275*** (0,0116)	0,0895
Baño	-0,0223 (0,0202)	-0,0310 (0,0197)	-0,0362* (0,0199)	-0,0287 (0,0200)	-0,0202
Antigüedad	-0,0009** (0,0004)	-0,0008** (0,0004)	-0,0008** (0,0004)	-0,0008** (0,0004)	-0,0006
Cocheras	0,1978*** (0,0348)	0,1983*** (0,0338)	0,1978*** (0,0337)	0,1968*** (0,0339)	0,1381
Frente	0,0807*** (0,0180)	0,0865*** (0,0175)	0,0866*** (0,0176)	0,0856*** (0,0176)	0,0601
Ph	-0,0802** (0,0401)	-0,0790** (0,0390)	-0,0692* (0,0386)	-0,0819** (0,0393)	-0,0575
Pileta	0,1703*** (0,0313)	0,1678*** (0,0304)	0,1678*** (0,0296)	0,1679*** (0,0306)	0,1179
Avenida	0,0536*** (0,0203)	0,0409** (0,0199)	0,0444** (0,0201)	0,0397** (0,0200)	0,0279
Dummysubte	0,0398 (0,0256)	0,0297 (0,0250)	0,0415 (0,0262)	0,0278 (0,0247)	0,0195
Dummyplaza	0,0199 (0,0218)	0,0251 (0,0212)	0,0266 (0,0237)	0,0252 (0,0205)	0,0177
Dummyscu	0,0609*** (0,0234)	0,0528** (0,0228)	0,0299 (0,0257)	0,0574** (0,0232)	0,0403
Dummymetro	-0,0411** (0,0198)	-0,0303 (0,0193)	-0,0250 (0,0243)	-0,0318* (0,0184)	-0,0223
Retiro	0,3113*** (0,0305)	0,1730*** (0,0399)	0,3152*** (0,0554)	0,1582*** (0,0424)	0,1110
San Nicolás	-0,0539 (0,0340)	-0,0593* (0,0330)	0,0360 (0,0625)	-0,0642** (0,0307)	-0,0451
Constitución	-0,1813*** (0,0285)	-0,1282*** (0,0295)	-0,1557*** (0,0382)	-0,1216*** (0,0295)	-0,0854
Monserrat	-0,0574* (0,0275)	-0,0373 (0,0270)	0,0159 (0,0534)	-0,0398 (0,0248)	-0,0279
Constante	10,7999*** (0,0399)	7,7227*** (0,5943)	10,8171*** (0,0485)	7,3589*** (0,7726)	
Rho		0,2668*** (0,0514)		0,2979*** (0,0665)	
Lambda			0,6103*** (0,1294)	-0,1532 (0,2340)	
LR Test (vs OLS) Chi2:		26,9201***	22,2588***	30,1050***	

Fuente: Elaboración propia. Los valores en paréntesis indican los errores estándar de los parámetros estimados. ***: 1% de significatividad; **: 5% de significatividad; *: 10% de significatividad.

⁶⁴ No es propósito de este trabajo hacer un análisis exhaustivo de la descomposición de los efectos marginales. No obstante, se presenta el efecto marginal total para incluir en los resultados el efecto de la autocorrelación espacial.

⁶⁵ La dependencia espacial en los errores también fue confirmada por el estadístico I de Moran (Cuadro 7).

Cuadro 7: Contraste de modelos con variables de localizaciones dummy (Muestra completa)

	Estadístico
Modelo SEM	
I de Moran	7,414 ***
Multiplicador de Lagrange	23,163 ***
Multiplicador de Lagrange Robusto	9,124 ***
Modelo SAR	
Multiplicador de Lagrange	35,563 ***
Multiplicador de Lagrange Robusto	21,525 ***

Fuente: Elaboración propia. ***: 1% de significatividad; **: 5% de significatividad; *: 10% de significatividad.

Habiéndose reconocido la utilidad de los modelos espaciales, sus resultados exhibieron, en términos generales, que la mayoría de las variables físicas fueron significativas con el signo esperado en todos los modelos, mientras que sólo algunas de las variables dummy lo fueron (Cuadro 6).

Llevando el foco a la variable de interés, se observa que *Dumymetro* no fue significativa en los modelos SAR y SEM, si bien lo fue en el modelo SAC que incorpora ambos tipos de autocorrelación espacial a la vez. En los dos primeros modelos, sus respectivos parámetros de autocorrelación (ρ y λ) fueron significativos, mientras que en el modelo SAC, sólo lo fue el parámetro que representa la autocorrelación entre los precios de los inmuebles (ρ).

El signo de *Dumymetro* en el modelo SAC fue negativo, lo que significa que, si el inmueble se ubica en las cercanías del Metrobus (a menos de 500 metros), el precio del mismo es menor al de los más alejados. El efecto marginal total de *Dumymetro* es -0.0223 y la elasticidad es -0.0009, evaluada en las medias de las variables correspondientes. Este resultado estaría indicando que los efectos negativos de la implementación del Metrobus (sea por cuestiones ambientales, por ruidos u otros efectos) contrarrestarían los efectos positivos del acceso al transporte. Esto podría ser lógico desde el punto de vista de que los principales beneficiarios por ver reducidos sus tiempos de viaje podrían llegar a ser aquellos que viven en otras localidades, como las mencionadas en la sección II. Al efecto ambiental negativo podría sumarse el hecho que una menor cantidad de personas circulen por las calles en las que ya no existen paradas de colectivos, dando lugar a mayor inseguridad para la zona.

En el Cuadro 8 se presentan los resultados de los modelos que, en lugar de considerar variables dummy como variables de localización, considera variables de distancia. En esos casos, el Multiplicador de Lagrange arrojó los mismos resultados que en las estimaciones anteriores: existe evidencia de autocorrelación espacial tanto entre los precios de los inmuebles como en los errores (Cuadro 9). Sin embargo, al estimar los

tres modelos espaciales, se observa que la variable *Km_a_metro* no es significativa, indicando que no hay relación entre el precio de los inmuebles y la distancia a la cual se ubica cada inmueble respecto de la estación de Metrobus más cercana.

Cuadro 8: Estimaciones hedónicas para el modelo con distancias - Muestra completa (775 observaciones)

Variables	Modelo Tradicional	Modelos Espaciales			Efecto Marginal Total
	MCO	SAR	SEM	SAC	SAC
Supcubierta	0,0071*** (0,0003)	0,0068*** (0,0003)	0,0070*** (0,0003)	0,0068*** (0,0003)	0,0047
Ambientes	0,1197*** (0,0118)	0,1244*** (0,0115)	0,1184*** (0,0114)	0,1253*** (0,0116)	0,0868
Baño	-0,0163 (0,0201)	-0,0274 (0,0196)	-0,0270 (0,0196)	-0,0258 (0,0198)	-0,0179
Antigüedad	-0,0008** (0,0004)	-0,0008** (0,0004)	-0,0007** (0,0004)	-0,0008** (0,0004)	-0,0005
Cocheras	0,1930*** (0,0348)	0,1966*** (0,0338)	0,1907*** (0,0338)	0,1960*** (0,0338)	0,1358
Frente	0,0801*** (0,0180)	0,0864*** (0,0175)	0,0845*** (0,0175)	0,0859*** (0,0175)	0,0595
Ph	-0,0754* (0,0400)	-0,0736* (0,0388)	-0,0660* (0,0383)	-0,0757* (0,0390)	-0,0524
Pileta	0,1715*** (0,0312)	0,1703*** (0,0303)	0,1662*** (0,0296)	0,1713*** (0,0305)	0,1187
Avenida	0,0636*** (0,0198)	0,0498** (0,0194)	0,0577*** (0,0190)	0,0482** (0,0197)	0,0334
Km_to_subte	-0,0503 (0,0498)	-0,0587 (0,0483)	-0,0470 (0,0654)	-0,0601 (0,0453)	-0,0417
Km_to_plaza	0,0980* (0,0514)	0,0913* (0,0498)	0,1388** (0,0692)	0,0804 (0,0490)	0,0557
Km_to_escu	-0,2819*** (0,0958)	-0,2750*** (0,0929)	-0,1680* (0,1020)	-0,2942*** (0,0951)	-0,2039
Km_to_metro	0,0508 (0,0429)	0,0284 (0,0419)	0,0779 (0,0580)	0,0250 (0,0394)	0,0173
Retiro	0,2988*** (0,0310)	0,1520*** (0,0406)	0,3176*** (0,0542)	0,1339*** (0,0447)	0,0928
San Nicolás	-0,0726** (0,0369)	-0,0846** (0,0358)	0,0054 (0,0586)	-0,0895*** (0,0336)	-0,0621
Constitución	-0,1995*** (0,0313)	-0,1519*** (0,0316)	-0,1561*** (0,0382)	-0,1480*** (0,0309)	-0,1026
Monserrat	-0,0900*** (0,0303)	-0,0723** (0,0296)	-0,0101 (0,0530)	-0,0757*** (0,0275)	-0,0525
Constante	10,8459*** (0,0452)	7,6905*** (0,5899)	10,7909*** (0,0625)	7,3317*** (0,7541)	
Rho		0,2752*** (0,0513)		0,3070*** (0,0661)	
Lambda			0,6018*** (0,1245)	-0,1580 (0,2359)	
LR Test (vs OLS) Chi2:		28,7668***	23,3718***	32,4940***	

Fuente: Elaboración propia. Los valores en paréntesis indican los errores estándar de los parámetros estimados. ***: 1% de significatividad; **: 5% de significatividad; *: 10% de significatividad.

Cuadro 9: Contraste de modelos con variables de localizaciones medidas en distancias (Muestra completa)

	Estadístico
Modelo SEM	
I de Moran	8,182 ***
Multiplicador de Lagrange	26,095 ***
Multiplicador de Lagrange Robusto	10,437 ***
Modelo SAR	
Multiplicador de Lagrange	38,677 ***
Multiplicador de Lagrange Robusto	23,019 ***

Fuente: Elaboración propia. ***: 1% de significatividad; **: 5% de significatividad; *: 10% de significatividad.

C. Robustez

Ante los resultados de la primera estimación, surgió la inquietud de conocer si la significatividad de *Dummymetro* cambia si se la redefine tomando valor 1 cuando la vivienda se encuentra a menos de 300m de distancia (es decir, se consideran sólo a los inmuebles muy próximos al Metrobus). Los resultados se presentan en el Cuadro 10.

Cuadro 10: Estimaciones hedónicas según distintas definiciones para Dummymetro - Muestra completa (775 observaciones)

Variables	Dummymetro =1 si distancia<300m				Efecto Marginal Total
	MCO	SAR	SEM	SAC	SAC
Supcubierta	0,0070*** (0,0003)	0,0068*** (0,0003)	0,0069*** (0,0003)	0,0068*** (0,0003)	0.0048
Ambientes	0,1201*** (0,0118)	0,1243*** (0,0115)	0,1189*** (0,0114)	0,1247*** (0,0116)	0.0891
Baño	-0,0160 (0,0201)	-0,0261 (0,0196)	-0,0306 (0,0198)	-0,0250 (0,0199)	-0.0179
Antigüedad	-0,0008* (0,0004)	-0,0007* (0,0004)	-0,0007* (0,0004)	-0,0007* (0,0004)	-0.0005
Cocheras	0,2016*** (0,0349)	0,2020*** (0,0339)	0,2032*** (0,0338)	0,2010*** (0,0340)	0.1436
Frente	0,0823*** (0,0180)	0,0879*** (0,0175)	0,0887*** (0,0176)	0,0873*** (0,0176)	0.0624
Ph	-0,0721* (0,0398)	-0,0732* (0,0386)	-0,0629 (0,0383)	-0,0747* (0,0389)	-0.0533
Pileta	0,1835*** (0,0316)	0,1790*** (0,0307)	0,1783*** (0,0299)	0,1791*** (0,0308)	0.1280
Avenida	0,0611*** (0,0203)	0,0469** (0,0199)	0,0502** (0,0201)	0,0464** (0,0200)	0.0332
Dummysubte	0,0285 (0,0252)	0,0210 (0,0245)	0,0321 (0,0259)	0,0200 (0,0245)	0.0143
Dummyplaza	0,0192 (0,0218)	0,0243 (0,0212)	0,0282 (0,0234)	0,0240 (0,0209)	0.0171
Dummyscu	0,0679*** (0,0235)	0,0588** (0,0229)	0,0364 (0,0258)	0,0611*** (0,0237)	0.0437
Dummymetro	-0,0603** (0,0255)	-0,0524** (0,0248)	-0,0536* (0,0278)	-0,0520** (0,0244)	-0.0372
Retiro	0,3108*** (0,0300)	0,1744*** (0,0390)	0,3193*** (0,0548)	0,1658*** (0,0448)	0.1185
San Nicolás	-0,0567* (0,0338)	-0,0606* (0,0328)	0,0308 (0,0605)	-0,0635** (0,0322)	-0.0453
Constitución	-0,1849*** (0,0278)	-0,1285*** (0,0290)	-0,1527*** (0,0371)	-0,1257*** (0,0294)	-0.0898
Monserrat	-0,0576** (0,0274)	-0,0365 (0,0269)	0,0137 (0,0516)	-0,0380 (0,0260)	-0.0272
Constante	10,7806*** (0,0396)	7,6829*** (0,5902)	10,8032*** (0,0482)	7,4905*** (0,8039)	
Rho		0,2689*** (0,0511)		0,2854*** (0,0692)	
Lambda			0,6085*** (0,1247)	-0,0780 (0,2352)	
LR Test (vs OLS) Chi2:		27,6685****	23,8327***	29,1963***	

Fuente: Elaboración propia. Los valores en paréntesis indican los errores estándar de los parámetros estimados. ***: 1% de significatividad; **: 5% de significatividad; *: 10% de significatividad.

Estos exhiben que, dada la forma funcional semilogarítmica, los tres modelos espaciales estimados consideran que las viviendas más próximas a una estación de Metrobus (radio de 300m) registran, en promedio, un precio total de oferta menor a las menos próximas. Si bien los modelos SAR y SEM estimaron parámetros espaciales

significativos, el modelo SAC sólo presentó como relevante estadísticamente al parámetro ρ . No obstante, los coeficientes estimados para la variable de interés son muy similares entre los tres modelos. En este contexto, el efecto marginal de *Dummymetro* de -0,0372 (modelo SAC), fue mayor, en términos absolutos, al obtenido en la primera estimación (Cuadro 6). De ello se deduce que el impacto negativo del Metrobus es más significativo (y negativo) en las viviendas muy cercanas, lo cual abre el camino a indagar por qué el modelo con variables de distancia no logra capturar el efecto transporte al considerar la distancia de todos los inmuebles y no sólo el estar cerca o no a partir de una distancia de corte. Es probable que se estén dando los efectos contrapuestos argumentados por Chen et al. (1998) (Anexo A).

Recordando que el barrio de Retiro presentó una fuerte evidencia de autocorrelación entre los precios totales de sus inmuebles a diferencia de los otros barrios (Cuadro 5) y que Retiro cuenta con características bastante distintas a ellos (Anexo B), se decidió realizar la tres estimaciones anteriores (modelo con *Dummymetro*=1 para 500m y 300m y modelo con variables de distancias en km) para una muestra conformada sin Retiro, reduciéndola a 616 observaciones (Cuadro 11). El test de Multiplicador de Lagrange nuevamente consideró necesario incorporar las estimaciones de los dos tipos de parámetros espaciales. *Dummymetro* no fue significativa en ninguno de los modelos con dummies; bajo estos resultados, no existe evidencia del impacto negativo obtenido en las estimaciones con la muestra completa (tampoco de un efecto positivo).⁶⁶ Por otra parte, sin embargo, en el modelo con variables de localización medidas en km surgió una relación inversa significativa entre la cercanía al Metrobus y el precio de las viviendas, aunque sólo en el modelo SAC (Cuadro 11). Ello indica que cuanto más lejos se ubican las viviendas, menor es su precio, habiendo controlado por las demás variables. Las estimaciones de los dos tipos de parámetros espaciales fueron también significativas. Con ello, el efecto marginal total fue -0.045 y la elasticidad -0,0023. La elasticidad obtenida por Mendieta y Perdomo (2007) se ubicó entre -0,36 y -1.1, si bien en dicho trabajo la proximidad al BRT está medida en metros y acá en kilómetros. El coeficiente de *Km_a_metro* del modelo SAC estaría capturando, entonces, un efecto positivo por la accesibilidad al transporte en los barrios de San Nicolás, Monserrat, Constitución y San Telmo, acorde al de la literatura relacionada.

⁶⁶ No se alcanzó convergencia para el modelo con la dummy definida para 300m.

Ello evidencia que quienes valúan los inmuebles de Retiro, dadas las características del barrio, probablemente no consideren la proximidad al Metrobus un atributo relevante para elevar el precio de oferta puesto que la demanda quizás no esté dispuesta a pagar más por ese atributo si es que puede utilizar otros medios de transporte (sean propios o privados).

Cuadro 11: Estimaciones hedónicas para distintas definiciones de Dummymetro y para el modelo con distancias - Muestra sin Retiro - (616 obs.)

Variables	Dummymetro =1 si:						Modelo con Distancias			
	Distancia < 500m			Distancia < 300m			Variables	Modelo		
	SAR	SEM	SAC	SAR	SEM	SAC ⁽¹⁾		SAR	SEM	SAC
Supcubierta	0,0073*** (0,0004)	0,0074*** (0,0004)	0,0072*** (0,0004)	0,0073*** (0,0004)	0,0074*** (0,0004)	0,0074*** (0,0004)	Supcubierta	0,0074*** (0,0004)	0,0074*** (0,0004)	0,0072*** (0,0004)
Ambientes	0,1006*** (0,0130)	0,0991*** (0,0129)	0,1024*** (0,0131)	0,1000*** (0,0130)	0,0984*** (0,0130)	0,0984*** (0,0130)	Ambientes	0,1006*** (0,0130)	0,0982*** (0,0130)	0,1036*** (0,0131)
Baño	0,0276 (0,0230)	0,0181 (0,0234)	0,0391 (0,0243)	0,0289 (0,0231)	0,0202 (0,0233)	0,0204 (0,0233)	Baño	0,0190 (0,0229)	0,0111 (0,0230)	0,0308 (0,0235)
Antigüedad	-0,0012*** (0,0004)	-0,0011*** (0,0004)	-0,0013*** (0,0004)	-0,0012*** (0,0004)	-0,0011*** (0,0004)	-0,0011*** (0,0003)	Antigüedad	-0,0011*** (0,0004)	-0,0010*** (0,0004)	-0,0012*** (0,0004)
Cocheras	0,2406*** (0,0373)	0,2428*** (0,0373)	0,2328*** (0,0377)	0,2433*** (0,0374)	0,2462*** (0,0375)	0,2461*** (0,0375)	Cocheras	0,2375*** (0,0372)	0,2377*** (0,0374)	0,2297*** (0,0372)
Frente	0,0605*** (0,0184)	0,0635*** (0,0186)	0,0537*** (0,0191)	0,0610*** (0,0184)	0,0644*** (0,0187)	0,0642*** (0,0187)	Frente	0,0600*** (0,0184)	0,0627*** (0,0186)	0,0519*** (0,0187)
Ph	-0,0529 (0,0365)	-0,0486 (0,0364)	-0,0579 (0,0368)	-0,0537 (0,0362)	-0,0478 (0,0361)	-0,0480 (0,0361)	Ph	-0,0448 (0,0365)	-0,0426 (0,0362)	-0,0472 (0,0367)
Pileta	0,1507*** (0,0285)	0,1532*** (0,0282)	0,1464*** (0,0291)	0,1550*** (0,0291)	0,1584*** (0,0288)	0,1582*** (0,0288)	Pileta	0,1615*** (0,0286)	0,1602*** (0,0283)	0,1607*** (0,0289)
Avenida	0,0876*** (0,0201)	0,0890*** (0,0201)	0,0855*** (0,0202)	0,0877*** (0,0200)	0,0898*** (0,0200)	0,0898*** (0,0200)	Avenida	0,0905*** (0,0194)	0,0927*** (0,0192)	0,0864*** (0,0200)
Dummysubte	0,0191 (0,0258)	0,0270 (0,0260)	0,0100 (0,0263)	0,0199 (0,0252)	0,0261 (0,0257)	0,0261 (0,0256)	Km a subte	-0,0492 (0,0516)	-0,0437 (0,0624)	-0,0401 (0,0437)
Dummysplaza	-0,0179 (0,0212)	-0,0163 (0,0226)	-0,0223 (0,0197)	-0,0192 (0,0213)	-0,0173 (0,0226)	-0,0175 (0,0225)	Km a plaza	0,1136** (0,0483)	0,1070* (0,0588)	0,1086*** (0,0384)
Dummysescu	0,1040*** (0,0252)	0,0914*** (0,0280)	0,1203*** (0,0261)	0,1048*** (0,0250)	0,0936*** (0,0276)	0,0941*** (0,0274)	Km a escu	-0,3068*** (0,0988)	-0,2484** (0,1108)	-0,3757*** (0,0954)
Dummymetro	0,0003 (0,0202)	-0,0049 (0,0226)	0,0083 (0,0187)	-0,0211 (0,0286)	-0,0259 (0,0310)	-0,0257 (0,0309)	Km a metro	-0,0490 (0,0452)	-0,0148 (0,0533)	-0,0718* (0,0372)
Retiro	-	-	-	-	-	-	Retiro	-	-	-
San Nicolás	-0,0604* (0,0315)	-0,0571 (0,0421)	-0,0556** (0,0258)	-0,0584* (0,0313)	-0,0555 (0,0417)	-0,0564** (0,0411)	San Nicolás	-0,0659* (0,0348)	-0,0560 (0,0481)	-0,0593** (0,0282)
Constitución	-0,1537*** (0,0322)	-0,1813*** (0,0332)	-0,1284*** (0,0342)	-0,1489*** (0,0317)	-0,1767*** (0,0323)	-0,1764*** (0,0319)	Constitución	-0,1751*** (0,0333)	-0,1903*** (0,0376)	-0,1549*** (0,0322)
Monserrat	-0,0484* (0,0262)	-0,0453 (0,0350)	-0,0479** (0,0215)	-0,0465* (0,0261)	-0,0436 (0,0345)	-0,0446** (0,0341)	Monserrat	-0,0706** (0,0292)	-0,0555 (0,0419)	-0,0744*** (0,0241)
Constante	8,4010*** (0,8753)	10,7660*** (0,0447)	6,8877*** (1,2128)	8,4115*** (0,8730)	10,7595*** (0,0440)	10,6623	Constante	8,0988*** (0,8698)	10,8671*** (0,0592)	6,5885*** (0,9140)
Rho	0,2028*** (0,0754)		0,3319*** (0,1039)	0,2017*** (0,0753)		0,0084** (0,0038)	Rho	0,2417*** (0,0748)		0,3736*** (0,0788)
Lambda		0,3202** (0,1527)	-0,4165 (0,3070)		0,3198** (0,1513)	0,3043** (0,1521)	Lambda		0,3654** (0,1617)	-0,5289** (0,2491)
LR Test - Chi2:	7,7327***	4,3982**	13,0157***	7,1793***	4,4681**	8,3723**	LR Test - Chi2:	10,4516***	5,1030**	23,2004***

Fuente: Elaboración propia. Los valores en paréntesis indican los errores estándar de los parámetros estimados. Uno de ellos no pudo ser calculado por falta de convergencia en la estimación. Nota: ⁽¹⁾ La estimación por Máxima Verosimilitud no alcanzó convergencia. ***: 1% de significatividad; **: 5% de significatividad; *: 10% de significatividad.

Resta saber, entonces, si en el conjunto de datos que se separó –los 159 departamentos ubicados en Retiro– se logra capturar algún efecto. Los resultados presentados en el Cuadro 12 muestran que *Dummymetro*, con signo negativo, no fue significativa (en ambas definiciones de cercanía) y *Km_a_metro*, con un acorde signo positivo, tampoco lo fue. Es probable que el efecto negativo -eventualmente ambiental, aunque no significativo- del Metrobus en Retiro, haya compensado el efecto transporte percibido en los demás barrios al considerar la muestra completa. Dadas las características del barrio de Retiro reflejadas en precios de viviendas más altos al promedio de la Ciudad, de alguna manera se avala lo anteriormente mencionado: sus habitantes (probablemente de niveles socio-económicos altos) probablemente tengan menos interés por tener transporte público en la cercanía a su vivienda y, si lo tienen, puedan considerarse perjudicados por las externalidades negativas de un sistema de transporte como el Metrobus. No obstante, estas conjeturas no son estadísticamente significativas.

Además de las estimaciones presentadas, se han realizado otros ejercicios de análisis para poder comparar y confirmar o criticar algunos de los resultados obtenidos. Por ejemplo, se decidió utilizar otra forma funcional generalmente aceptada en las estimaciones hedónicas que es la lineal, aplicándola a toda la muestra bajo el modelo SAC, tanto para el caso con dummies como para el caso con distancias. Respecto de *Dummymetro* se obtuvo un impacto significativo promedio de -0,0101 indicando que los aspectos negativos de la implementación del Metrobus superan a los positivos, mientras que *Km_a_metro* no fue una variable significativa.⁶⁷

Como un ejercicio alternativo, se probó cambiar la distancia utilizada para definir cercanía o vecindad en la creación de la matriz de ponderadores binaria **W**, probando una distancia menor (300m en lugar de 500m) y una mayor (800m) en el modelo SAC, manteniendo la definición de *Dummymetro*=1 si las viviendas se encuentran a menos de 500m de distancia. Ante ambas definiciones de **W**, se obtuvo un impacto negativo significativo para *Dummymetro* (elasticidades de -0.0009 y -0,0010, respectivamente) y no significatividad para *Km_a_metro*.

Por último, se consideró utilizar otro tipo de matriz de ponderadores **W**: una matriz ya no binaria sino que cada elemento corresponda a la inversa de la distancia (*d*) entre los pares de observaciones *i* y *j*, es decir, $w_{ij} = 1/d(i, j)$. Con esta matriz,

⁶⁷ El efecto marginal de *Dummymetro* total fue de US\$ 3.084. Siendo US\$ 145.091 el precio total promedio de la muestra, los US\$ 3.084 corresponden al 2,1% del mismo.

aplicándola al modelo SAC, se obtuvo similares resultados: una elasticidad de -0.0010 para *Dummymetro* y no significatividad para *Km_a_metro*.

Cuadro 12: Estimaciones hedónicas para distintas definiciones de Dummymetro y para el modelo con distancias -Muestra del barrio de Retiro - (159 observac.)

Variables	Dummymetro =1 si:						Variables	Modelo con Distancias		
	Distancia < 500m			Distancia < 300m				Modelo		
	SAR	SEM	SAC	SAR	SEM	SAC		SAR	SEM	SAC ⁽¹⁾
Supcubierta	0,0061*** (0,0006)	0,0061*** (0,0006)	0,0058*** (0,0006)	0,0060*** (0,0006)	0,0061*** (0,0006)	0,0058*** (0,0006)	Supcubierta	0,0061*** (0,0006)	0,0064*** (0,0006)	0,0062*** (0,0009)
Ambientes	0,1799*** (0,0238)	0,1737*** (0,0238)	0,1829*** (0,0246)	0,1758*** (0,0239)	0,1676*** (0,0236)	0,1781*** (0,0250)	Ambientes	0,1707*** (0,0240)	0,1728*** (0,0259)	0,1812*** (0,0450)
Baño	-0,0537 (0,0410)	-0,0437 (0,0412)	-0,0420 (0,0413)	-0,0493 (0,0407)	-0,0368 (0,0408)	-0,0338 (0,0412)	Baño	-0,0548 (0,0408)	-0,0253 (0,0411)	-0,0251 (0,0000)
Antigüedad	0,0013 (0,0010)	0,0014 (0,0010)	0,0016 (0,0011)	0,0013 (0,0010)	0,0014 (0,0010)	0,0016 (0,0011)	Antigüedad	0,0017* (0,0010)	0,0025** (0,0010)	0,0024 (0,0066)
Cocheras	0,0749 (0,0797)	0,0660 (0,0803)	0,0705 (0,0787)	0,0787 (0,0792)	0,0652 (0,0801)	0,0662 (0,0778)	Cocheras	0,1503* (0,0792)	0,1047 (0,0797)	0,1037 (0,0797)
Frente	0,1354*** (0,0446)	0,1347*** (0,0449)	0,1295*** (0,0445)	0,1354*** (0,0444)	0,1370*** (0,0447)	0,1305*** (0,0443)	Frente	0,1382*** (0,0454)	0,1454*** (0,0452)	0,1453*** (0,0453)
Ph	-0,1189 (0,2632)	-0,2275 (0,2592)	-0,0466 (0,2705)	-0,1120 (0,2595)	-0,2084 (0,2587)	-0,0279 (0,2667)	Ph	-0,2392 (0,2649)	-0,3645 (0,2667)	-0,3307 (0,2822)
Pileta	-0,0187 (0,2583)	-0,0005 (0,2615)	-0,0085 (0,2537)	-0,0398 (0,2589)	-0,0298 (0,2630)	-0,0251 (0,2539)	Pileta	-0,0625 (0,2604)	0,0747 (0,2603)	0,0551 (0,3838)
Avenida	-0,1162* (0,0610)	-0,0615 (0,0548)	-0,1461* (0,0766)	-0,1050* (0,0624)	-0,0507 (0,0574)	-0,1493** (0,0760)	Avenida	-0,0976 (0,0647)	-0,1038 (0,0802)	-0,1174 (0,0842)
Dummysubte	0,0563 (0,0802)	0,0892 (0,0809)	-0,0551 (0,0912)	0,0371 (0,0841)	0,0636 (0,0814)	-0,0608 (0,0899)	Km_a_subte	0,1135 (0,1218)	0,1989*** (0,0664)	0,1752*** (0,0625)
Dummyplaza	0,2064** (0,0824)	0,2317*** (0,0831)	0,0869 (0,1011)	0,2167*** (0,0832)	0,2393*** (0,0833)	0,0957 (0,1036)	Km_a_plaza	0,3216 (0,2432)	0,7346*** (0,1798)	0,6857* (0,3642)
Dummyscu	0,0436 (0,0609)	0,0349 (0,0612)	0,0347 (0,0649)	0,0546 (0,0582)	0,0345 (0,0609)	0,0343 (0,0577)	Km_a_escu	-0,2918 (0,2597)	-0,2498 (0,2975)	-0,2045 (0,0000)
Dummymetro	-0,0083 (0,0617)	-0,0393 (0,0737)	-0,0395 (0,0570)	-0,0408 (0,0548)	-0,0332 (0,0580)	-0,0469 (0,0507)	Km_a_metro	0,0688 (0,1322)	0,0949 (0,1036)	0,0736 (0,1579)
Constante	6,0350*** (1,1838)	10,9605*** (0,1511)	5,4179*** (1,0132)	6,0680*** (1,0449)	10,9476*** (0,1570)	5,1752*** (0,8275)	Constante	7,8988*** (1,2564)	10,6096*** (0,0837)	9,9315 (0,0000)
Rho	0,4066*** (0,0966)		0,4616*** (0,0828)	0,4046*** (0,0863)		0,4809*** (0,0686)	Rho	0,2462** (0,1094)		0,0583** (0,0263)
Lambda		0,8346*** (0,1496)	-1,8018** (0,7129)		0,8501*** (0,1326)	-1,7926** (0,7643)	Lambda		-2,0718*** (0,6255)	-2,1246* (1,2649)
LR Test - Chi2:	17,7147***	31,1266***	37,5059***	21,9791***	41,1188***	52,2188***	LR Test - Chi2:	5,0687**	10,9700***	4,8943**

Fuente: Elaboración propia. Los valores en paréntesis indican los errores estándar de los parámetros estimados. Algunos de ellos no pudieron ser calculados por falta de convergencia en la estimación. Nota: ⁽¹⁾ La estimación por Máxima Verosimilitud no alcanzó convergencia. ***: 1% de significatividad; **: 5% de significatividad; *: 10% de significatividad.

A modo de resumen, en el Cuadro 13 se exhibe el signo de las variables *Dummymetro* y *Km_a_metro* cuando fueron significativas, para cada una de las estimaciones mencionadas.

Cuadro 13: Resumen de resultados de las variables de interés

Modelo con:	Forma Funcional	Variable de Interés	Matriz W	Muestra	Resultados*			
					SAR	SEM	SAC	
Dummies	Semilogarítmica (Log – Lin)	Dummymetro =1 a < 500m	Estandarizada. Vecinos: < 500m	Completa: 775 obs.	ns.	ns.	(-)	
Distancias		Km_a_metro (en km)			ns.	ns.	ns.	
Dummies		Dummymetro =1 a < 300m			(-)	(-)	(-)	
Dummies		Dummymetro =1 a < 500m		Estandarizada. Vecinos: < 500m	Sin Retiro: 616 obs.	ns.	ns.	ns.
Distancias		Km_a_metro (en km)				ns.	ns.	(-)
Dummies		Dummymetro =1 a < 300m				ns.	ns.	ns.
Dummies		Dummymetro =1 a < 500m			Retiro: 159 obs.	ns.	ns.	ns.
Distancias		Km_a_metro (en km)				ns.	ns.	ns.
Dummies		Dummymetro =1 a < 300m				ns.	ns.	ns.
Dummies	Lineal	Dummymetro =1 a < 500m	Estandarizada. Vecinos: < 300m	Completa: 775 obs.			(-)	
Distancias		Km_a_metro (en km)					ns.	
Dummies	Semilogarítmica (Log – Lin)	Dummymetro =1 a < 500m	Estandarizada. Vecinos: < 800m	Completa: 775 obs.			(-)	
Distancias		Km_a_metro (en km)					ns.	
Dummies		Dummymetro =1 a < 500m	Inversa (de la distancia)	Completa: 775 obs.			(-)	
Distancias		Km_a_metro (en km)					ns.	

Fuente: Elaboración propia. Nota: ^(*) Los signos presentados son los que resultaron significativos, al menos al 10% de significatividad; ns. = No significativa.

VI. Conclusiones finales

El propósito de este trabajo fue responder si, de la implementación de la red de transporte rápido de colectivos en la Ciudad Autónoma de Buenos Aires (CABA) - denominada Red de Metrobus-, el Metrobus 9 de Julio, en particular, tiene algún impacto o no en el precio de las viviendas cercanas al mismo. Para ello, se utilizó la metodología hedónica espacial con información pública obtenida del propio mercado inmobiliario, haciendo de este trabajo el primero en analizar dicho impacto desde esta metodología econométrica aplicada a la Ciudad de Buenos Aires.

El análisis espacial inicialmente implica descubrir si es realmente necesario aplicarlo a partir de la detección de autocorrelación espacial de la variable de interés (el precio total de los departamentos) como así también en los modelos de estimación (detectando autocorrelación espacial en el precio total, luego de haber controlado por las demás variables explicativas, o detectando autocorrelación espacial entre los errores del modelo por omisión de variables correlacionadas espacialmente).

Los resultados indicaron, por un lado, que existe autocorrelación espacial en los precios totales de los 775 departamentos estudiados y, por otro, que los modelos espaciales son más apropiados que el modelo básico de mínimos cuadrados ordinarios. Como resultado de los modelos espaciales que incluyen variables dummy como variables de localización, se observó que al definir cercanía al Metrobus cuando una vivienda está ubicada a menos de 500m de una estación (*Dummymetro*), dicha variable no fue significativa en los modelos SAR y SEM pero sí lo fue, y con signo negativo, en el modelo SAC (que captura ambos tipos de autocorrelación espacial). Ello refleja que los efectos ambientales molestos generados por los colectivos podrían contrarrestar los beneficios del acceso al transporte. Así surgió una elasticidad de -0.0009. Por su parte, en el modelo donde se utilizó distancias como variables de localización, la variable que medía la distancia al Metrobus en km (*Km_to_metro*) no fue significativa.

Se realizaron otros ejercicios como análisis de sensibilidad de estos resultados. Inicialmente, se observó que cuando se utilizó una distancia alternativa (300m) para definir *Dummymetro*, se obtuvo nuevamente un impacto negativo para las viviendas muy cercanas a las estaciones de Metrobus en todos los modelos espaciales.

Luego, usando la definición original de *Dummymetro*, se quitó de la muestra a las viviendas ubicadas en Retiro debido a que es un barrio con características bastante distintas a las de los demás barrios (precios de inmuebles bastante más altos y de características edilicias diferentes). Se realizaron la tres estimaciones anteriores (modelo

con *Dummymetro*=1 para 500m y 300m y modelo con variables de distancias en km) para la muestra conformada sin Retiro, reduciéndola a 616 observaciones (Cuadro 11)): en ese caso, *Dummymetro* no fue significativa para ninguna de las definiciones de proximidad, mientras que en el modelo con distancias medidas en km, la variable *Km_a_metro* permitió capturar un efecto transporte significativo: se obtuvo una elasticidad de -0,0023, demostrando que los departamentos más alejados valen menos, siendo comparable con la elasticidad obtenida por Mendieta y Perdomo (2007) de entre -0,36 y -1,1, si bien la proximidad la midieron en metros.

Posteriormente, se realizaron las mismas estimaciones para los inmuebles de Retiro únicamente, y ninguna de las variables de interés fue significativa. Es probable que el efecto negativo -eventualmente ambiental, aunque no significativo- del Metrobus en Retiro, haya compensado el efecto transporte percibido en los demás barrios al considerar la muestra completa.

Se probaron otros ejercicios y los resultados se asemejan a los obtenidos en los primeros modelos descriptos. La literatura reconoce que en las estimaciones hedónicas de los efectos marginales de las características pueden contraponer efectos contrarios para cada una de ellas, conduciendo a inestabilidades en los resultados. En los referidos al impacto de obras de infraestructura y transporte público sobre el mercado inmobiliario, se reconocen que los efectos ambientales nocivos como ruidos, vibraciones y otros, pueden llegar a neutralizar los beneficios que genera la accesibilidad al transporte público. En el caso del Metrobus 9 de Julio, es probable que buena parte de los beneficiados por ver reducidos sus tiempos de viaje no sean precisamente personas que viven en las cercanías de las estaciones, ya que por su trayecto circulan líneas de colectivo que provienen de diferentes lugares, no solo de CABA sino también del conurbano bonaerense. De hecho, el Gobierno de la Ciudad de Buenos Aires nunca hizo mención sobre algún estudio de impacto del Metrobus sobre el valor de las propiedades cercanas, sea positivo o negativo. Sería interesante investigar si en los demás trazados de la Red de Metrobus se mantienen o no los resultados aquí obtenidos.

Es posible que para otras zonas menos céntricas de la Ciudad, el efecto transporte aparezca con más claridad. En función de ello, sería interesante analizar -con suficiente información- si es posible capturar dicho efecto a partir del estudio de la implementación del Metrobus Juan B. Justo, de mayor extensión y, por ende, con un trazado que transita mayor cantidad de barrios de diversas características. A su vez,

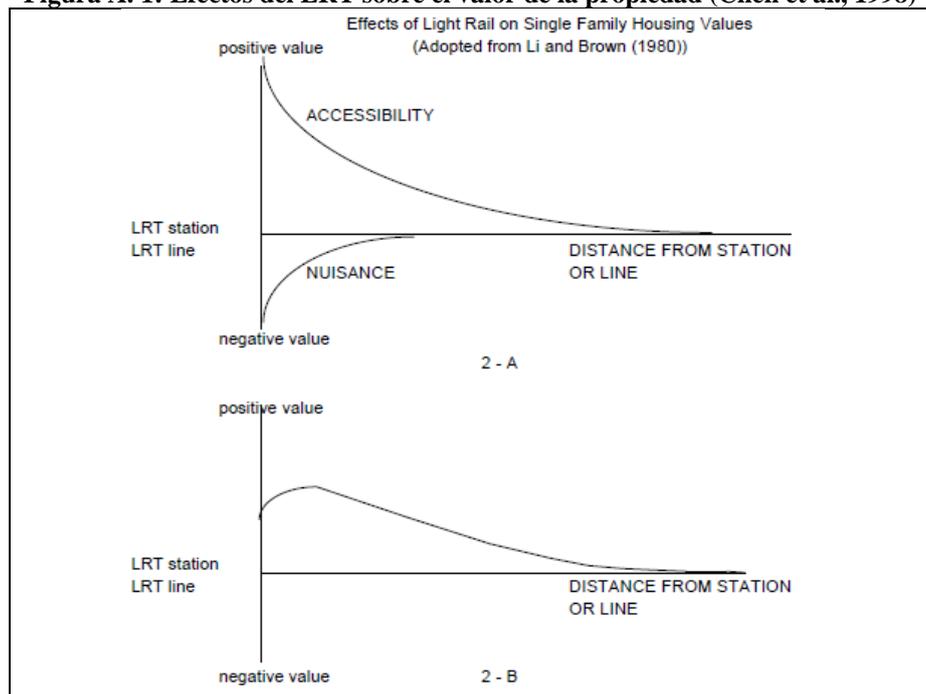
podría probarse la inclusión de efectos de distancia no lineales para todas las variables de localización, de manera de testear una mejor especificación del modelo ante la posibilidad de contar con mayor número de grados de libertad.

VII. Anexos

Anexo A. Efectos contrarios generados por los sistemas de transporte sobre la valuación de los inmuebles

Chen et al. (1998), encontraron que la proximidad a una línea de tren ligero (light rail transit, LRT) puede tener dos efectos de comportamiento contrario sobre el valor de las propiedades cercanas: por un lado, la accesibilidad al LRT puede incrementar el valor del inmueble por acceso al transporte, mientras que los efectos nocivos como el ruido y otras molestias pueden reducir el valor de la propiedad. Según ellos, no sólo estos efectos no son necesariamente lineales sino también que consideran que si sólo se incluye la distancia al LRT como variable explicativa de un modelo de precio hedónico de inmuebles, estos efectos se solaparían, perseverando el efecto transporte recién a unos cuantos cientos de metros (Figura A. 1).

Figura A. 1: Efectos del LRT sobre el valor de la propiedad (Chen et al., 1998)



Fuente: Chen et al. (1998)

Por ello proponen, en la medida que los datos lo permitan, incorporar una variable proxy al modelo de cada uno de los efectos agregando el cuadrado de las mismas, para obtener resultados insesgados del efecto acceso al transporte. Ellos utilizan la distancia lineal entre la propiedad y la estación más cercana como proxy del efecto transporte y la distancia más corta entre cada propiedad y la vía o línea por la que transita el LRT como proxy de los efectos molestos del transporte. Es así como

encuentran que el precio de los inmuebles decrece con la distancia a una estación de LRT pero a una tasa decreciente y que los precios se incrementan con la distancia a las vías del LRT pero el efecto desaparece rápidamente (en concordancia con la Figura A. 1), a partir de lo cual prevalece el efecto accesibilidad al transporte.

Anexo B. Breve reseña de los barrios de la muestra

Los barrios de Retiro, San Nicolás, Monserrat, Constitución y San Telmo integran la Comuna 1 de la Ciudad de Buenos Aires, junto con el barrio de Puerto Madero (el cual no forma parte de la muestra en estudio). La zona conformada por estos barrios cuenta con importantes arterias de tránsito entre las cuales se encuentra la Av. 9 de Julio y con dos centros de transporte público ferroviario de gran envergadura, las estaciones de Retiro y Constitución, las cuales conectan a la periferia de CABA con el centro administrativo financiero del país y entre las cuales, también, se extiende la línea C de subterráneos.

En la comuna 1 se desarrollan diversas actividades; más del 70% del empleo de la comuna se concentra en la provisión de servicios (GCBA, 2014). Por un lado, el micro y macrocentro (que abarcan parte de Retiro y San Nicolás) se especializan en la actividad relacionada con los servicios administrativos y financieros públicos y privados y la administración pública Nacional y Municipal. En el resto de la comuna se destacan las actividades gastronómicas y la hotelería brindados al turismo.⁶⁸ Por otra parte, en Monserrat, San Telmo y Constitución se localizan mayormente las actividades productivas.

Asimismo, los barrios de Retiro, San Nicolás, y San Telmo se caracterizan por haber sido, en términos históricos, parte fundamental del origen político y socio-económico de CABA. Es por ello que es posible encontrar una mixtura tanto de construcciones antiguas consideradas patrimonio histórico-cultural como edificios basados en la arquitectura moderna, sean residenciales o no, como reflejo del desarrollo de la actividad económica de la zona. De hecho, la densidad de la población es bastante más baja al este de la Av. 9 de Julio donde se concentra la mayor parte de la actividad económica mencionada, si bien crece notablemente hacia el sur en el barrio de San Telmo donde se incrementa la cantidad de construcciones residenciales (GCBA, 2014).

La distribución de departamentos destinados a vivienda predomina en los barrios de Monserrat, San Nicolás y Retiro, destacándose este último por la mayor altura de los

⁶⁸ La comuna registra el 44.8% del total de hoteles turísticos de CABA (GCBA, 2014).

edificios, por no contar con edificaciones abandonadas y por no contar, prácticamente, con lotes (es decir, terrenos sin construcción) (GCBA, 2014). En 2013 y 2014, además, la comuna presentó 93 y 196 permisos para edificar vivienda nueva, respectivamente. En 2013 los permisos se registraron en Monserrat, Retiro y San Telmo (viviendas tanto sencillas como lujosas y suntuosas –estas últimas en Retiro-), mientras que en 2014 se registraron en Constitución, San Nicolás y San Telmo (sencillas, lujosas y suntuosas – las últimas en San Nicolás y San Telmo) (GCBA, 2014).

Por otra parte, cabe destacar que según un informe del Gobierno de CABA en el que se compara el grado de dinamismo constructivo de cada barrio con el valor promedio de sus inmuebles, los barrios de Retiro y San Nicolás se encuentran entre aquellos con una baja dinámica constructiva pero precios de venta por encima del promedio de la Ciudad. Tales características son asociadas, en el informe, a la baja disponibilidad de terrenos en los barrios mencionados y la importante cantidad de m² ya construidos (GCBA, 2010).

Anexo C. Cálculo de los efectos marginales en los modelos hedónicos espaciales

LeSage y Pace (2009) propusieron medidas resumen de los distintos tipos de impacto posibles en las estimaciones de modelos espaciales: el impacto directo, el total y el indirecto, promedios. Para calcularlos, LeSage y Pace parten de la forma reducida del modelo SAC (ecuación 3), la cual, a su vez, puede reescribirse como (14):

$$\mathbf{P} = \sum_{r=1}^{k_1+k_2} S_r(\mathbf{W}) \cdot x_r + V(\mathbf{W}) \cdot (\mathbf{I} - \lambda \mathbf{W})^{-1} \cdot \mathbf{u} \quad (14)$$

donde r es cada una de las variables explicativas del modelo, $S_r(\mathbf{W})$ -una matriz en función de \mathbf{W} - que se define como $S_r(\mathbf{W}) = (\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})^{-1} \cdot \mathbf{I} \cdot \beta_r$, y $V(\mathbf{W})$ -otra matriz en función de \mathbf{W} - es definida como $V(\mathbf{W}) = (\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})^{-1}$ (LeSage y Pace, 2009).

Ahora bien, la derivada parcial del precio de la vivienda i con respecto a un cambio en una variable explicativa para la vivienda j , x_{jr} , podrá no ser cero, además que la derivada parcial del precio de la vivienda i con respecto a x_{jr} ya no será sólo β_r . El cambio de una variable explicativa para una vivienda en particular impactará, entonces, tanto a su propio precio como potencialmente a los precios de las demás viviendas vecinas. Para una mejor comprensión de los posibles efectos, LeSage y Pace (2009) sugirieron las siguientes medidas resumen:

- *Impacto directo promedio:* el impacto de los cambios en la observación i de x_r sobre el precio de i se puede resumir por el promedio $S_r(\mathbf{W})_{ii} = \hat{\partial}p_i/\partial x_{ir}$, el cual surge de la traza de $S_r(\mathbf{W})$ como $n^{-1}.tr(S_r(\mathbf{W}))$, siendo tr el operador traza de una matriz. Este resultado es similar al que surgiría de un coeficiente típico de regresión al promediar la respuesta de la variable dependiente a los cambios en la variable explicativa (de ahí que sus valores se asemejen a los β_i obtenidos) (LeSage y Pace, 2009).
- *Impacto total promedio hacia una observación:* la suma de cada fila i de la matriz $S_r(\mathbf{W})$ representa el impacto total sobre el precio en i de cambios en x_r en una misma cantidad para todas las observaciones. El impacto total promedio será $n^{-1}t_n' S_r(\mathbf{W})t_n = n^{-1}t_n' c_r$, donde t_n es un vector de unos y c_r es un vector columna igual a $S_r(\mathbf{W})t_n$. De esta manera se reproduce que los cambios en las viviendas vecinas puedan influenciar a una vivienda en particular i .
- *Impacto total promedio desde una observación:* la suma de cada columna j de la matriz $S_r(\mathbf{W})$ representará el impacto total para todos los precios i de un cambio en x_r por una cantidad en la observación j . El promedio será $n^{-1}t_n' S_r(\mathbf{W})t_n = n^{-1}r_r' t_n$, donde r_r es un vector fila igual a $t_n' S_r(\mathbf{W})$. Así se reproduce, también, que los cambios en una vivienda j afectan a todas las viviendas vecinas.

Cuando se promedian todos los impactos, sea desde una observación o hacia una observación, se obtienen los mismos resultados, por lo que el impacto total promedio es el promedio de todas las derivadas de p_i con respecto a x_{jr} , para cualquier i y j .

- *Impacto indirecto promedio:* es la diferencia entre el impacto total promedio el impacto directo promedio.

Pace y LeSage (2006) señalan que en un modelo SAC los impactos totales se interpretarán de igual manera que los del modelo SAR, ya que el proceso autorregresivo de los errores no entra en el cálculo de las derivadas parciales. Es por ello que el efecto marginal de un modelo SEM se interpretará de igual manera que en un modelo estimado por MCO.

Anexo D. Test I de Moran Local – Muestra completa

Cuadro 14: Medición de Autocorrelación Espacial Local del Precio Total – I de Moran

Id	I de Moran Local	P-value	Id	I de Moran Local	P-value	Id	I de Moran Local	P-value	Id	I de Moran Local	P-value	Id	I de Moran Local	P-value	Id	I de Moran Local	P-value
342	-1.028	0.000	367	-0.056	0.691	140	0.021	0.849	445	0.085	0.437	693	0.156	0.210	352	0.252	0.046
406	-0.741	0.000	363	-0.05	0.702	106	0.018	0.848	704	0.079	0.436	770	0.121	0.210	685	0.253	0.045
179	-0.595	0.000	297	-0.041	0.710	66	0.027	0.846	319	0.085	0.434	627	0.096	0.210	410	0.159	0.044
666	-0.483	0.000	5	-0.08	0.718	8	0.028	0.844	337	0.051	0.432	230	0.166	0.207	136	0.242	0.044
674	-0.561	0.000	705	-0.037	0.732	712	0.023	0.844	184	0.128	0.430	517	0.092	0.207	631	0.156	0.043
659	-0.474	0.000	391	-0.067	0.766	418	0.029	0.843	207	0.128	0.430	538	0.092	0.207	680	0.257	0.041
34	-0.55	0.000	173	-0.041	0.768	414	0.029	0.843	204	0.128	0.429	511	0.092	0.207	519	0.152	0.038
658	-0.442	0.000	170	-0.021	0.770	60	0.023	0.838	182	0.128	0.429	533	0.092	0.207	499	0.133	0.036
664	-0.43	0.000	556	-0.055	0.796	494	0.02	0.835	346	0.055	0.427	527	0.092	0.207	358	0.269	0.034
663	-0.424	0.000	41	-0.051	0.809	419	0.031	0.830	344	0.055	0.427	698	0.158	0.204	9	0.23	0.034
668	-0.412	0.000	296	-0.027	0.811	417	0.031	0.830	235	0.101	0.423	586	0.259	0.202	469	0.282	0.030
256	-0.416	0.000	211	-0.021	0.826	57	0.026	0.829	236	0.101	0.423	341	0.083	0.201	639	0.272	0.029
257	-0.416	0.000	260	-0.024	0.829	314	0.019	0.827	429	0.092	0.423	563	0.132	0.200	237	0.278	0.029
662	-0.406	0.000	62	-0.046	0.830	576	0.034	0.824	277	0.152	0.422	93	0.235	0.200	108	0.169	0.028
665	-0.4	0.000	134	-0.029	0.831	713	0.026	0.824	205	0.13	0.422	86	0.235	0.200	466	0.287	0.027
714	-0.395	0.000	75	-0.025	0.835	174	0.029	0.823	691	0.132	0.421	292	0.28	0.198	470	0.287	0.027
477	-0.355	0.000	76	-0.025	0.835	504	0.029	0.811	181	0.131	0.421	756	0.247	0.194	368	0.153	0.027
480	-0.355	0.000	677	-0.026	0.843	300	0.022	0.804	197	0.132	0.417	125	0.13	0.194	356	0.28	0.026
17	-0.366	0.000	3	-0.038	0.849	61	0.029	0.802	187	0.132	0.417	498	0.086	0.193	228	0.256	0.026
18	-0.371	0.000	81	-0.015	0.865	328	0.03	0.794	200	0.134	0.409	338	0.086	0.192	584	0.314	0.026
19	-0.326	0.000	325	-0.020	0.873	212	0.023	0.792	180	0.134	0.409	635	0.1	0.192	465	0.297	0.022
657	-0.345	0.000	42	-0.034	0.874	413	0.035	0.791	548	0.069	0.404	353	0.165	0.189	218	0.146	0.020
303	-0.365	0.000	724	-0.017	0.875	609	0.021	0.778	128	0.095	0.403	149	0.087	0.188	245	0.265	0.019
478	-0.327	0.000	723	-0.017	0.875	641	0.03	0.777	730	0.057	0.403	315	0.123	0.185	84	0.153	0.019
479	-0.327	0.000	54	-0.023	0.878	263	0.054	0.771	732	0.057	0.403	542	0.097	0.183	468	0.303	0.019
258	-0.341	0.000	495	-0.016	0.886	422	0.044	0.765	343	0.054	0.401	515	0.097	0.183	355	0.295	0.019
669	-0.324	0.000	725	-0.011	0.901	449	0.036	0.759	69	0.082	0.400	543	0.097	0.183	223	0.153	0.019
305	-0.343	0.000	711	-0.019	0.904	331	0.022	0.755	201	0.138	0.394	512	0.097	0.183	166	0.151	0.018
123	-0.694	0.001	428	-0.014	0.906	189	0.05	0.752	203	0.138	0.394	535	0.097	0.183	24	0.269	0.017
716	-0.314	0.001	298	-0.013	0.911	255	0.033	0.752	577	0.121	0.385	111	0.164	0.183	683	0.333	0.015
744	-0.364	0.001	348	-0.009	0.918	606	0.027	0.746	151	0.058	0.380	114	0.164	0.183	467	0.317	0.015
739	-0.351	0.002	676	-0.014	0.922	678	0.052	0.743	124	0.087	0.380	70	0.142	0.181	684	0.336	0.014
251	-0.318	0.002	496	-0.007	0.929	97	0.05	0.742	522	0.064	0.380	537	0.099	0.176	729	0.171	0.013
474	-0.269	0.002	103	-0.033	0.932	753	0.041	0.739	567	0.092	0.372	510	0.099	0.176	682	0.297	0.013
105	-0.407	0.002	178	-0.010	0.939	507	0.021	0.738	89	0.163	0.371	525	0.099	0.176	22	0.277	0.011
481	-0.257	0.003	209	-0.015	0.941	626	0.026	0.721	443	0.09	0.370	536	0.099	0.176	405	0.213	0.009
247	-0.424	0.003	208	-0.012	0.955	636	0.026	0.721	551	0.076	0.362	634	0.104	0.175	581	0.254	0.009
742	-0.321	0.004	427	-0.006	0.963	762	0.055	0.712	421	0.13	0.362	161	0.091	0.170	227	0.175	0.008
573	-0.364	0.004	766	-0.008	0.963	722	0.058	0.705	318	0.099	0.359	349	0.092	0.169	731	0.185	0.007
574	-0.364	0.004	254	-0.007	0.964	332	0.026	0.704	630	0.071	0.355	109	0.105	0.167	371	0.187	0.006
408	-0.228	0.005	755	-0.006	0.974	102	0.141	0.703	288	0.202	0.352	578	0.192	0.167	23	0.31	0.005
475	-0.238	0.006	279	-0.005	0.986	91	0.07	0.700	194	0.151	0.352	221	0.09	0.165	357	0.361	0.005
660	-0.236	0.008	4	-0.007	0.994	87	0.07	0.700	198	0.151	0.352	321	0.151	0.165	359	0.369	0.004

Cuadro 14: Medición de Autocorrelación Espacial Local del Precio Total – I de Moran

Id	I de Moran Local	P-value	Id	I de Moran Local	P-value	Id	I de Moran Local	P-value	Id	I de Moran Local	P-value	Id	I de Moran Local	P-value	Id	I de Moran Local	P-value
764	-0.495	0.009	557	-0.002	0.997	365	0.049	0.693	186	0.151	0.352	523	0.102	0.162	220	0.195	0.003
35	-0.252	0.016	440	-0.001	0.998	607	0.034	0.692	192	0.151	0.352	528	0.102	0.162	302	0.292	0.002
217	-0.154	0.016	559	0.000	0.996	213	0.035	0.690	430	0.107	0.351	544	0.102	0.162	672	0.324	0.002
575	-0.31	0.016	462	0.000	0.995	450	0.046	0.690	196	0.152	0.351	524	0.102	0.162	226	0.215	0.001
80	-0.181	0.016	461	0.000	0.995	104	0.053	0.681	231	0.15	0.349	541	0.102	0.162	20	0.289	0.001
585	-0.469	0.022	240	0.000	0.995	681	0.047	0.680	83	0.069	0.344	617	0.108	0.160	409	0.274	0.001
171	-0.153	0.022	241	0.000	0.995	11	0.047	0.678	280	0.181	0.342	113	0.174	0.158	448	0.432	0.000
14	-0.321	0.024	45	0.001	0.994	295	0.053	0.671	597	0.134	0.341	148	0.094	0.158	446	0.432	0.000
426	-0.226	0.038	101	0.001	0.992	294	0.053	0.671	202	0.156	0.337	177	0.199	0.154	719	0.434	0.000
717	-0.196	0.041	63	0.000	0.991	629	0.032	0.667	122	0.243	0.335	436	0.149	0.153	715	0.403	0.000
306	-0.181	0.057	239	0.001	0.989	583	0.051	0.663	274	0.186	0.328	154	0.095	0.153	25	0.504	0.000
579	-0.204	0.061	565	0.000	0.989	761	0.065	0.663	598	0.138	0.326	339	0.094	0.151	745	0.5	0.000
476	-0.163	0.062	373	0.000	0.987	214	0.038	0.661	616	0.075	0.325	706	0.164	0.149	737	0.537	0.000
12	-0.264	0.064	361	0.001	0.986	335	0.028	0.659	569	0.103	0.322	709	0.201	0.149	29	0.574	0.000
15	-0.264	0.064	775	0.001	0.986	752	0.055	0.659	566	0.103	0.322	588	0.294	0.147	33	0.433	0.000
119	-0.149	0.076	50	0.005	0.986	605	0.038	0.658	564	0.102	0.314	615	0.112	0.146	40	0.649	0.000
396	-0.166	0.088	457	0.001	0.985	433	0.053	0.652	246	0.114	0.314	702	0.169	0.146	38	0.621	0.000
395	-0.166	0.088	727	0.000	0.983	126	0.045	0.649	710	0.14	0.313	88	0.27	0.140	736	0.655	0.000
447	-0.211	0.091	728	0.000	0.983	127	0.045	0.648	645	0.144	0.313	71	0.158	0.139	28	0.713	0.000
718	-0.175	0.094	324	0.002	0.983	266	0.048	0.648	546	0.085	0.308	437	0.155	0.138	386	0.625	0.000
252	-0.171	0.095	459	0.002	0.982	562	0.057	0.647	550	0.085	0.307	423	0.163	0.138	661	0.617	0.000
142	-0.173	0.117	43	0.007	0.982	487	0.057	0.642	273	0.195	0.305	398	0.143	0.135	394	0.689	0.000
13	-0.221	0.122	748	0.003	0.975	412	0.054	0.642	121	0.09	0.305	90	0.276	0.132	21	0.799	0.000
16	-0.154	0.138	749	0.003	0.975	675	0.058	0.639	500	0.066	0.304	150	0.101	0.129	307	0.698	0.000
185	-0.243	0.141	558	0.005	0.970	1	0.088	0.635	589	0.269	0.304	334	0.101	0.127	746	0.853	0.000
692	-0.245	0.143	53	0.012	0.969	73	0.065	0.634	582	0.126	0.299	229	0.178	0.123	444	0.849	0.000
392	-0.147	0.153	52	0.013	0.968	502	0.035	0.623	183	0.169	0.298	638	0.192	0.122	741	0.974	0.000
726	-0.108	0.157	439	0.005	0.968	622	0.038	0.616	206	0.169	0.298	158	0.103	0.120	738	0.979	0.000
572	-0.182	0.157	49	0.013	0.966	139	0.075	0.616	613	0.08	0.297	157	0.103	0.120	393	0.849	0.000
571	-0.182	0.157	94	0.024	0.964	740	0.055	0.615	547	0.088	0.294	216	0.096	0.120	743	0.996	0.000
442	-0.153	0.157	44	0.016	0.962	561	0.063	0.613	503	0.17	0.290	284	0.271	0.118	399	0.882	0.000
143	-0.154	0.163	690	0.006	0.961	141	0.059	0.611	769	0.109	0.286	293	0.334	0.117	671	0.972	0.000
491	-0.199	0.189	455	0.006	0.961	345	0.035	0.605	316	0.154	0.284	733	0.107	0.117	378	1.216	0.000
146	-0.097	0.191	261	0.004	0.961	593	0.06	0.597	568	0.112	0.283	135	0.204	0.112	322	1.138	0.000
370	-0.087	0.213	259	0.004	0.961	594	0.06	0.597	490	0.161	0.282	735	0.14	0.112	667	0.881	0.000
670	-0.107	0.233	48	0.017	0.959	415	0.079	0.592	215	0.073	0.277	156	0.106	0.111	308	0.898	0.000
301	-0.113	0.236	51	0.017	0.959	591	0.056	0.591	699	0.135	0.275	153	0.106	0.111	400	1.028	0.000
772	-0.135	0.239	46	0.017	0.958	424	0.056	0.589	618	0.084	0.272	160	0.106	0.110	379	1.39	0.000
485	-0.284	0.265	454	0.009	0.957	411	0.063	0.589	700	0.137	0.268	92	0.294	0.109	374	1.425	0.000
268	-0.12	0.273	688	0.007	0.954	138	0.082	0.585	696	0.137	0.268	133	0.183	0.108	403	3.128	0.000
771	-0.123	0.285	689	0.007	0.954	642	0.064	0.575	640	0.138	0.268	600	0.259	0.107	747	1.421	0.000
473	-0.096	0.305	604	0.006	0.954	65	0.095	0.574	768	0.113	0.268	637	0.202	0.105	397	1.185	0.000
472	-0.096	0.305	463	0.007	0.951	369	0.038	0.572	508	0.074	0.265	130	0.161	0.105	451	2.138	0.000
703	-0.12	0.309	47	0.022	0.947	611	0.043	0.568	757	0.212	0.264	763	0.16	0.101	323	1.546	0.000
309	-0.088	0.334	275	0.012	0.945	570	0.059	0.568	767	0.115	0.260	734	0.114	0.095	402	3.476	0.000
649	-0.152	0.338	276	0.012	0.945	82	0.047	0.566	270	0.138	0.259	435	0.177	0.095	401	1.817	0.000

Cuadro 14: Medición de Autocorrelación Espacial Local del Precio Total – I de Moran

Id	I de Moran Local	P-value	Id	I de Moran Local	P-value	Id	I de Moran Local	P-value	Id	I de Moran Local	P-value	Id	I de Moran Local	P-value	Id	I de Moran Local	P-value
486	-0.232	0.362	460	0.009	0.941	432	0.071	0.548	238	0.144	0.256	407	0.126	0.095	384	1.444	0.000
163	-0.059	0.369	560	0.008	0.939	299	0.063	0.548	77	0.079	0.255	222	0.109	0.093	404	4.52	0.000
650	-0.139	0.380	464	0.009	0.938	176	0.085	0.547	27	0.129	0.250	131	0.186	0.093	453	2.912	0.000
653	-0.139	0.380	603	0.01	0.932	175	0.085	0.547	26	0.129	0.250	132	0.186	0.093	673	1.798	0.000
648	-0.139	0.380	602	0.011	0.926	155	0.04	0.544	520	0.084	0.250	707	0.182	0.092	383	1.724	0.000
652	-0.139	0.380	458	0.012	0.925	110	0.088	0.538	516	0.084	0.250	234	0.211	0.087	30	1.703	0.000
441	-0.094	0.386	262	0.024	0.920	760	0.093	0.537	545	0.084	0.250	601	0.276	0.086	654	3.436	0.000
644	-0.124	0.392	750	0.028	0.917	765	0.163	0.532	518	0.084	0.250	599	0.276	0.086	656	1.764	0.000
271	-0.106	0.393	326	0.012	0.909	336	0.041	0.523	531	0.084	0.250	354	0.217	0.084	482	2.024	0.000
118	-0.106	0.413	347	0.007	0.909	333	0.042	0.522	129	0.107	0.248	687	0.330	0.084	376	2.955	0.000
168	-0.052	0.428	387	0.018	0.908	364	0.081	0.518	549	0.097	0.247	162	0.110	0.083	37	2.693	0.000
78	-0.057	0.440	79	0.007	0.908	655	0.057	0.517	643	0.165	0.246	165	0.110	0.083	553	4.131	0.000
164	-0.051	0.443	529	0.007	0.907	340	0.042	0.515	514	0.085	0.241	320	0.190	0.081	31	2.239	0.000
509	-0.053	0.448	456	0.015	0.905	759	0.099	0.513	290	0.256	0.239	317	0.190	0.081	312	3.630	0.000
647	-0.109	0.454	210	0.013	0.901	501	0.047	0.513	366	0.179	0.239	267	0.192	0.074	483	2.541	0.000
350	-0.068	0.459	327	0.014	0.896	278	0.124	0.511	708	0.129	0.238	232	0.214	0.072	304	2.724	0.000
774	-0.068	0.459	416	0.019	0.894	96	0.102	0.510	272	0.131	0.238	632	0.139	0.070	36	3.356	0.000
646	-0.102	0.481	10	0.014	0.894	99	0.102	0.510	68	0.115	0.237	595	0.211	0.069	554	5.039	0.000
100	-0.111	0.503	492	0.017	0.891	98	0.103	0.507	619	0.091	0.235	115	0.202	0.068	552	6.070	0.000
144	-0.046	0.544	351	0.016	0.891	281	0.126	0.506	625	0.091	0.235	592	0.212	0.068	385	3.122	0.000
117	-0.074	0.569	243	0.016	0.888	590	0.175	0.503	534	0.087	0.232	610	0.141	0.067	311	4.611	0.000
188	-0.093	0.577	72	0.019	0.886	505	0.05	0.500	539	0.087	0.232	587	0.372	0.067	555	6.401	0.000
147	-0.042	0.578	721	0.038	0.884	283	0.129	0.495	540	0.087	0.232	580	0.193	0.065	452	6.477	0.000
651	-0.089	0.578	720	0.038	0.884	64	0.118	0.488	513	0.087	0.232	621	0.142	0.064	382	4.474	0.000
191	-0.09	0.587	389	0.031	0.884	420	0.099	0.485	521	0.087	0.232	679	0.233	0.064	380	4.475	0.000
195	-0.089	0.592	58	0.017	0.883	362	0.075	0.484	526	0.087	0.232	224	0.123	0.061	381	4.475	0.000
225	-0.037	0.595	438	0.022	0.882	330	0.050	0.483	145	0.086	0.231	628	0.145	0.059	32	3.479	0.000
269	-0.061	0.620	244	0.017	0.881	169	0.044	0.483	287	0.263	0.228	372	0.128	0.059	39	5.964	0.000
488	-0.061	0.620	253	0.019	0.880	167	0.044	0.483	285	0.263	0.228	612	0.147	0.057	484	4.695	0.000
497	-0.034	0.626	390	0.033	0.874	758	0.095	0.481	291	0.263	0.228	620	0.148	0.055	310	5.251	0.000
190	-0.08	0.631	55	0.019	0.872	250	0.075	0.472	112	0.149	0.225	608	0.148	0.055	313	7.288	0.000
493	-0.058	0.635	360	0.021	0.869	6	0.168	0.464	289	0.266	0.222	107	0.134	0.054	265	9.675	0.000
120	-0.043	0.636	242	0.019	0.867	7	0.168	0.464	286	0.268	0.218	85	0.245	0.054	773	9.675	0.000
282	-0.092	0.637	59	0.020	0.861	249	0.077	0.460	694	0.154	0.216	623	0.149	0.052	375	9.911	0.000
751	-0.107	0.639	329	0.020	0.861	67	0.073	0.449	697	0.154	0.216	686	0.278	0.052	377	9.911	0.000
116	-0.06	0.646	506	0.011	0.859	425	0.081	0.446	701	0.154	0.216	219	0.122	0.052	264	12.418	0.000
471	-0.053	0.663	56	0.021	0.857	434	0.084	0.443	695	0.154	0.215	2	0.305	0.051			
152	-0.03	0.668	388	0.030	0.855	137	0.116	0.441	596	0.172	0.211	614	0.151	0.050			
489	-0.052	0.675	172	0.023	0.855	248	0.081	0.441	530	0.091	0.211	624	0.152	0.048			
74	-0.048	0.686	431	0.020	0.852	193	0.126	0.437	532	0.091	0.211	633	0.153	0.046			
95	-0.043	0.686	754	0.023	0.851	199	0.126	0.437	159	0.083	0.210	233	0.237	0.046			

Fuente: Elaboración propia

VIII. Bibliografía

Anselin, L., 2009. “Thirty years of Spatial Econometrics”, *GeoDa Center for Geospatial Analysis and Computation*, Arizona State University, Working Paper 2009-02.

Anselin, L., y N. Lozano-Gracia, 2009. “Spatial hedonic models”, en *Palgrave handbook of econometrics*, Palgrave Macmillan, UK, pp. 1213-1250.

Anselin, L., 2001. “Rao's score test in spatial econometrics”, *Journal of Statistical Planning and Inference*, 97, pp. 113-139.

Anselin, L., Bera, A., Florax, R. y M. Yoon, 1996. Simple diagnostic tests for spatial dependence, *Regional Science and Urban Economics*, 26, pp. 77-104.

Anselin, L., 1995. “Local Indicators of Spatial Association – LISA”, *Geographical Analysis*, 27 (2), Ohio State University Press, pp. 93–115.

Anselin, L., 1992. “Spatial Data Analysis With GIS: An Introduction to Application in the Social Sciences”, National Center for Geographic Information and Analysis, University of California, Technical Report 92-10.

Anselin, L., 1989. “What is Special About Spatial Data?” *Alternative Perspectives on Spatial Data Analysis*, 89(4).

Anselin, L., 1988a. *Spatial Econometrics: methods and models*. Kluwer, Dordrecht.

Anselin, L., 1988b. Lagrange multiplier test diagnostics for spatial dependence and heterogeneity, *Geographical Analysis*, 20, pp. 1-17.

Armstrong, R. y D. Rodríguez, 2006. “An evaluation of the accessibility benefits of commuter rail in eastern Massachusetts using spatial hedonic price functions”. *Transportation*, 33(1), pp. 21-43.

Baltagi, B. , Song, S. , Jung, B. , y W. Koh, 2007. “Testing for serial correlation, spatial autocorrelation and random effects using panel data”, *Journal of Econometrics*, 140, pp. 5-51.

Bartels, C. y R. Ketellapper, 1979. *Exploratory and Explanatory Analysis of Spatial Data*, Martinus Nijhoff, Boston.

Basu, S. y T. Thibodeau, 1998. “Analysis of spatial autocorrelation in housing prices”. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, 17, pp. 61-85.

- Bennett, R., 1979. *Spatial Time Series*. Pion, London.
- Can, A., 1992. "Specification and Estimation of Hedonic Housing Price Models", *Regional Science and Urban Economics*, 22: 453-474.
- Chen, H., Rufolo, A. y K. Dueker, 1998. "Measuring the impact of light rail systems on single-family homes: a hedonic approach with geographic information system application", *Transportation Research Record*, 1617, pp. 38-43.
- Dubin, R., Pace, R y T. Thibodeau, 1999. Spatial autoregression techniques for real estate data, *Journal of Real Estate Literature*, 7, pp.79-95.
- Elhorst, J., 2014. *Spatial Econometrics*, Springer Briefs in Regional Science.
- GCBA, 2014. Comuna 1 – Informe Territorial. Ministerio de Desarrollo Urbano, Secretaría de Planeamiento, Gobierno de la Ciudad de Buenos Aires.
- GCBA, 2010. Atlas II. Atlas de Indicadores de Desarrollo Urbano de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires, Ministerio de Desarrollo Urbano, Subsecretaría de Planeamiento, Gobierno de la Ciudad de Buenos Aires.
- Geary, R., 1954. "The Contiguity Ratio and Statistical Mapping", *The Incorporated Statistician*, 5, No. 3, pp.: 115-117+129-146.
- Getis, A. y J. Aldstadt, 2004. "Constructing the Spatial Weights Matrix Using a Local Statistic", *Geographical Analysis*, 36, 2, pp. 90-104.
- Getis, A. y J. Ord, 1992. "The Analysis of Spatial Association by Use of Distance Statistics", *Geophysical Analysis*, 24, No. 3, pp.: 189-206.
- Goodchild, M., 1986. *Spatial Autocorrelation*, CATMOG 47, Geo Books, Norwich, UK.
- Ibeas, Á., Cordera, R., dell'Olio, L., Coppola, P., y A. Domínguez, 2012. "Modelling transport and real-estate values interactions in urban systems", *Journal of Transport Geography*, 24, pp. 370-382.
- Kelejian, H. y I. Prucha, 2010. "Specification and Estimation of Spatial Autorregressive Models With Autorregressive and Heteroskedastic Disturbances", *Journal of Econometrics*, 157, pp.: 53-67.

Kelejian, H. y I. Prucha, 2007. "HAC estimation in a spatial framework. *Journal of Econometrics*, 140, pp. 131-154.

Kelejian, H. y I. Prucha, 2001. "On the asymptotic distribution of the Moran I test statistic with applications". *Journal of Econometrics*, 104(2), pp.219-257.

Kelejian, H. y I. Prucha, 1997. "Estimation of spatial regression models with autoregressive errors by two stage least squares procedures: A serious problem". *International Regional Science Review*, 20, pp. 103-111.

Kim, C., Phipps, T. y L. Anselin, 2003. "Measuring the benefits of air quality improvement: a spatial hedonic approach", *Journal of Environmental Economics and Management*, 45, pp.: 24-39.

LeSage, J. y R. Pace, 2009. *Introduction to Spatial Econometrics*. CRC Press, Taylor & Francis Group.

LeSage, J., 1997. Bayesian, estimation of spatial autoregressive models, *International Regional Science Review*, 20, pp. 113-129.

Mendieta, J. y J. Perdomo, 2007. "Especificación y estimación de un modelo de precios hedónico espacial para evaluar el impacto de Transmilenio sobre el valor de la propiedad en Bogotá". Bogotá. : *Centro de Estudios de Desarrollo Económico (CEDE)*, Documento CEDE 2007-23.

Moran, P., 1948. "The Interpretation of Statistical Maps", *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological)*, 10, No. 2, pp.: 243-251.

Odland, J. (1988). *Spatial Autocorrelation*, Scientific Geography Series. Editor, Grant Ian Thrall. Sage Publications.

Paelinck, J. y L. Klaassen, 1979. *Spatial Econometrics*, Saxon House, Farnborough.

Pardo, C., 2009. "Los cambios en los sistemas integrados de transporte masivo en las principales ciudades de América Latina", CEPAL, Colección Documentos de Proyectos, Publicación de las Naciones Unidas.

Perdomo, J., 2011. "A methodological proposal to estimate changes of residential property value: case study developed in Bogotá", *Applied Economic Letters*, 18, pp. 1577-1581.

Piccirillo, J., 2012. “Qué es un BRT, o la implementación del Metrobus en la Ciudad de Buenos Aires, Argentina”, Editorial CEPAL, Boletín FAL-312-Web.

Proyecto UBACYT, 2013. “EITAMBA”, Estudio Integral del Transporte en el Área Metropolitana de Buenos Aires, Universidad de Buenos Aires, FADU, Secretaría de Ciencia y Técnica, Proyectos de Investigación Bienales Renovables.

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*, Buenos Aires, Argentina.

Ritter, C., 1852. Introduction à la géographie générale comparée. Traduction de D. Nicolas-Obadia. Les Belles Lettres, París, 1974.

Rodríguez, D. y F. Targa, 2004. “Value of Accessibility to Bogotá’s Bus Rapid Transit System”, *Transport Reviews*, 24(5), pp. 587-610.

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

Soundararajan, P., 2013. “Regional Income Convergence in India: A Bayesian Spatial Durbin Model Approach”, *Social Science Research Network*, 2228487.

Tobler, W., 1970. “A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region”, *Economic Geography*, 46, Supplement: Proceedings. International Geographical Union. Commission on Quantitative Methods, pp. 234-240

Viton, P., 2010. Notes on Spatial Econometric Models, City and Regional Planning 870(03), pp.9-10.

Zoloa, J. (2015). Tópicos en el mercado inmobiliario. Tesis Doctoral. Facultad de Ciencias Económicas, Universidad Nacional de La Plata.

Capítulo 3

Evaluación de impacto del Metrobus sobre el valor de los departamentos en Buenos Aires

I. Introducción

El análisis de “evaluación de impacto” estudia las consecuencias de una determinada decisión de política con el propósito de brindar a los hacedores de política algún resultado medible de tal decisión. Con una buena evaluación es posible conocer si efectivamente se dieron los resultados que se esperaban antes de la implementación de la política, si se asignaron correctamente los recursos que la hicieron posible y si es posible atribuir los cambios en alguna variable de interés a la intervención y ejecución del programa en particular (Khandker et al., 2010). Más aún, con ella es posible saber si aquellos a quienes fue dirigida la intervención respondieron de la manera esperada, con el propósito de diseñar nuevas y/o mejores políticas en el futuro.

Ahora bien, la evaluación de impacto también podría servirnos como herramienta para inferir si se dio, posteriormente, algún efecto que inicialmente no se tuvo en consideración al momento de diseñar la política en estudio. Por ejemplo, la implementación del Metrobus 9 de Julio en la Ciudad Autónoma de Buenos Aires (CABA) tuvo como objetivo principal mejorar la conectividad del Área Central y de los centros de transbordo del corredor Constitución-Retiro, más otros objetivos relacionados con el transporte público de pasajeros y el tránsito de vehículos particulares y otros efectos ambientales. Sin embargo, las autoridades gubernamentales nunca mencionaron algún tipo de repercusión de un proyecto de infraestructura tan importante en la ciudad sobre el precio de los inmuebles cercanos al trazado del Metrobus.

En línea con lo trabajado en el Capítulo 2 de esta tesis, es propósito de este capítulo indagar si existe algún diferencial en el precio de oferta de los inmuebles cercanos vs. los más alejados al Metrobus 9 de Julio y contrastar tal diferencial con el efecto marginal obtenido en el Capítulo 2 a través de una estimación hedónica espacial.

Según Stern et al. 2012, en algunas ocasiones los modelos econométricos pueden tener dificultades para capturar múltiples causalidades, mientras que el objetivo principal de la evaluación de impacto es, precisamente, relacionar causas y efectos. Asimismo, Gertler et al. 2011 destacan que la pregunta que pretende responder toda evaluación de impacto es *cuál es el efecto causal* de un programa o política sobre un

resultado de interés utilizando métodos de evaluación (a través de contrafácticos) para descartar la posibilidad que cualquier otro factor explique el impacto observado.

Hasta el momento no se conoce otro trabajo académico en nuestro país que compare los resultados de una política de modificación de la infraestructura del transporte en CABA a través de las metodologías de evaluación de impacto y modelos hedónicos espaciales.

La evaluación de impacto implicará, para este estudio, calcular un efecto tratamiento promedio sobre los inmuebles considerados cercanos al Metrobus (average treatment effect on the treated, *ATET*) a partir de un análisis de comparación de contrafácticos y una metodología que permite en alguna medida simular un experimento aleatorio. La misma consiste en determinar un *propensity score* (una medida de participación) y utilizar un método de pareamiento o “matching” en función de tal propensity score, para reducir algún sesgo potencial que pueda surgir en la estimación del diferencial de precios. Se utilizarán diversos criterios de determinación de los grupos contrafácticos objetivamente ‘comparables’ (inmuebles tratados –ceranos- vs. no tratados –los más alejados-) en función del propensity score y se obtendrán, finalmente, los efectos tratamiento promedio sobre los tratados.

Existen pocos trabajos previos que utilicen la metodología de propensity score matching para evaluar el impacto de la gestión de una política de transporte como la implementación de un trazado de Bus Rapid Transit (BRT) sobre el valor de los inmuebles residenciales cercanos.⁶⁹ En particular, se hallan los trabajos de Perdomo et al. (2007) y Perdomo (2011). En el primero se estimaron los efectos de la construcción del BRT TransMilenio en Bogotá (Colombia) sobre los precios promedios de las propiedades que tienen acceso al sistema de transporte. Los autores compararon los precios en dos áreas de Bogotá con características muy similares, excepto que una de ellas no tiene acceso al BRT mientras que la otra sí. Los resultados indicaron que los inmuebles cercanos capitalizaron el acceso al BRT entre 5,8% y 17%, según distintos métodos de matching y con 10% de significatividad. En el segundo trabajo se evaluó el impacto del BRT sobre el valor del m² de viviendas residenciales cercanas al TransMilenio (ubicadas a menos de 500m de una estación) y allí se obtuvo un diferencial, respecto de las viviendas más alejadas, de 11,6%.

⁶⁹ Para una revisión de distintos especialistas sobre las diferentes definiciones y características de BRT en el mundo y analizar el caso Metrobus en Buenos Aires, ver Piccirillo (2012).

Otro trabajo similar pero relacionado con el transporte ferroviario en la ciudad de Londres es el de Gibbons y Machin (2005), en el que se estudió los efectos de la construcción de nuevas estaciones con mejores frecuencias de servicio, tanto a través de estimaciones hedónicas como a partir del análisis de evaluación de impacto aplicando la estimación de propensity score matching. Gibbons y Machin encontraron un efecto positivo por la posibilidad de reducir los tiempos de viaje.

Por su parte, Boarnet (2007) realiza un estudio acabado de las problemáticas teóricas y empíricas que suelen surgir al realizar evaluaciones de impacto de proyectos aplicados al transporte urbano que merecen ser considerados. Entre ellas enumera el hecho que los proyectos de transporte urbano suelen afectar a varios mercados a la vez, generando endogeneidad en el análisis por la selección que los individuos, empresas y proveedores de servicios realizan al momento de decidir su localización y, por ende, afectan al valor de la tierra. Esto, a su vez, lleva un tiempo de ajuste que implica que para una mejor evaluación sea aconsejable contar con información a lo largo del tiempo.

En materia de estudio de impacto sobre el precio de los inmuebles, pero fuera de los efectos de las innovaciones en el transporte público, se encuentran diversos trabajos para evaluar distintas temáticas: Nanda y Ross (2008), examinaron el impacto de una ley de revelación de las condiciones de la propiedad sobre el valor de los inmuebles, utilizando la técnica de propensity score y el enfoque tradicional de caso de estudio; Snyder (2011) investigó, tanto a través de modelos espaciales como a través de propensity score matching, los efectos del desarrollo de viviendas públicas sobre el precio de viviendas en barrios circundantes; Robinson y Sanderford (2016), por su parte, se interesaron en analizar en qué contexto la técnica de propensity score es útil para estudiar primas en precios y rentas de construcciones consideradas “verdes” en comparación con edificios que no lo son.

Lo referido a la metodología de evaluación de impacto y las técnicas de matching se desarrolla en la Sección II. En la Sección III se describen los datos y las variables a utilizar en los modelos de participación que permiten determinar los propensity scores. La Sección IV presenta los resultados sobre los impactos calculados sobre el precio de los inmuebles, incluyendo un análisis de robustez de los mismos. Finalmente, se concluye en la Sección V.

II. Marco teórico: Método de Evaluación de Impacto

El estudio de la evaluación de impacto o el efecto tratamiento promedio (Average Treatment Effect, *ATE*) se inicia a partir del trabajo de Rubin (1974) quien expresó que, para estimar efectos causales de un tratamiento, la aleatorización debería ser usada siempre que fuere posible; no obstante, el uso controlado de datos no aleatorizados es razonable y necesario en muchos casos. Por tal control se refiere a las variables que el investigador debe descubrir que están detrás del tratamiento que causan el efecto sobre la variable de interés. Este marco conceptual fue adoptado por varios autores: como Rosenbaum y Rubin (1983), Heckman et al. (1997,1998) y Angrist (1998), entre otros.

Rosenbaum y Rubin (1983) remarcaron que la inferencia sobre los efectos tratamiento implica especular sobre el efecto que hubiera tenido el mismo sobre un individuo que, de hecho, recibió otro tratamiento (o no lo recibió), lo que hace del análisis un problema con información faltante (“missing data problem”). Por ello, proponen obtener un “propensity score” para estimar el *ATE* dado que a partir del matching, la clasificación y el ajuste de variables sobre ese propensity score se podrán obtener estimaciones insesgadas del efecto tratamiento. Para ello es necesario que se cumplan algunos supuestos que los autores describen exhaustivamente (y se tratan más adelante en este trabajo).

Heckman et al. (1997), por su parte, examinan diversos métodos de matching para evaluar programas de entrenamiento laboral combinando datos experimentales con no experimentales. Estimando un modelo que predice muy bien a los participantes y su probabilidad de participación con datos no experimentales, obtienen resultados muy cercanos a los producidos por una evaluación aleatoria del programa, si bien todavía existía cierto grado de sesgo de selección que afectaban a las estimaciones de los impactos. Los estimadores propuestos los fundamentaron en un trabajo que se publicó luego, en Heckman et al. (1998), en donde desarrollaron un método de matching de propensity scores para la evaluación de programas y lo compararon con los tradicionales. Observaron que su método no necesariamente reducía el sesgo de los estimadores respecto de los obtenidos por los métodos tradicionales del momento.

Angrist (1998), a través de un estudio del impacto del servicio militar voluntario sobre el mercado laboral estadounidense observó que no siempre es posible descubrir un efecto único de tratamiento y que los investigadores deberían explotar diferentes recursos de variación para explicar diferentes resultados cuando la teoría no alcanza

para explicarlo todo. Así, propone diferentes estrategias para reducir sesgos de selección en la estimación de efectos tratamiento.

De todos estos trabajos se desprende que la problemática del sesgo por selección en las estimaciones de impacto es una cuestión importante a tratar al momento de evaluar programas o decisiones de política.

El marco teórico de Rubin (1974) sienta las bases para comprender la evaluación y la estimación de efectos tratamiento a partir de un conjunto de individuos, de los cuales algunos fueron expuestos a un tratamiento y otros no. El objetivo es determinar el efecto causal “típico” al comparar ambos grupos sobre una variable dependiente y . Sea y_1 el resultado obtenido con tratamiento y y_0 el resultado sin tratamiento; el *ATE* a ser estimado se define como:

$$ATE = E(y_1 - y_0) \quad (1)$$

Dado que cada individuo recibe o no un tratamiento –es decir, sólo puede estar en uno de los dos estados-, no se puede observar tanto a y_0 como a y_1 en cada estado del individuo.⁷⁰ La crítica que recibió esta definición de efecto tratamiento fue que, al promediar en función de toda la población, éste incluye en el promedio a unidades que nunca hubieran sido calificadas para el tratamiento. Pero, en realidad, es posible excluir personas que nunca hubieran calificado para el tratamiento (Wooldridge, 2002).

Otro cálculo de interés en la literatura para estimar el efecto tratamiento es el Average Treatment Effect on the Treated (*ATET*) o efecto tratamiento promedio sobre los tratados. Sea D un indicador de tratamiento ($D = 1$ denota tratamiento y $D = 0$ lo contrario), el efecto promedio para aquellos que de hecho participaron en el programa será:

$$ATET \equiv E(y_1 - y_0 | D = 1) \quad (2)$$

Sea el resultado observado $y = (1 - D)y_0 + Dy_1 = y_0 + D(y_1 - y_0)$ y sea D estadísticamente independiente de (y_0, y_1) como ocurriría cuando el tratamiento es totalmente aleatorio. Una implicancia de la independencia entre los estados de tratamiento y los resultados potenciales (y_0, y_1) es que *ATE* y *ATET* son idénticos: $E(y_1 - y_0) = E(y_1 - y_0 | D = 1)$. Además, bajo el mismo criterio de independencia,

⁷⁰ Bajo el supuesto de muestras de una población independiente e idénticamente distribuida, se descartan casos donde el tratamiento de una unidad afecta el resultado de otra. El supuesto que el tratamiento del individuo i afecta solo el resultado del individuo i se llama “supuesto de valor de tratamiento de una unidad estable” (Wooldridge, 2002).

$E(y | D = 1) = E(y_1 | D = 1) = E(y_1)$ (y lo mismo para y_0). Por lo tanto, $ATE = ATET = E(y | D = 1) - E(y | D = 0)$.

Los efectos tratamiento promedio se estiman, entonces, a través de una diferencia en las medidas muestrales: el promedio muestral de y para las unidades tratadas menos el promedio de la muestra de y para las unidades no tratadas. Un tratamiento aleatorio asegura que el estimador de la diferencia entre medias será insesgado, consistente y asintóticamente normal. Estas propiedades se logran bajo el supuesto de *independencia en medias* (Wooldridge, 2002):

$$E(y_0 | D) = E(y_0) \text{ y } E(y_1 | D) = E(y_1) \quad (3)$$

Sin embargo, la aleatoriedad del tratamiento es a veces imposible en la evaluación de programas. En muchos casos, los individuos mismos deciden de alguna manera si recibirán el tratamiento y tales decisiones podrían estar relacionadas con los beneficios del tratamiento, $y_1 - y_0$, generándose así un problema de autoselección.

Ahora bien, bajo el supuesto débil que D sea independiente de y_0 , el $ATET$ puede ser estimado consistentemente como una diferencia de medias sin imponer restricción sobre la relación entre D y y_1 . Dado que:

$$E(y | D = 1) - E(y | D = 0) = E(y_0 | D = 1) - E(y_0 | D = 0) + E(y_1 - y_0 | D = 1)$$

Entonces,

$$E(y | D = 1) - E(y | D = 0) = [E(y_0 | D = 1) - E(y_0 | D = 0)] + ATET \quad (4)$$

Si y_0 es independiente en medias de D , es decir, $E(y_0 | D) = E(y_0)$, el primer término de (4) desaparece y el estimador de la diferencia en medias es un estimador insesgado de $ATET$. No obstante, el supuesto de independencia es fuerte.

Es así que surgió la posibilidad de expandir las definiciones vistas de ATE y $ATET$ al condicionar sobre ciertas variables, algo que Rubin (1974) ya había apuntado en su trabajo inicial. Si x es una variable observada, las definiciones de ATE y $ATET$ condicionales en x serán:

$$ATE = E(y_1 - y_0 | x) \quad (5)$$

$$ATET = E(y_1 - y_0 | x, D = 1) \quad (6)$$

Para identificar estos efectos tratamiento, Rosenbaum y Rubin (1983) introdujeron el supuesto llamado *ignorabilidad del tratamiento* (también conocido como *independencia condicional*). Sea \mathbf{x} un vector de variables observadas; este

supuesto indica que, condicional en \mathbf{x} , D y (y_0, y_1) son independientes. En otras palabras, a pesar que (y_0, y_1) y D puedan estar correlacionados, en la práctica no lo estarán cuando condicionemos en \mathbf{x} . Este supuesto se dará si D es una función determinística de \mathbf{x} (*selección sobre observables*). Así es que Rosenbaum y Rubin proponen una función de las variables observadas en \mathbf{x} tal que la distribución condicional de \mathbf{x} dada dicha función sea la misma para los individuos tratados y no tratados. La denominan *propensity score*, la propensión a la exposición del tratamiento, dadas las variables observadas contenidas en \mathbf{x} .

ATE y $ATEE$ podrán ser estimados, entonces, modelando (7):

$$p(\mathbf{x}) \equiv P(D = 1 | \mathbf{x}) \quad (7)$$

Siendo $p(\mathbf{x})$ una probabilidad de respuesta para el tratamiento, los ATE y $ATEE$ podrán ser escritos en términos del propensity score. Suponiendo que $0 < p(\mathbf{x}) < 1$ para todo \mathbf{x} (restricción sobre la probabilidad de respuesta), entonces:⁷¹

$$ATE = E\left(\frac{[D - p(\mathbf{x})]y}{p(\mathbf{x})[1 - p(\mathbf{x})]}\right) \quad (8)$$

$$ATEE = \frac{E\{[D - p(\mathbf{x})]y/[1 - p(\mathbf{x})]\}}{P(D = 1)} \quad (9)$$

Rosenbaum y Rubin (1983) demuestran que si la asignación del tratamiento es fuertemente ignorable (dado \mathbf{x}) la diferencia entre las medias de los individuos tratados y no tratados a cada valor del propensity score será una estimación insesgada del efecto tratamiento para cada valor y . En consecuencia, generar pares (“pair matching”) en función de los propensity scores permitirá producir estimaciones insesgadas del efecto tratamiento promedio.

En la práctica y bajo esta idea, el objetivo es obtener datos sobre individuos potencialmente comparables que tengan característica observables de las variables contenidas en \mathbf{x} para luego generar pares entre tratados y “comparables” que se asemejen en cierto grado por tales características (Cameron y Trivedi, 2005). A cada individuo tratado se lo emparenta con un no tratado con características observables similares y luego se compara la diferencia promedio de los resultados en función de los dos grupos de individuos.

En experimentos no aleatorios la función de propensity score en función de \mathbf{x} , $p(\mathbf{x})$, generalmente no es conocida pero puede ser estimada a partir de datos

⁷¹ Ver en Anexo A la prueba de estas definiciones, siguiendo a Wooldridge (2005).

observados, por ejemplo, a través de un modelo Logit o Probit.⁷² Si $\hat{p}(\mathbf{x}) \equiv F(\mathbf{x}; \hat{\gamma})$ es tal estimador, siendo $\hat{\gamma}$ estimado por un modelo de respuesta binaria en primera etapa de D sobre \mathbf{x} , entonces los estimadores consistentes de ATE y $ATET$ serán:

$$A\hat{T}E = N^{-1} \sum_{i=1}^N [D_i - (\hat{\mathbf{p}}(\mathbf{x}_i))] y_i / \{ \hat{\mathbf{p}}(\mathbf{x}_i) [1 - \hat{\mathbf{p}}(\mathbf{x}_i)] \} \quad (10)$$

$$A\hat{T}E\hat{T} = \left(N^{-1} \sum_{i=1}^N D_i \right)^{-1} \left\{ N^{-1} \sum_{i=1}^N [D_i - (\hat{\mathbf{p}}_i(\mathbf{x}_i))] y_i / [1 - \hat{\mathbf{p}}(\mathbf{x}_i)] \right\} \quad (11)$$

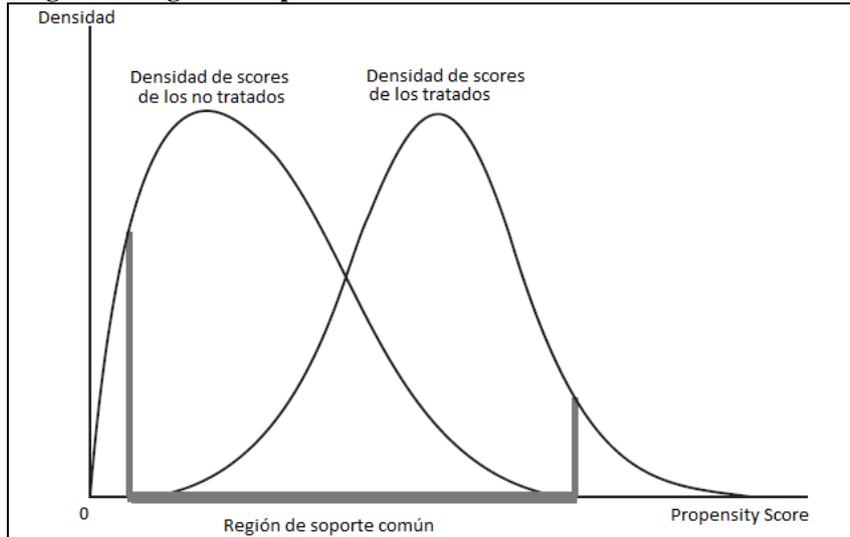
Al considerar estas definiciones, podemos descartar la situación en la que $p(\mathbf{x}) = 0$ porque seguramente no desearemos incluir en el cálculo a personas que no tengan chances de ser tratadas; pero también deberíamos descartar que $p(\mathbf{x}) = 1$, es decir, personas que reciban el tratamiento con certeza condicionando en \mathbf{x} . Esto se logra cumpliendo otro supuesto importante: el supuesto de *soporte común* (“common support” u “overlap condition”), $0 < p(\mathbf{x}) \equiv P(D = 1 | \mathbf{x}) < 1$.⁷³ Esta condición asegura que las observaciones tratadas tengan “comparables” en la distribución de los propensity score. La efectividad del matching dependerá de contar con una importante cantidad de observaciones para cada grupo (y que esas cantidades sean similares entre sí) de manera que exista una región sustancial de soporte común y, así, asegurar la comparación (Khandker et al. 2010) (Figura 1).

En resumen, si se dan los supuestos de independencia condicional y soporte común, el estimador por propensity score del $ATET$ podrá describirse como la diferencia de medias de la variable de resultado comparando en forma ponderada a los individuos a partir de su propensity score.

⁷² Smith (1997) menciona que la literatura no propone una determinada forma funcional pero señala que al momento los autores se inclinaron por modelos discretos (como logit y probit) que descartan predicciones fuera del rango de probabilidades 0-1.

⁷³ Si $\hat{\mathbf{p}}(\mathbf{x})$ se obtiene a través de un modelo logit o probit, no habrá problema con cumplir esta condición, porque los valores ajustados de un modelo logit o probit se encontrarán estrictamente dentro del intervalo impuesto (Wooldridge, 2005). Asimismo, Heckman et al. (1998) argumentaron que también se necesita de las variables no observadas que generan variaciones de D condicional en \mathbf{X} para resolver el problema de inferencia casual, por lo cual, el modelo que prediga la participación de los individuos no debería ser tan bueno de manera que $\mathbf{p}(\mathbf{x}) = 1$ o $\mathbf{p}(\mathbf{x}) = 0$ para cualquier \mathbf{X} .

Figura 1: Región de soporte común



Fuente: Khandker et al. 2010

Es importante observar, sin embargo, que las estimaciones así obtenidas podrían considerarse sesgadas si las variables incorporadas en \mathbf{x} no determinan totalmente la participación de los individuos. Esto puede ocurrir por falta de información o por no tener una comprensión acabada del contexto en el que se aplica el programa o la política bajo análisis (Khandker et al. 2010). De hecho, la autoselección mencionada anteriormente puede darse por factores no observados; en caso de ser así, los métodos de estimación de *ATE* y *ATET* basados en propensity score matching aún podrían arrastrar algún sesgo.⁷⁴

Atento a todas estas consideraciones, la mayor dificultad surge, entonces, en *identificar* grupos de individuos tratados y comparables que se asemejen en una forma objetiva. Una posibilidad es armar pares de individuos de cada grupo con igual $\hat{p}(\mathbf{x}_i)$, pero eso no siempre es posible cuando existen diversas características dentro del vector \mathbf{x} . Es así que en la literatura se pueden encontrar diversos criterios para armar pares (“matching methods”); no obstante, la elección de un criterio dado puede llegar a afectar las estimaciones de los efectos tratamiento, dados los diversos ponderadores considerados en cada uno.

⁷⁴ La metodología denominada Difference-in-Difference supone que existe selección por no observables y que la misma es invariante en el tiempo. Consiste en determinar el efecto tratamiento calculando la diferencia de resultados entre tratados y no tratados antes y después de la intervención del programa (utilizando datos de panel), considerando a los mismos individuos en cada grupo antes y después. Asimismo, el método de variables instrumentales permite considerar la heterogeneidad no observable que no es constante en el tiempo, eliminando la relación entre la variable de tratamiento y el error a través de un instrumento económicamente apropiado (Khandker, et al., 2010). Estas metodologías no pudieron ser aplicadas en este trabajo por no contar con información de los mismos individuos antes y después de la política a evaluar.

Los métodos más utilizados resumidos por Khandker et al. 2010 son los siguientes:

- a) *Matching a través del vecino más cercano*: cada individuo tratado se relaciona con uno o más individuo/s no tratado/s que tenga/n el propensity score más cercano. El matching se puede realizar con o sin reemplazo del individuo no tratado asignado; si se realiza con reemplazo, entonces el mismo individuo no tratado puede ser asignado a diferentes individuos tratados. Si bien es un método muy utilizado, cabe considerar que es posible que los propensity scores entre individuos que forman el par sean algo o muy diferentes.
- b) *Matching a través del radio (Radius matching)*: este criterio impone una tolerancia sobre la máxima diferencia (tolerancia o *caliper*) que puede existir entre los propensity scores de los individuos que forman el matching. El procedimiento asegura un matching para cierto rango de valores pero puede generar un mayor número de no tratados sin asignar.
- c) *Kernel matching*: este criterio utiliza un promedio ponderado de los individuos no tratados para construir una asignación contrafáctica a través de un estimador no paramétrico llamado *kernel*. Siendo P_i el propensity score de un individuo tratado i y P_j el de un individuo no tratado j , los ponderadores para un kernel matching estarán dados por (12):

$$\omega(i, j) = \frac{K\left(\frac{P_j - P_i}{a_n}\right)}{\sum_{k \in C} K\left(\frac{(P_k - P_i)}{a_n}\right)} \quad (12)$$

donde $K(\cdot)$ es una función kernel y a_n es un parámetro de banda. Dicha función kernel puede basarse en diversas funciones probabilísticas como normal, uniforme o Epanechnikov. Esta última, es la utilizada en este trabajo.

III. Datos de la muestra y variables a considerar

A. Los datos

Dado que en este trabajo se pretende comparar el efecto tratamiento de la implementación del Metrobus con las estimaciones hedónicas de las variables que relacionan los precios de los inmuebles con el Metrobus, los microdatos utilizados fueron los mismos que los del Capítulo 2. La información se obtuvo de los avisos

clasificados, publicados en agosto de 2014 en las páginas web de los portales de venta de propiedades Buscainmueble y Argenprop, de departamentos ofrecidos en venta en la Ciudad de Buenos Aires.⁷⁵

La muestra de la cual surgen los inmuebles tratados (cercanos al Metrobus en un radio de 500m de la estación más cercana) y los no tratados (alejados del Metrobus) está conformada por departamentos ubicados en Retiro, San Nicolás, Monserrat, Constitución y San Telmo. Luego de las depuraciones y correcciones mencionadas en el Capítulo 2, se obtuvo una muestra final de 775 observaciones, con precios nominados en dólares.⁷⁶

En el Cuadro 1, se presentan las estadísticas descriptivas del precio total y del valor del m² para toda la muestra y para cada uno de los barrios. Retiro presenta el precio total y valor del m² promedios más altos y Constitución los promedios más bajos.

Cuadro 1: Estadísticas descriptivas del Precio Total y del Valor del m² por barrio – Dptos. Nuevos y Usados

Barrios	Observaciones	Precio Total (US\$)				Valor del m ² (US\$/m ²)			
		Promedio	Desvío Estándar	Mínimo	Máximo	Promedio	Desvío Estándar	Mínimo	Máximo
Retiro	159	272.183	220.464	50.000	1.000.000	2.665	521	1.562	4.577
San Nicolás	77	126.898	82.075	43.000	345.000	2.085	482	1.100	3.333
Monserrat	156	111.234	62.764	42.000	585.000	2.050	620	1.136	4.678
Constitución	200	93.471	45.014	40.500	410.000	1.850	535	904	3.710
San Telmo	183	127.598	83.500	52.000	656.000	2.081	468	987	3.809
Total	775	145.091	133.700	40.500	1.000.000	2.135	601	904	4.677

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

B. Variables para estimar la participación

Parta estimar los propensity score es necesario analizar qué variables incluir en el modelo, cumpliendo con lo expuesto por Heckman et al. (1997), que sólo se deben incluir variables que influyan simultáneamente en la decisión de participación (en este caso, estar cerca del Metrobus) y la variable de resultados (en este caso, el precio de los inmuebles) y que, a su vez, sean fijas en el tiempo para garantizar que no haya efectos asociados a la anticipación de la participación. También es importante que los datos sobre los tratados (cercanos al Metrobus) y no tratados (lejanos) se obtengan de la misma fuente (Heckman et al., 1999). Varios autores discuten en sus trabajos si es mejor incluir muchas o pocas variables; Bryson et al. (2002) argumentan que poner demasiadas variables podría exacerbar el problema de lograr el soporte común y, por

⁷⁵ Las páginas web consultadas fueron <http://www.argenprop.com> y <http://www.buscainmueble.com>.

⁷⁶ Ver en Capítulo 2 las consideraciones particulares sobre la nominación en dólares de los departamentos de la muestra.

otra parte, si bien la inclusión de variables no significativas no sesgaría las estimaciones, podrían incrementar las varianzas de los estimadores.

En este trabajo, teniendo el objetivo de comparar los efectos tratamiento con los resultados obtenido en el capítulo 2, se utilizarán las mismas variables allí trabajadas, observando que varias de ellas son significativas para explicar la decisión de participación. Los inmuebles que formarán parte de los grupos tratados y no tratados surgen de la misma fuente de información (los avisos clasificados fueron obtenidos en las mismas páginas web y en el mismo momento). Por otra parte, las variables consideradas en el modelo de participación son fijas en el tiempo porque representan variables tanto físicas como de localización que no suelen presentar grandes variaciones en el tiempo.⁷⁷

En el Cuadro 2 se presentan las variables independientes que se incluyeron en los modelos hedónicos y sus fuentes de información. Estas mismas son las que se utilizarán en la estimación de la probabilidad de participación, de manera de obtener los propensity scores.

Cuadro 2: Variables independientes utilizadas en los modelos hedónicos

Características Físicas	Detalle	Fuente
<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 edificio se ubica al frente del edificio	Argenprop y Buscainmueble
<i>Ph</i>	Dummy: =1 si el departamento es Tipo Casa o Ph	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_escuela</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>Dummysubte</i>	=1 si el dpto. se ubica a menos de 200m de una boca de subte	Mapa .shp, Buenos Aires Data, GCBA
<i>Dummyplaza</i>	=1 si el dpto. se ubica a menos de 200m de un parque o plaza	Mapa .shp, Buenos Aires Data, GCBA
<i>Dummyescuela</i>	=1 si el dpto. se ubica a menos de 200m de una escuela	Mapa .shp, Buenos Aires Data, GCBA
<i>Dummymetro</i>	=1 si el dpto. se ubica a menos de 500m de una estación	Mapa .shp, Buenos Aires Data, GCBA

Fuente: Elaboración Propia

Los motivos por los que se incluyen habitualmente estas variables físicas en los modelos hedónicos y, en particular, para el mercado inmobiliario porteño, pueden ser

⁷⁷ Perdomo (2011) incluyó en el modelo de respuesta binaria sólo variables de distancia a diversos servicios.

encontrados en profundidad en el Capítulo 1 de esta tesis, mientras que los fundamentos sobre las variables de localización se encontrarán en detalle en el Capítulo 2.

A continuación, se presentan en el Cuadro 3 los estadísticos descriptivos de las variables independientes tanto para los inmuebles cercanos (368 departamentos) como para los considerados lejanos (407 departamentos) ante una distancia de corte de 500m. El precio total promedio para los inmuebles cercanos es de US\$ 145.875, mientras que para los inmuebles lejanos es de US\$ 144.463; estos valores no difieren entre sí en gran manera. Entre las variables físicas no se encuentran importantes diferencias en sus valores medios para cada grupo. No obstante, se observa que en la mayoría de las variables de localización, sus valores promedios son más altos para el grupo de los inmuebles lejanos, ya sean variables de distancia o variables dummy. La excepción es la dummy relacionada con el subte ($Dummy_{subte} = 1$ si el inmueble se encuentra ubicado a menos de 200m de una estación de subte).

Cuadro 3: Estadísticas descriptivas de las variables independientes para los inmuebles cercanos (a menos de 500m de una estación de Metrobus) y lejanos

Variables	Inmuebles cercanos (n=368)				Inmuebles lejanos (n=407)			
	Promedio	Desvío	Mínimo	Máximo	Promedio	Desvío	Mínimo	Máximo
<i>Supcubierta</i>	68,1	48,9	14,0	133,0	68,1	53,8	18,0	400,0
<i>Ambientes</i>	2,5	1,3	1,0	9,0	2,4	1,3	1,0	7,0
<i>Baños</i>	1,2	0,5	1,0	4,0	1,3	0,6	1,0	5,0
<i>Antigüedad</i>	38,3	28,3	0,0	103,0	34,6	29,8	0,0	114,0
<i>Cocheras</i>	0,1	0,3	0,0	1,0	0,1	0,3	0,0	1,0
<i>Frente</i>	0,4	0,5	0,0	1,0	0,5	0,5	0,0	1,0
<i>Ph</i>	0,0	0,2	0,0	1,0	0,1	0,3	0,0	1,0
<i>Pileta</i>	0,1	0,3	0,0	1,0	0,1	0,3	0,0	1,0
<i>Avenida</i>	0,3	0,4	0,0	1,0	0,3	0,4	0,0	1,0
<i>Km_a_subte</i>	0,3	0,2	0,0	0,9	0,5	0,3	0,1	1,5
<i>Km_a_plaza</i>	0,3	0,1	0,1	0,8	0,4	0,2	0,1	1,0
<i>Km_a_escu</i>	0,1	0,1	0,0	0,4	0,1	0,1	0,0	0,4
<i>Dummy_{subte}</i>	0,3	0,5	0,0	1,0	0,1	0,3	0,0	1,0
<i>Dummy_{plaza}</i>	0,2	0,4	0,0	1,0	0,3	0,4	0,0	1,0
<i>Dummy_{escu}</i>	0,8	0,4	0,0	1,0	0,9	0,4	0,0	1,0

Fuente: Elaboración propia con datos de la muestra.

IV. Resultados

A. Estimación de participación y obtención de efectos tratamiento

En esta sección se presentan los resultados de las estimaciones de propensity score y de los efectos tratamiento sobre los tratados según el método de matching utilizado.

Inicialmente, se obtuvieron los propensity score a partir de dos modelos: ambos incluyen a las variables físicas de los inmuebles y variables dummy que representan a

cuatro de los cinco barrios que conforman la muestra.⁷⁸ Uno de los modelos (Modelo 1) adicionalmente incorpora variables dummy como variables de localización, tomando valor 1 cuando el inmueble se encuentra a menos de 200m del servicio en estudio. El otro modelo (Modelo 2) considera como variables de localización a las variables de distancia (medidas en km). En el Cuadro 4 se prestan los resultados de la estimación Probit para cada modelo, siendo la variable dependiente una variable binaria que toma valor 1 si el inmueble se encuentra a menos de 500m de distancia de una estación de Metrobus.

Entre las variables físicas, la cantidad de *Ambientes*, la cantidad de *Baños* y el hecho de tratarse de un *Ph* son variables significativas en la determinación de encontrarse cerca del Metrobus, tanto en el Modelo 1 como en el 2. En el Modelo 1, las dummy relacionadas con *Avenida*, *Dummysubte* y las cuatro dummies barriales son significativas, mientras que en Modelo 2 lo son las tres variables de distancia (*Km_a_...*) y las cuatro dummies barriales.

Cuadro 4: Estimaciones Probit de participación – Modelo 1 y Modelo 2 (n=775)

<i>Modelo 1</i>			<i>Modelo 2</i>		
<i>Variables</i>	<i>Coficiente</i>	<i>Error Estándar</i>	<i>Variables</i>	<i>Coficiente</i>	<i>Error Estándar</i>
<i>Supcubierta</i>	-0.0030	0.0020	<i>Supcubierta</i>	-0.0027	0.0021
<i>Ambientes</i>	0.1299 *	0.0715	<i>Ambientes</i>	0.1786 **	0.0738
<i>Baños</i>	-0.2976 **	0.1250	<i>Baños</i>	-0.3649 ***	0.1291
<i>Antigüedad</i>	0.0018	0.0022	<i>Antigüedad</i>	-0.0003	0.0023
<i>Cocheras</i>	0.3160	0.2003	<i>Cocheras</i>	0.3442	0.2152
<i>Frente</i>	-0.0491	0.1054	<i>Frente</i>	-0.0732	0.1086
<i>Ph</i>	-0.8230 ***	0.2570	<i>Ph</i>	-0.8259 ***	0.2683
<i>Pileta</i>	-0.1680	0.1912	<i>Pileta</i>	-0.2123	0.1969
<i>Avenida</i>	-0.2156 *	0.1218	<i>Avenida</i>	-0.0773	0.1230
<i>Dummysubte</i>	0.6652 ***	0.1466	<i>Km_a_subte</i>	-1.0173 ***	0.2887
<i>Dummyplaza</i>	-0.1482	0.1333	<i>Km_a_plaza</i>	-1.6183 ***	0.3010
<i>Dummyescu</i>	-0.0136	0.1379	<i>Km_a_escu</i>	1.0630 ***	0.2138
<i>Retiro</i>	1.6183 ***	0.1792	<i>Retiro</i>	1.5884 ***	0.1832
<i>San Nicolás</i>	0.6705 ***	0.1998	<i>San Nicolás</i>	0.5999 ***	0.2138
<i>Constitución</i>	1.3330 ***	0.1665	<i>Constitución</i>	1.5423 ***	0.1851
<i>Montserrat</i>	0.5595 ***	0.1675	<i>Montserrat</i>	0.7447 ***	0.1846
<i>_cons</i>	-0.7399 ***	0.2410	<i>_cons</i>	0.1063	0.2624

Fuente: Elaboración propia.

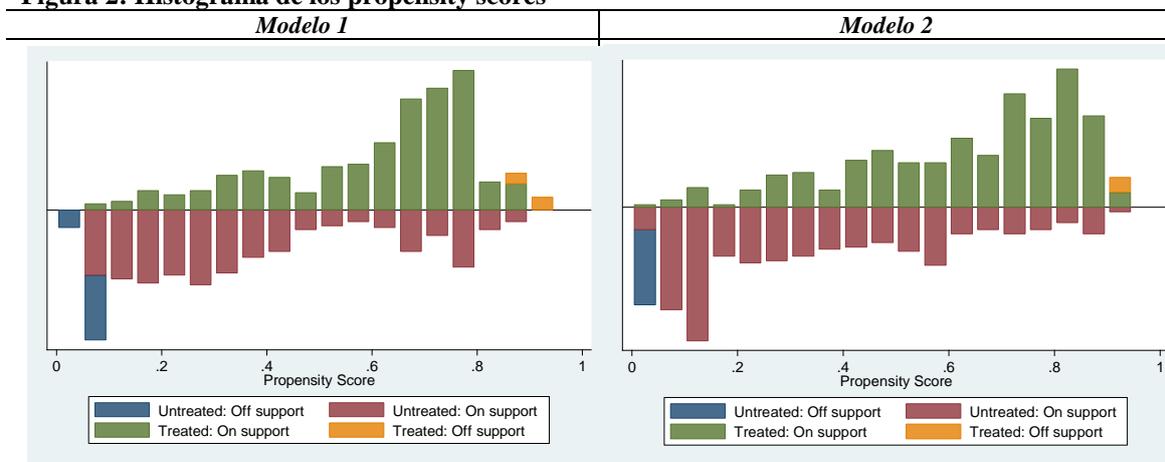
Con la predicción de los valores ajustados de estas estimaciones se obtuvieron los propensity scores necesarios para asignar a cada inmueble cercano al Metrobus un inmueble lejano con características los más similares posibles, a través de los distintos métodos de pareamiento mencionados en la Sección II.⁷⁹

⁷⁸ Se tomó como referencia al barrio de San Telmo.

⁷⁹ Se utilizó el software Stata 13.0 y el comando *psmtach2* desarrollado en Leuven y Sianesi (2003).

El primer método aplicado fue el de *vecino más cercano*, tomando en consideración los propensity score de 1, 2, 3, 4 ó 5 departamentos no tratados similares.⁸⁰ Luego se utilizaron las metodologías Radius y Kernel. Al exigir la condición de soporte común, de los 775 inmuebles se desestimaron 53 (11 de ellos cercanos al Metrobus) para la especificación del Modelo 1 y 40 (6 de ellos cercanos) para el Modelo 2 (Figura 2).⁸¹ Es así que, para el Modelo 1 por ejemplo, de los 722 inmuebles resultantes, 357 se ubicaron cerca del Metrobus (inmuebles tratados) y 365 se ubicaron fuera del límite de los 500m (inmuebles no tratados).

Figura 2: Histograma de los propensity scores



Fuente: Elaboración propia. Nota: el método de matching utilizado fue 1 vecino más cercano.

Asimismo, se compararon las medias de cada variable entre los grupos tratados y no tratados con el propósito de probar que luego del matching las medias sean estadísticamente iguales (ver en Anexo C los estadísticos *t* correspondientes, tanto para la comparación pre-matching como para la comparación posterior al matching).⁸² Para el Modelo 1, sólo la variable *Antigüedad* presenta medias estadísticamente distintas entre tratados y no tratados a un nivel de 5% de significatividad, mientras que para el Modelo 2, las variables *Ambientes* (al 5% de significatividad), *Antigüedad* y *Pileta* (ambas al 1%) rechazan la hipótesis de medias iguales.

En la Figura 3 puede observarse las distribuciones de densidad kernel de los propensity scores -para las observaciones dentro del soporte común- antes y después del

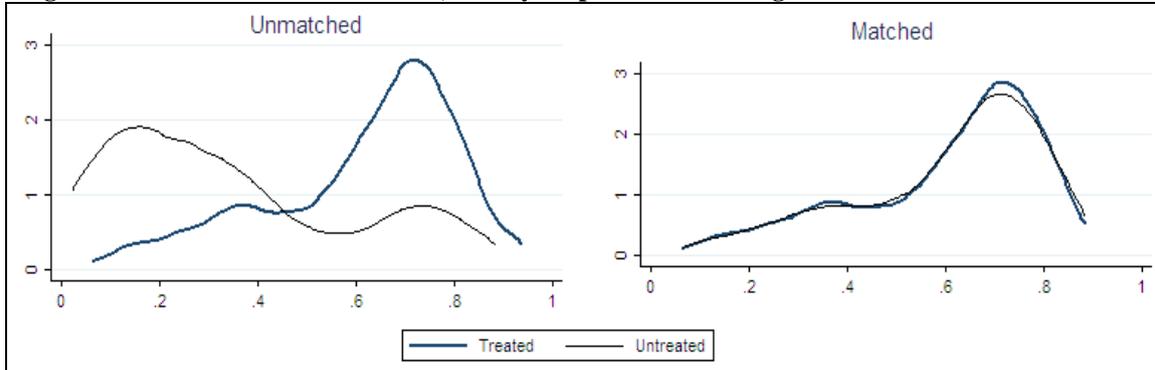
⁸⁰ En el Anexo B se detalla un ejemplo de matching con dos vecinos.

⁸¹ Los departamentos tratados desestimados contaban con propensity scores mayores a 0,887 (Modelo 1) y a 0,932 (Modelo 2).

⁸² Lo que se espera es lograr *no rechazar* la hipótesis nula que las medias de ambos grupos son iguales ya que con el matching se busca encontrar un grupo de control que sea lo más similar posible al grupo tratado en cada una de las variables explicativas.

matching. La fuerte semejanza de las distribuciones luego del matching revela una gran similitud de propensity scores entre el grupo contrafáctico generado por el matching y el grupo tratado.

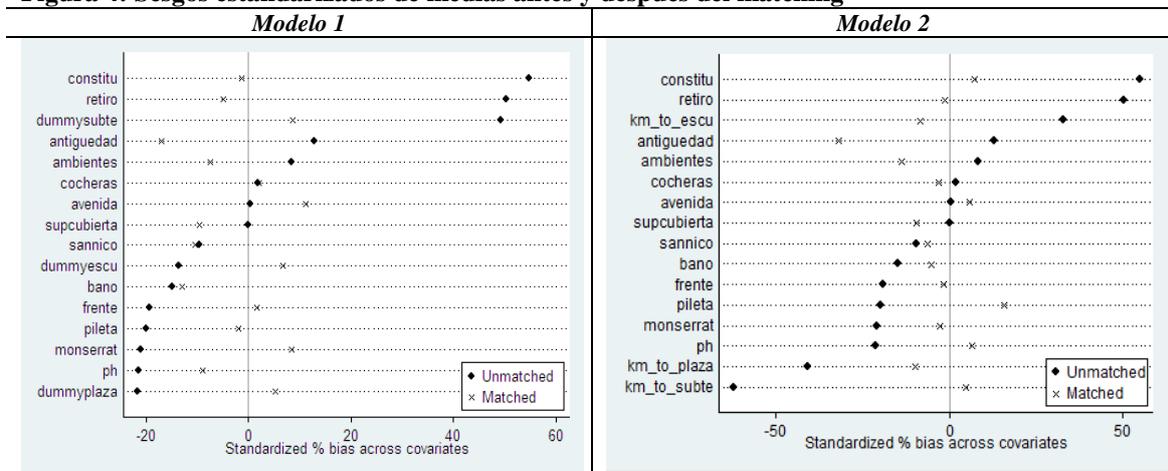
Figura 3: Distribuciones de densidad, antes y después del matching



Fuente: Elaboración propia. Nota: el método de matching utilizado fue 1 vecino más cercano, bajo el modelo 1 de estimación del propensity score (dummies).

La Figura 4, por su parte, exhibe la reducción del sesgo estandarizado de medias de cada variable luego del matching (valores más cercanos a un sesgo de 0%).⁸³

Figura 4: Sesgos estandarizados de medias antes y después del matching



Fuente: Elaboración propia

A continuación, en el Cuadro 5 se presentan los *ATET* calculados a través de las metodologías de matching: *Vecino más cercano* (para las distintas cantidades de vecinos consideradas), *Radius* y *Kernel*.⁸⁴

⁸³ El sesgo de medias o diferencia esperada en \mathbf{X} antes del matching es $E(\mathbf{x} | D=1) - E(\mathbf{x} | D=0)$ mientras que el sesgo en \mathbf{X} luego del matching es $E(\mathbf{x} | D=1) - \mu_{0M}$ donde μ_{0M} es el valor esperado de \mathbf{X} en el grupo no tratado pareado. μ_{0M} dependerá del método de matching utilizado mientras que $E(\mathbf{x} | D=1) - E(\mathbf{x} | D=0)$ dependerá de las características propias de la población (Rosenbaum y Rubin, 1985).

⁸⁴ Se consideró una tolerancia de 0.25 para el Radius y la distribución Epanechnikov para el Kernel.

Cuadro 5: Estimación de los efectos tratamiento según la metodología de matching.

<i>Modelo 1</i>					
Muestra	Tratados	No Tratados	Diferencia ^(*)	Error Estándar	Estadístico t
<i>Unmatched</i>	145.784	144.463	13.212	9.624	0,14
<i>ATET – 1 vecino</i>	147.431	171.236	-23.805	1.8363	-1,30
<i>ATET – 2 vecinos</i>	147.431	168.998	-21.567	15.121	-1,43
<i>ATET – 3 vecinos</i>	147.431	162.204	-14.773	13.750	-1,07
<i>ATET – 4 vecinos</i>	147.431	165.098	-17.667	13.859	-1,27
<i>ATET – 5 vecinos</i>	147.431	164.261	-16.830	13.366	-1,26
<i>Radius</i>	147.431	154.885	-7.454	11.993	-0,62
<i>Kernel</i>	147.431	157.664	-10.233	12.954	-0,79
<i>Modelo 2</i>					
Muestra	Tratados	No Tratados	Diferencia ^(*)	Error Estándar	Estadístico t
<i>Unmatched</i>	145.784	144.463	13.212	9.624	0,14
<i>ATET – 1 vecino</i>	146.356	160.266	-13.910	20.998	-0,66
<i>ATET – 2 vecinos</i>	146.356	149.945	-3.589	17.834	-0,20
<i>ATET – 3 vecinos</i>	146.356	148.414	-2.058	16.550	-0,12
<i>ATET – 4 vecinos</i>	146.356	143.012	3.343	15.852	0,21
<i>ATET – 5 vecinos</i>	146.356	143.102	32.541	15.462	0,21
<i>Radius</i>	146.356	138.218	8.138	12.094	0,67
<i>Kernel</i>	146.356	138.869	7.487	13.864	0,54

Fuente: Elaboración propia. Nota: ^(*) Recordar que la variable resultado sobre la cual se analizan los efectos es el precio total de los inmuebles, medido en dólares.

Allí se observa que ninguno de los *ATET* calculados es significativo según los estadísticos *t* correspondientes en todas las metodologías -tanto para el Modelo 1 como para el Modelo 2-. Por lo tanto, las diferencias de precios promedios entre departamentos tratados (cercanos al Metrobus) y no tratados (lejanos) no se pueden imputar a la implementación del Metrobus, según las metodologías aplicadas. En el Capítulo 2, la variable *Dummymetro* no había sido significativa en las especificaciones SAR y SEM de los modelos hedónicos espaciales con dummies, mientras que sí lo había sido en el modelo SAC que contemplaba ambos tipos de autocorrelación espacial (y con signo negativo). Análogamente, la variable *Km_a_metro* no había sido significativa en ninguna de las especificaciones hedónicas espaciales del modelo con distancias.

Si bien las estimaciones de *ATET* en el Modelo 1 no fueron significativas bajo ninguna metodología, el signo negativo del efecto tratamiento sobre los tratados concuerda con el efecto marginal negativo obtenido en el modelo hedónico SAC.

B. Robustez

Para comprobar la robustez de los resultados anteriores y continuar la comparación con los resultados obtenidos en el Capítulo 2, se modificó la definición de la variable dependiente del modelo Probit de manera de considerar cercanos sólo a los

inmuebles ubicados a 300m de una estación de Metrobus (a diferencia de los 500m). Con esto se pretende investigar si existe un impacto relevante del Metrobus solamente en los inmuebles más próximos al mismo vs. todos los demás inmuebles.

Se obtuvieron los nuevos propensity scores, se determinó el soporte común y se aplicaron las mismas metodologías de matching que en la Sección anterior. Los *ATET* resultantes se presentan en el Cuadro 6.

Una vez más, los efectos tratamiento sobre los tratados (todos con signo negativo) tampoco se pudieron atribuir estadísticamente a la implementación del Metrobus, tanto para el Modelo 1 como para el Modelo 2, bajo las diversas metodologías de matching. En las estimaciones hedónicas del Capítulo 2, sin embargo, todos los modelos espaciales con variables dummy habían encontrado un efecto marginal negativo significativo cuando se consideraban sólo los inmuebles más próximos, reflejando un efecto ambiental negativo que sobrepasa a un efecto transporte positivo.

Cuadro 6: Estimación de los efectos tratamiento (D=1 si el inmueble se ubica a menos de 300m) - Muestra: Completa

<i>Modelo 1</i>					
Muestra	Tratados	No Tratados	Diferencia ^(*)	Error Estándar	Estadístico t
<i>Unmatched</i>	133.845	147.171	-13.326	13.231	-1,01
<i>ATET – 1 vecino</i>	135.308	162.316	-27.008	22.492	-1,20
<i>ATET – 2 vecinos</i>	135.308	169.291	-33.983	20.827	-1,63
<i>ATET – 3 vecinos</i>	135.308	174.280	-38.972	21.108	-1,85
<i>ATET – 4 vecinos</i>	135.308	172.696	-37.389	19.614	-1,91
<i>ATET – 5 vecinos</i>	135.308	167.689	-32.381	18.457	-1,75
<i>Radius</i>	135.308	157.800	-22.494	13319	-1,69
<i>Kernel</i>	135.308	162.433	-27.125	16.545	-1,64
<i>Modelo 2</i>					
Muestra	Tratados	No Tratados	Diferencia ^(*)	Error Estándar	Estadístico t
<i>Unmatched</i>	133.845	147.171	-13.326	13.231	-1,01
<i>ATET – 1 vecino</i>	135.505	161.178	-25.673	19.013	-1,35
<i>ATET – 2 vecinos</i>	135.505	156.061	-20.556	16.875	-1,22
<i>ATET – 3 vecinos</i>	135.505	164.930	-29.425	17.556	-1,68
<i>ATET – 4 vecinos</i>	135.505	167.791	-32.286	18.870	-1,71
<i>ATET – 5 vecinos</i>	135.505	162.025	-26.520	18.055	-1,47
<i>Radius</i>	135.505	151.341	-15.837	13.688	-1,16
<i>Kernel</i>	135.505	155.359	-19.854	16.181	-1,23

Fuente: Elaboración propia. Nota: ^(*) Recordar que la variable resultado sobre la cual se analizan los efectos es el precio total de los inmuebles, medido en dólares.

Por otra parte, se extrajo de la muestra a los inmuebles de Retiro por ser un barrio de características muy distintas a las de los demás barrios de la muestra, al igual que en lo realizado en el Capítulo 2, resultando una submuestra de 616 observaciones.

Cuadro 7: Estimación de los efectos tratamiento - Muestra: Sin Retiro

Muestra	A 500m de una estación de Metrobus					A 300m de una estación de Metrobus				
	Tratados	No Tratados	Diferencia ^(*)	Error Estándar	t	Tratados	No Tratados	Diferencia ^(*)	Error Estándar	t
<i>Unmatched</i>	105.916	116.756	-10.840	5.632	-1,92	111.063	112.445	-1.382	8.708	-0.16
<i>ATET – 1 vecino</i>	106.305	110.008	-3.703	12.417	-0,30	107.973	105.895	2.078	12.258	0.17
<i>ATET – 2 vecinos</i>	106.305	106.187	118	10.367	0,01	107.973	106.347	1.626	11.901	0.14
<i>ATET – 3 vecinos</i>	106.305	107.682	-1.377	9.663	-0,14	107.973	103.509	4.464	14.444	0.39
<i>ATET – 4 vecinos</i>	106.305	105.857	448	9.085	0,05	107.973	104.842	3.131	10.848	0.29
<i>ATET – 5 vecinos</i>	106.305	107.886	-1.581	8.684	-0,18	107.973	107.344	630	10.816	0.06
<i>Radius</i>	106.305	108.695	-2.390	6.664	-0,36	107.973	106.662	1.312	9.717	0.13
<i>Kernel</i>	106.305	108.655	-2.349	7.588	-0,31	107.973	108.801	-828	9.980	-0.08
	Modelo 2					Modelo 2				
Muestra	Tratados	No Tratados	Diferencia ^(*)	Error Estándar	t	Tratados	No Tratados	Diferencia ^(*)	Error Estándar	t
<i>Unmatched</i>	105.916	116.756	-10.840	5.632	-1,92	111.063	112.445	-1.382	8.708	-0.16
<i>ATET – 1 vecino</i>	108.979	119.575	-10.597	14.553	-0,73	112.419	114.296	-1.877	15.276	-0.12
<i>ATET – 2 vecinos</i>	108.979	111.289	-2.311	11.471	-0,20	112.419	115.563	-3.144	12.634	-0.25
<i>ATET – 3 vecinos</i>	108.979	111.980	-3.001	10.794	-0,28	112.419	111.958	461	12.216	0.04
<i>ATET – 4 vecinos</i>	108.979	107.677	1.302	10.027	0,13	112.419	112.762	-343	11.896	-0.03
<i>ATET – 5 vecinos</i>	108.979	108.004	975	9.818	0,10	112.419	110.436	1.983	11.910	0.17
<i>Radius</i>	108.979	104.555	4.424	6.796	0,65	112.419	105.584	6.835	10.797	0.63
<i>Kernel</i>	108.979	103.712	5.267	7.846	0,67	112.419	111.673	746	11.463	0.07

Fuente: Elaboración propia. Nota: ^(*) Recordar que la variable resultado sobre la cual se analizan los efectos es el precio total de los inmuebles, medido en dólares.

Se consideraron las dos definiciones de la variable binaria para el modelo Probit (la que toma valor 1 tanto a 500m de distancia de una estación de Metrobus por un lado, como a 300m por el otro). Los *ATET* estimados y sus estadísticos de prueba para el Modelo 1 (Cuadro 7) indican que los diferenciales de precios no son significativos, como tampoco lo fueron las estimaciones hedónicas espaciales del Capítulo 2 donde no se encontraron efectos marginales significativos al trabajar con variables de localización representadas por dummies. En el Modelo 2, tampoco se obtuvieron *ATET* significativos. Si bien en las estimaciones hedónicas no se habían encontrado efectos marginales significativos por cercanía al Metrobus (distancia en km) en los modelos SAR y SEM sí surgió un potencial efecto transporte en el modelo SAC, capturado por los barrios distintos a Retiro.

Finalmente, se tomó la submuestra de los departamentos ubicados en Retiro (159 observaciones) y se realizaron las mismas estimaciones. Sin embargo, para la versión del Probit para inmuebles ubicados a menos de 300m tuvo que quitarse la variable *Dummysubte* debido a que en Retiro la línea C de subte y el Metrobus tienen trazados

distintos y ningún inmueble está, a la vez, ubicado en las proximidades de ambos trazados.⁸⁵

Los *ATET* calculados y sus estadísticos de prueba (Cuadro 8) demuestran que prácticamente todas las estimaciones de *ATET* realizadas (27 de 28 ejercicios) fueron no significativas; la excepción fue el *ATET* obtenido para el Modelo 1 con la metodología Radius, atribuyendo al Metrobus 9 de Julio una reducción de U\$S 136.884 del precio total de los inmuebles próximos al mismo vs. los más alejados.

Con estas estimaciones, además, se comprueba claramente los mayores precios totales promedio de los inmuebles de Retiro (Cuadro 8) -tanto de inmuebles tratados como no tratados- al compararlos con los de la muestra sin el barrio de Retiro (Cuadro 7). A su vez, son muy importantes las diferencias de precios totales promedios entre tratados y no tratados dentro del mismo barrio de Retiro en todas las metodologías propuestas, en especial para la versión de 500m de distancia al Metrobus. Esto marca que los inmuebles alejados al Metrobus son bastante más caros que los próximos y que las familias de Retiro valoran más estar lejos de zonas de alto tránsito por sobre la facilidad de acceso al transporte, quizás por tener la posibilidad de hacer mayor uso de movilidad propia o privada que de transporte público.

Cuadro 8: Estimación de los efectos tratamiento - Muestra: sólo el barrio de Retiro

Muestra	A 500m de una estación de Metrobus					A 300m de una estación de Metrobus				
	Modelo 1 ^(**)					Modelo 1 ^(**)				
	Tratados	No Tratados	Diferencia ^(*)	Error Estándar	t	Tratados	No Tratados	Diferencia ^(*)	Error Estándar	t
<i>Unmatched</i>	235.586	371.725	-136.139	37.927	-3,59	166.196	320.801	-154.605	35.704	-4,33
<i>ATET - 1 vecino</i>	233.671	317.932	-84.261	111.854	-0,75	166.196	176.080	-9.884	53.333	-0,19
<i>ATET - 2 vecinos</i>	233.671	317.832	-84.160	95.746	-0,88	166.196	196.595	-30.399	46.483	-0,65
<i>ATET - 3 vecinos</i>	233.671	343.797	-110.125	83.660	-1,32	166.196	182.930	-16.734	41.087	-0,41
<i>ATET - 4 vecinos</i>	233.671	380.497	-146.825	78.132	-1,88	166.196	187.778	-21.582	41.403	-0,52
<i>ATET - 5 vecinos</i>	233.671	383.274	-149.603	76.538	-1,95	166.196	176.574	-10.378	42.375	-0,24
<i>Radius</i>	233.671	370.556	-136.884	62.548	-2,19	166.998	177.190	-10.192	50.391	-0,20
<i>Kernel</i>	233.671	322.380	-88.708	82.571	-1,07	166.196	217.020	-50.824	39.682	-1,28
Muestra	Modelo 2					Modelo 2				
	Tratados	No Tratados	Diferencia ^(*)	Error Estándar	t	Tratados	No Tratados	Diferencia ^(*)	Error Estándar	t
	<i>Unmatched</i>	235.586	371.725	-136.139	37.927	-3,59	166.196	320.801	-154.605	35.704
<i>ATET - 1 vecino</i>	272.181	308.892	-36.711	78.290	-0,47	189.103	154.842	34.261	48.815	0,70
<i>ATET - 2 vecinos</i>	272.181	290.703	-18.522	72.141	-0,26	189.103	173.842	15.261	46.400	0,33
<i>ATET - 3 vecinos</i>	272.181	300.436	-28.255	66.841	-0,42	189.103	189.035	68	49.146	0,00
<i>ATET - 4 vecinos</i>	272.181	298.608	-26.427	66.043	-0,40	189.103	191.273	-2.170	46.039	-0,05
<i>ATET - 5 vecinos</i>	272.181	292.467	-20.286	65.760	-0,31	189.103	187.637	1.466	46.297	0,03
<i>Radius</i>	272.181	304.113	-31.932	62.005	-0,51	189.103	206.030	-16.928	36.538	-0,46
<i>Kernel</i>	270.714	295.153	-24.439	65.591	-0,37	186.241	175.929	10.311	44.759	0,23

Fuente: Elaboración propia. Nota: ^(*) Recordar que la variable resultado sobre la cual se analizan los efectos es el precio total de los inmuebles, medido en dólares. ^(**) Tuvo que quitarse la variable *Dummysubte* por tomar valor 0 para todos los inmuebles cercanos al Metrobus (*Dummysubte* toma valor 1 si el inmueble se ubica a menos de 200m de una estación de subte).

⁸⁵ *Dummysubte* nunca toma valor 1 cuando la variable dependiente del Probit toma valor 1.

Al igual que en los resultados aquí obtenidos, las estimaciones hedónicas espaciales para Retiro tampoco lograron atribuir significativamente al Metrobus los menores precios de los inmuebles cercanos al mismo (tanto en un radio de 300m ó 500m como a lo largo de la distancia entre cada inmueble con el Metrobus –en km-).

V. Resumen y conclusiones finales

Este trabajo tuvo como objetivo, por un lado, estimar el impacto en el precio de oferta de inmuebles de CABA cercanos al Metrobus 9 de Julio vs. los más alejados a través de la metodología de Evaluación de Impacto y, por otro, contrastar tal diferencial (y su relevancia) con los efectos marginales sobre el precio de los inmuebles obtenidos en el Capítulo 2 por cercanía al Metrobus a través de estimaciones hedónicas espaciales.

Los microdatos utilizados fueron los mismos que los del Capítulo 2, avisos clasificados publicados en las páginas web de los portales de venta de departamentos ofrecidos en venta en los barrios de Retiro, San Nicolás, Monserrat, Constitución y San Telmo.

El análisis de evaluación de impacto estudia las consecuencias de una determinada decisión de política con el propósito de brindar algún resultado medible de tal decisión. De esta manera, es posible conocer si efectivamente se dieron los resultados que se esperaban, si se asignaron correctamente los recursos que la hicieron posible y si es posible atribuir los cambios en el ‘bienestar’ a la intervención y ejecución del programa en particular (Khandker et al., 2010). Asimismo, la evaluación de impacto también podría servirnos como herramienta para inferir si se dio, posteriormente, algún efecto que inicialmente no se tuvo en consideración al momento de diseñar la política en estudio. En función de este último argumento, se buscó conocer a través de la estimación del efecto tratamiento sobre los tratados si la implementación del Metrobus 9 de Julio en CABA tiene algún impacto en el precio de los departamentos de la zona circundante, dado que las autoridades gubernamentales que ejecutaron la obra nunca mencionaron algún tipo de repercusión de un proyecto de tal envergadura sobre el precio de los inmuebles cercanos al trazado del mencionado Metrobus.

Dado que en algunas ocasiones los modelos econométricos pueden tener dificultades para capturar múltiples causalidades, la evaluación de impacto, por su parte, permite relacionar causas y efectos de un programa o de una política sobre un resultado de interés (Stern et al. 2012; Gertler et al., 2011) utilizando métodos de

evaluación (a través de contrafacticos) para descartar la posibilidad que cualquier otro factor explique el impacto observado.

Debido a que se pretende comparar los resultados aquí obtenidos con los del Capítulo 2, a modo de resumen se exponen en el Cuadro 9 Cuadro 13 los principales resultados del Capítulo 2 y todos los resultados del presente capítulo para una rápida comparación.

Cuadro 9: Resumen de resultados de las variables de interés

Muestra	Variable de Interés en modelos hedónicos espaciales *	Resultados **			Evaluación de impacto ***	
		SAR	SEM	SAC	Modelo 1	Modelo 2
Completa: 775 obs.	Dummymetro =1 a < 500m	ns.	ns.	(-)	Ns. bajo ningún matching	Ns. bajo ningún matching
	Km_a_metro (en km)	ns.	ns.	ns.		
	Dummymetro =1 a < 300m	(-)	(-)	(-)		
Sin Retiro: 616 obs.	Dummymetro =1 a < 500m	ns.	ns.	ns.	Ns. bajo ningún matching	Ns. bajo ningún matching
	Km_a_metro (en km)	ns.	ns.	(-)		
	Dummymetro =1 a < 300m	ns.	ns.	ns.		
Retiro: 159 obs.	Dummymetro =1 a < 500m	ns.	ns.	ns.	(-) sólo bajo matching por Radius	Ns. bajo ningún matching
	Km_a_metro (en km)	ns.	ns.	ns.		
	Dummymetro =1 a < 300m	ns.	ns.	ns.		

Fuente: Elaboración propia. Nota: (*) La variable dependiente de estos modelos fue el logaritmo del precio de los inmuebles. (**) Los signos presentados son los que resultaron significativos, al menos al 10% de significatividad; ns. = No significativa. (***) El total de observaciones que formaron parte del soporte común en cada muestra fue 722 (muestra Completa), 596 (muestra Sin Retiro) y 156 (muestra Retiro).

En términos generales y ante la diversidad de estimaciones realizadas por medio de las metodologías de evaluación de impacto y hedónicas, en la mayoría de los casos no fue posible atribuir a la implementación del Metrobus un efecto claro y significativo sobre el precio de los inmuebles (sea negativo o positivo).

Por un lado, la evaluación de impacto no avaló en significatividad el efecto ambiental negativo superador al efecto transporte en las estimaciones hedónicas espaciales de la muestra completa. Por otro lado, la estimación de efecto tratamiento sobre los tratados tampoco avaló el efecto transporte capturado por el modelo hedónico espacial SAC al desestimar los inmuebles de Retiro de la muestra completa. No obstante, en los demás ejercicios y submuestras, ambas metodologías consideraron que no hay evidencia de efecto alguno sobre los precios de departamentos que pueda ser imputable al Metrobus.

Se concluye, entonces, que el acceso al Metrobus 9 de Julio por parte de los inmuebles en zonas aledañas no es un atributo relevante por el cual se estaría dispuesto a pagar e incluso mudarse a estos barrios. Es probable que los beneficios brindados por un viaje más corto de duración a través del trazado del Metrobus sean percibidos en

mayor medida por personas que viven fuera de la zona estudiada, motivo por el cual no se capitaliza un efecto transporte en el mercado inmobiliario aledaño. Muchas líneas de colectivo que utilizan este Metrobus realizan viajes relativamente largos, en los cuales, la posibilidad de realizar 3 km de recorrido en bastante menor tiempo es algo muy beneficioso. Por otra parte, a través de la evaluación de impacto tampoco se encuentra evidencia de que los efectos ambientales nocivos que pudiera provocar el tránsito más concentrado de colectivos sobre los inmuebles muy próximos al trazado sean estadísticamente relevantes, aunque se pueda percibir un signo negativo de un impacto no significativo.

Con estos resultados, además, se observa que la implementación del Metrobus 9 de Julio fue una política de mejora del transporte público de pasajeros que no perjudicó ni benefició en forma significativa al mercado inmobiliario adyacente, haya sido o no previsto por el Gobierno de la Ciudad al momento de planificarlo.

VI. Anexos

Anexo A. Prueba de definiciones de ATE y ATET en función de $p(\mathbf{x})$

Si insertamos la ecuación de resultados potenciales en el numerador de la definición de *ATE* (ecuación (8)), tendremos:

$$ATE = E\left(\frac{[D - p(\mathbf{x})][(1 - D)y_0 + Dy_1]}{p(\mathbf{x})[1 - p(\mathbf{x})]}\right) \quad (13)$$

Desarrollando sólo el numerador de *ATE*, obtendremos:

$$\begin{aligned} [D - p(\mathbf{x})][(1 - D)y_0 + Dy_1] &= \\ Dy_0 - D \cdot D \cdot y_0 + D \cdot D \cdot y_1 - p(\mathbf{x})y_0 + p(\mathbf{x})Dy_0 - p(\mathbf{x})Dy_1 &= \\ Dy_0 - D \cdot y_0 + D \cdot y_1 - p(\mathbf{x})y_0 + p(\mathbf{x})Dy_0 - p(\mathbf{x})Dy_1 &= \\ D \cdot y_1 - p(\mathbf{x})y_0(1 - D) - p(\mathbf{x})Dy_1 &= \end{aligned} \quad (14)$$

Aplicando expectativas en D y en \mathbf{x} y bajo el supuesto de ignorabilidad en términos de independencia de medias condicional (es decir, $E(y_0 | \mathbf{x}, D) = E(y_0 | \mathbf{x})$, y lo mismo para y_1), la expresión anterior nos quedará como (15):

$$E(D | \mathbf{x})E(y_1 | \mathbf{x}) - p(\mathbf{x})E(y_0 | \mathbf{x})[1 - E(D | \mathbf{x})] - p(\mathbf{x})E(D | \mathbf{x})E(y_1 | \mathbf{x}) \quad (15)$$

Siendo $E(D | \mathbf{x}) = p(\mathbf{x})$, obtendremos (16):

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x})E(y_1 | \mathbf{x}) - p(\mathbf{x})E(y_0 | \mathbf{x})[1 - p(\mathbf{x})] - p(\mathbf{x})p(\mathbf{x})E(y_1 | \mathbf{x}) &= \\ p(\mathbf{x})[1 - p(\mathbf{x})][E(y_1 | \mathbf{x}) - E(y_0 | \mathbf{x})] &= \end{aligned} \quad (16)$$

Para llegar a la definición de (8), basta con dividir (16) por $p(\mathbf{x})[1 - p(\mathbf{x})]$ y tomar esperanzas del cociente. Un análisis similar se puede aplicar para obtener (9).

Anexo B. Ejemplo de Matching por el método de Vecino más cercano

En la metodología de matching por vecino más cercano, cada inmueble ubicado en las proximidades (radio de 500m) del Metrobus se deberá relacionar con uno o más inmueble/s alejado/s del Metrobus que tenga/n un valor de propensity score lo más similar posible, siendo dicho propensity score la probabilidad de tener acceso al Metrobus, dados los atributos de los inmuebles. El hecho que los propensity score sean similares habla de la semejanza -en cada una de los atributos- de los inmuebles relacionados.

En este trabajo, el matching se realizó con reemplazo del inmueble alejado; al hacerlo, el mismo inmueble puede ser asignado a diferentes inmuebles próximos al

Metrobus. Asimismo, se aplicó la restricción que los departamentos que intervengan en el cálculo del *ATET* formen parte del soporte común.

Si para el matching se considera “sólo un vecino cercano”, se asignará sólo un inmueble alejado a cada uno de los inmuebles cercanos, siendo el inmueble alejado elegido aquel que tenga igual o más próximo propensity score.⁸⁶ Si se consideran dos o más vecinos cercanos, se tomarán los dos o más inmuebles con propensity score más similares para cada inmueble próximo al Metrobus.

Veamos un ejemplo para la metodología con dos vecinos más cercanos. Se desea conocer quiénes son los inmuebles contrafácticos del inmueble cercano cuyo propensity score es igual a 0,34275, el cual surge de la estimación Probit propuesta en la Sección A y que cuenta con un precio total de US\$ 81.000 (y_i).

En el Cuadro 10 se exhibe la información de los inmuebles alejados que tiene un propensity score similar al inmueble cercano de interés (ningún inmueble alejado tiene exactamente el mismo propensity score que el inmueble cercano). Como se buscan dos inmuebles a los cuales considerar vecinos, se presentan al menos dos departamentos con menor propensity score y a dos con mayor propensity score. De cada uno de ellos se calcula la diferencia de su propensity score con el del inmueble cercano y se selecciona aquellos dos con menor diferencia. En este ejemplo, el de menor diferencia es aquel con un propensity score inmediatamente mayor (observación 208) y el que sigue en diferencia es aquel con un propensity score inmediatamente menor (observación 207) (Cuadro 10). De las observaciones elegidas se promedia su precio total (US\$ 42.000 y US\$ 96.000, respectivamente) y así surge el precio total contrafáctico de US\$ 69.000 (y_o) para el inmueble cercano en estudio, que luego se tendrá en cuenta en la estimación del *ATET*.

Cuadro 10: Información de los inmuebles alejados con propensity score más cercano al de interés

N° de Observación	Propensity Scores más cercanos	Diferencia de Propensity Scores	Precio Total	Observaciones elegidas
206	0,33838945	0,00436254	72.000	
207	0,34131452	0,00143747	96.000	✓
208	0,34400264	0,00125065	42.000	✓
209	0,35036830	0,00761631	11.000	

Fuente: Elaboración propia

⁸⁶ Si hay varios inmuebles alejados con igual propensity score, el software elegirá al primer inmueble que aparece en la base de datos. Es por ello que, si se realizan diversos ejercicios con una misma base de datos pero las observaciones están ordenadas de diferente manera, se pueden obtener resultados distintos.

Este procedimiento se aplica a cada uno de los 357 inmuebles cercanos y, al trabajar con reposición, las observaciones 207 y 208 quedan disponibles para ser utilizadas como matching para otros inmuebles cercanos.

Anexo C: Comparación de medias, reducción de sesgos y estadísticos de prueba, antes y después del matching.

Variables	Estado*	Medias		Reducción del Sesgo (%)	Prueba t		Variables	Estado*	Medias		Reducción del Sesgo (%)	Prueba t	
		Tratados	No Tratados		t	P-v			Tratados	No Tratados		t	P-v
Modelo 1							Modelo 2						
Supcubierta	U	68,087	68,064		0,01	0,995	Supcubierta	U	68,087	68,064		0,01	0,995
	M	68,807	73,737	-21.418,3	-1,33	0,184		M	67,947	72,948	-21.723,9	-1,33	0,183
Ambientes	U	2,5408	2,4300		1,17	0,242	Ambientes	U	2,5408	2,4300		1,17	0,242
	M	2,5574	2,6555	11,5	-1,01	0,315		M	2,5249	2,7072	-64,6	-1,99	0,047
Baños	U	1,2038	1,2875		-2,05	0,041	Baños	U	1,2038	1,2875		-2,05	0,041
	M	1,2101	1,2829	13,0	-1,75	0,080		M	1,2044	1,2348	-150,2	-0,74	0,457
Antigüedad	U	38,280	34,5600		1,78	0,076	Antigüedad	U	38,280	34,5600		1,78	0,076
	M	38,297	43,2610	-33,4	-2,37	0,018		M	38,058	47,365	-33,4	-4,82	0,000
Cocheras	U	0,0788	0,0737		0,27	0,790	Cocheras	U	0,0788	0,0737		0,27	0,790
	M	0,0812	0,0756	-10,0	0,28	0,781		M	0,0774	0,0856	-62,7	-0,41	0,684
Frente	U	0,4348	0,5307		-2,68	0,008	Frente	U	0,4348	0,5307		-2,68	0,008
	M	0,4453	0,4367	91,2	0,23	0,821		M	0,4365	0,4448	91,4	-0,22	0,823
Ph	U	0,0272	0,0737		-2,94	0,003	Ph	U	0,0272	0,0737		-2,94	0,003
	M	0,0280	0,0476	57,9	-1,37	0,170		M	0,0276	0,0138	70,3	-1,30	0,193
Pileta	U	0,0707	0,1302		-2,75	0,006	Pileta	U	0,0707	0,1302		-2,75	0,006
	M	0,0728	0,0784	90,6	-0,28	0,777		M	0,0718	0,0249	21,2	2,96	0,003
Avenida	U	0,2772	0,2752		0,06	0,951	Avenida	U	0,2772	0,2752		0,06	0,951
	M	0,2857	0,2353	-2.434,1	1,54	0,125		M	0,2735	0,2486	-1.149,6	0,76	0,447
Dummysubte	U	0,2908	0,1007		6,92	0,000	Km_a_subte	U	0,3329	0,4741		-8,56	0,000
	M	0,2689	0,2353	82,3	1,03	0,302		M	0,3360	0,3258	92,8	0,73	0,468
Dummyplaza	U	0,1848	0,2752		-2,99	0,003	Km_a_plaza	U	0,3214	0,3996		-5,58	0,000
	M	0,1905	0,1682	75,2	0,78	0,436		M	0,3238	0,3429	75,6	-1,50	0,135
Dummyescu	U	0,8044	0,8550		-1,88	0,060	Km_a_escu	U	0,1421	0,1108		4,57	0,000
	M	0,8011	0,7759	50,3	0,82	0,410		M	0,1393	0,1474	74,1	-1,09	0,277
Retiro	U	0,3098	0,1106		7,07	0,000	Retiro	U	0,3098	0,1106		7,07	0,000
	M	0,2997	0,3193	90,2	-0,57	0,572		M	0,3149	0,3204	97,2	-0,16	0,873
San Nicolás	U	0,0842	0,1130		-1,34	0,181	San Nicolás	U	0,0842	0,1130		-1,34	0,181
	M	0,0868	0,1177	-7,1	-1,36	0,175		M	0,0856	0,1050	32,8	-0,89	0,376
Constitución	U	0,3804	0,1474		7,67	0,000	Constitución	U	0,3804	0,1474		7,67	0,000
	M	0,3810	0,3866	97,6	-0,15	0,878		M	0,3702	0,3398	87,0	0,85	0,394
Monserrat	U	0,1576	0,2408		-2,90	0,004	Monserrat	U	0,1576	0,2408		-2,90	0,004
	M	0,1625	0,1289	59,6	1,27	0,204		M	0,1602	0,1713	86,7	-0,40	0,690

Fuente: Elaboración propia. Nota: U=Unmatched; M=Matched.

VII. Bibliografía

Angrist, J., 1998. "Estimating the Labor Market Impact of Voluntary Military Service Using Social Security Data on Military Applicants", *Econometrica*, 66(2), pp. 249-288.

Boarnet, M., 2007. "Conducting Impact Evaluations in Urban Transport", *World Bank*, Poverty Reduction and Economic Management, Thematic Group of Poverty Analysis, Monitoring and Impact Evaluation.

Bryson, A., Dorsett, R. y S. Purdon, 2002. "The Use of Propensity Score Matching in the Evaluation of Labour Market Policies," Working Paper No. 4, Department for Work and Pensions.

Cameron, A. y P. Trivedi, 2005. *Microeconometrics: methods and applications*. Cambridge University Press.

Caliendo, M. y S. Kopeinig, 2008. "Some practical guidance for the implementation of propensity score matching", *Journal of Economic Surveys*, 22 (1), pp. 31-72.

Gertler, P. J., Martinez, S., Premand, P., Rawlings, L. B., y C. Vermeersch, 2011. *Impact evaluation in practice*. World Bank Publications, Washington DC.

Gibbons, S. y S. Machin, 2005. "Valuing Rail Access Using Transport Innovations", *Journal of Urban Economics*, 57(1), pp. 148-169.

Heckman, J., Ichimura, H., y P. Todd, 1997. "Matching as an econometric evaluation estimator: Evidence from evaluating a job training program", *The Review of Economic Studies*, 64(4), pp. 605-654.

Heckman, J., Ichimura, H., y P. Todd, 1998. "Matching as an econometric evaluation estimator", *The Review of Economic Studies*, 65, pp. 261-294.

Heckman, J., Lalonde, R. y J. Smith, 1999. *The Economics and Econometrics of Active Labor Market Programs*, *Handbook of Labor Economics*, 3, editado por O. Ashenfelter y D. Card, pp. 1865-2097, Elsevier, Amsterdam.

Khandker, S. R., Koolwal, G. B., & Samad, H. A. (2010). *Handbook on impact evaluation: quantitative methods and practices*. World Bank Publications.

Leuven, E. y B. Sianesi, 2003. “PSMATCH2: Stata Module to Perform Full Mahalanobis and Propensity Score Matching, Common Support Graphing and Covariate Imbalance Testing”, <http://ideas.repec.org/c/boc/bocode/s432001.html>, Version 4.0.11 22oct2014.

Nanda, A. y S. Ross, 2008. “The Impact of Property Condition Disclosure Laws on Housing Prices: Evidences from an Event Study Using Propensity Scores”, University of Connecticut Department of Economics, Working Paper Series.

Perdomo, J., 2011. “A methodological proposal to estimate changes of residential property value: case study developed in Bogotá”, *Applied Economic Letters*, 18, pp. 1577-1581.

Perdomo, J., Mendoza, C., Mendieta, J. y A. Baquero, 2007. “Study of the Effect of the Transmilenio Mass Transit Project on the Value of Properties in Bogotá, Colombia”, *Lincoln Institute of Land Policy*, Working Paper N° WP07CA1.

Piccirillo, J., 2012. “Qué es un BRT, o la implementación del Metrobus en la Ciudad de Buenos Aires, Argentina”, Editorial CEPAL, Boletín FAL-312-Web.

Robinson, S. y A. Sanderford, 2016. “Green Buildings: Similar to Other Premium Buildings?”, *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, 52(2), pp. 99-116.

Rosenbaum, P. y D. Rubin, 1985. “Constructing a Control Group Using Multivariate Matched Sampling Methods That Incorporate the Propensity Score”, *The American Statistician*, 39 (1), pp 33-38.

Rosenbaum, P. y D. Rubin, 1983. “The central role of the propensity score in observational studies for causal effects”, *Biometrika*, 70(1), pp. 41-55.

Rubin, D., 1974. “Estimating Causal Effects of Treatments in Randomized and Nonrandomized Studies”, *Journal of Educational Psychology*, 66(5), pp. 688-701.

Smith, H., 1997. “Matching with Multiple Controls to Estimate Treatment Effect in Observational Studies”, *Sociological Methodology*, 27, pp. 325-353.

Snyder, S., 2011. “Spatial Dynamics of Urban Development: School Competition and Public Housing Policy”. Doctoral Dissertation, Purdue University.

Stern, E., Stame, N., Mayne, J., Forss, K., Davies, R., y B. Befani, 2012. “Broadening the range of designs and methods for impact evaluations: Report of a study

commissioned by the Department for International Development". *Department for International Development*, Working Paper 38.

Wooldridge, J., 2002. *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. The MIT Press.