



BANCO CENTRAL DE RESERVA DEL PERÚ

Índice de Precios de Inmuebles: Un Enfoque Hedónico

Fernando Mundaca* y Elmer Sánchez León

* Banco Central de Reserva del Perú

DT. N°. 2018-006
Serie de Documentos de Trabajo
Working Paper series
Noviembre 2018

Los puntos de vista expresados en este documento de trabajo corresponden a los de los autores y no reflejan necesariamente la posición del Banco Central de Reserva del Perú.

The views expressed in this paper are those of the authors and do not reflect necessarily the position of the Central Reserve Bank of Peru

Índice de Precios de Inmuebles: Un Enfoque Hedónico

Fernando Mundaca (BCRP)* Elmer Sánchez León (BCRP)†

Julio, 2018

Abstract

El objetivo del documento es estimar un índice de precios de departamentos para Lima Metropolitana utilizando la metodología de precios hedónicos. Para este propósito se utilizan tres variantes de la metodología (método de variables binarias de tiempo, método de características y método de imputación). Los índices calculados por estos tres métodos presentan resultados similares. Se muestra, además, que no ha habido una gran variación de las características de los departamentos ni de las valoraciones de estas características. Las características con mayor valoración de los compradores son el número de cocheras y el número de baños. Finalmente, se encuentra similitud de los índices calculados en base a regresiones hedónicas y el índice de medianas calculado y publicado actualmente por el BCRP.

JEL classification: E37, E44, E52.

Keywords: Regresiones hedónicas, índice de precios de inmuebles.

1 Introducción

La última crisis financiera internacional se inició con un desequilibrio en el mercado inmobiliario en Estados Unidos acompañado por un "boom" de créditos hipotecarios que se evidenció en el aumento muy acelerado de precios de inmuebles. Tal crecimiento no estuvo acorde con los fundamentos de ese mercado. Este fenómeno se registró en otras economías avanzadas, como España en Europa. A raíz de esto, se evidenció la importancia de monitorear el comportamiento del mercado de activos reales para poder identificar, de manera anticipada, cualquier comportamiento atípico, para lo cual se necesita indicadores de los fundamentos o determinantes de demanda y de oferta de inmuebles, así como índices de precios de estos.

En Perú, el Banco Central de Reserva (BCRP) publica trimestralmente un índice de precios de departamentos de Lima Metropolitana desde 1998. De acuerdo a este índice, Perú tuvo un crecimiento acelerado de precios de departamentos desde finales de 2007 hasta mediados de 2014. Luego, los precios inmobiliarios entraron en una fase de moderación.

Ese aumento de precios dinamizó la actividad constructora que junto con factores de demanda (estabilidad política y económica, programas estatales de apoyo al acceso al mercado inmobiliario a personas de bajos recursos, déficit habitacional) y otros factores de oferta (acceso de bancos a financiamiento internacional, abaratamiento de este financiamiento) desarrollaron el mercado inmobiliario en Lima. Es por eso es necesaria que la medición de los precios inmobiliarios sea la más precisa y confiable posible a fin de tener indicadores de alerta temprana de cualquier evolución del mercado inmobiliario lejano a sus fundamentos.

En este documento se plantea la creación de un Índice de Precios de Inmuebles para Lima Metropolitana, utilizando tres variantes de la metodología de **precios hedónicos** como parte de una agenda de investigación que tiene como objetivo la generación de indicadores de fundamentos del mercado inmobiliario de Lima y a nivel nacional. Este método permite la construcción de un índice de precios que aisla o *controle* los cambios de precios inducidos de cambios de las características de los inmuebles.

*Todas las opiniones presentadas en este artículo son de exclusiva responsabilidad de los autores.

*Se agradecen los comentarios de César Carrera y de los participantes en el Encuentro de Economistas del BCRP.

*Especialista del Departamento de Estadísticas de Precios del BCRP. E-mail: fernando.mundaca@bcrp.gob.pe

†Jefe del Departamento de Estadísticas de Precios del BCRP. E-mail: elmer.sanchez@bcrp.gob.pe

De acuerdo con [Hill y Mesler \(2008\)](#), una de las características principales de los índices de precios es que permiten comparar en periodos sucesivos los precios de una misma canasta de bienes y/o servicios representativos. Esto se ve reflejado en los diferentes índices de precios de la economía (al consumidor, mayoristas, entre otros), los cuales se basan en método de modelos emparejados. Este tipo de índices escoge un grupo de bienes y servicios específicos, y les hace seguimiento a sus precios de transacción cada periodo. La razón detrás de esto es lograr recoger las variaciones en el precio que no sean identificados con cambios cualitativos de los bienes.

Sin embargo, esto no es posible para el caso de inmuebles, primero, ya que un inmueble en particular no se transa necesariamente todos los periodos. En ese sentido, se limitaría a construir un índice utilizando información escasa de propiedades heterogéneas, la cual estaría afectada a cambios cualitativos. Segundo, dependiendo de la configuración institucional de las transacciones de inmuebles en cada país, las fuentes de información suelen ser fuentes secundarias, no recogidas con la rigurosidad metodológica de un instituto de estadística. Esto añade una complicación adicional a la elaboración de un índice de precios de inmuebles.

Para la elaboración de un índice de precios de inmuebles, la literatura ([Hill \(2011\)](#), [EuroStat \(2013\)](#), [Silver \(2016\)](#), entre otros) recoge principalmente tres metodologías. El **primer método** consiste en recoger las medianas de los precios inmobiliarios; esta metodología es muy común ya que tiene un menor requerimiento de información y es fácil de computar. El principal problema es que este índice no captura la diferencia en la calidad de los inmuebles, un requerimiento básico para cualquier índice de precios. Para tratar este problema se suele estratificar la muestra por zonas o por localización; según [Hill \(2011\)](#), si bien esto reduce los cambios de precios explicados por variación de las características o de la calidad del bien, no lo aísla por completo ya que en tal caso, se *controla* parcialmente por una sola característica. El índice publicado actualmente por el Banco Central de Reserva del Perú (BCRP) corresponde a esta categoría.

La **segunda metodología**, ampliamente usada en países como Estados Unidos, Reino Unido y Australia, corresponde a la de ventas repetidas, que consiste en registrar el cambio en el precio del mismo inmueble en dos periodos de tiempo distintos. Si bien este tipo de índice sí aísla las variaciones de precios de los cambios de características y de calidad del inmueble, desperdicia una gran cantidad de información, ya que es necesario que un mismo bien se vuelva a transar para obtener una variación; además, según lo indican [Hill \(2011\)](#) y [Silver \(2016\)](#), es posible que en la segunda transacción, el inmueble no tenga las mismas características, pues este puede ser modificado. A pesar de esto, este índice es el más parecido a los índices de precios convencionales, mencionados anteriormente.

La **tercera metodología** consiste en el uso de **precios hedónicos** y tiene la ventaja que corrige los posibles problemas de las dos metodologías mencionadas anteriormente. Muchos estudios señalan que [Court \(1939\)](#) fue el pionero en aplicar este método para el análisis de precios. Este enfoque usa el término hedónico pues analiza la demanda de los atributos individuales de algún bien que generan utilidad. Esta metodología, popularizada posteriormente por [Griliches \(1961\)](#), reconoce que el precio de un bien, de un inmueble, por ejemplo, está compuesto de distintas características que no pueden ser separadas monetariamente. De acuerdo a esto, el precio de un inmueble p_{it} puede expresarse como una función de diversas características z_{jit} :

$$p_{it} = g_i(z_{1it}, z_{2it}, z_{3it}, \dots) \quad (1)$$

De acuerdo con [Coulson \(2008\)](#), esta regresión es una ecuación que representa, de forma reducida, la interacción de la oferta y la demanda. Dentro de esta metodología se reconocen tres variantes en la literatura: *Time Dummies Method*, *Characteristics Method* e *Imputation Method*, expuestas en [EuroStat \(2013\)](#), [Hill \(2011\)](#) y [Silver \(2016\)](#), y que serán presentadas en detalle posteriormente.

Lo que resta del documento consta de una sección en donde se describe la base de datos y variables usadas en las regresiones, seguido por un capítulo donde se presenta la metodología y los resultados. Finalmente, se muestran algunas conclusiones y recomendaciones.

2 Descripción de base de datos y variables

El BCRP recopila información sobre precios de inmuebles en Lima Metropolitana desde 1998. Se comenzó obteniendo información de precios de venta de los distritos que contaban un mercado más dinámico a través de anuncios publicitarios en los periódicos. Estos distritos son La Molina, Miraflores, San Borja, San Isidro y Surco. A partir de fines de 2007, se amplió la recolección de información incluyendo el resto de distritos, haciéndose énfasis en los distritos de Jesús María, Lince, Magdalena, Pueblo Libre y San Miguel. Actualmente, el BCRP recopila la información de precios y características de los inmuebles desde las páginas web.

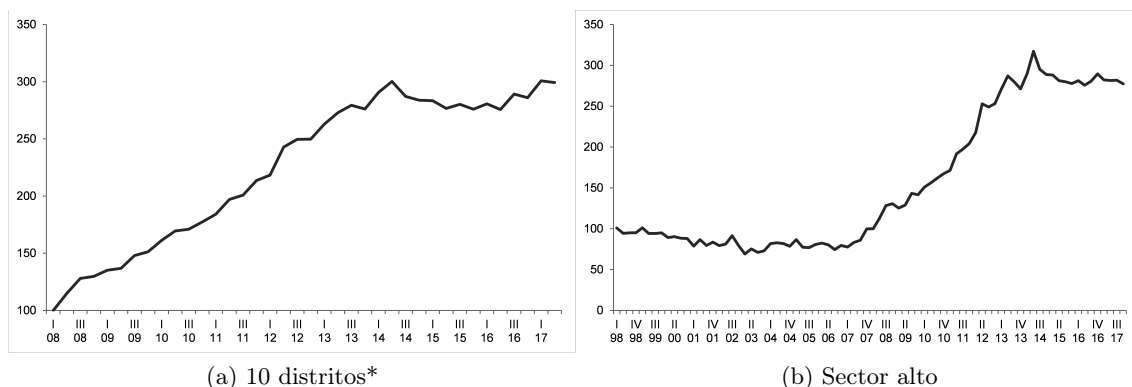
La información es recabada de manera semanal y se registra el precio, área, ubicación, número de cuartos, número de baños, piso en que se ubica, antigüedad, si cuenta o no con cochera y si tiene vista al exterior de cada inmueble. La fuente de esta información, como se mencionó, son los anuncios publicitarios, en un comienzo, en periódicos como El Comercio y Correo. El procedimiento implicaba llamar a cada anunciante para confirmar los datos de las características del inmueble. Sin embargo, recientemente se cambió a fuentes en páginas web como Urbania.pe (que pertenece a El Comercio) y Adondevivir.com. El procedimiento es ahora más simple ya que toda la información concerniente al inmueble se encuentra disponible en la web, lo que permite recoger un mayor número de anuncios de manera más eficiente.

El tipo de muestreo es aleatorio simple y estratificado a través de un cuota fija de anuncios por distrito. Se hace énfasis en los diez distritos más dinámicos, los cuales fueron mencionados anteriormente. Los primeros cinco distritos conforman el "Sector Alto" y a los otros cinco distritos se les llama "Sector Medio". El número de anuncios tomado trimestralmente para precio de venta de departamentos es alrededor de 90 en cada distrito del "Sector Alto" y entre 50 y 70 para cada distrito del "Sector Medio". Tomando en cuenta que esta es la información a ser utilizada para las regresiones más adelante, se cuenta con más de 700 observaciones por trimestre.

Debido a la mayor disponibilidad de información, el índice publicado actualmente para Lima Metropolitana solo incluye los precios de venta de departamentos de los diez distritos de los sectores "Alto" y "Medio". Este índice, publicado trimestralmente, pondera geoméricamente las medianas de los precios de los 10 distritos. Las ponderaciones utilizadas actualmente provienen del censo de construcción de nuevas edificaciones realizada por la Cámara Peruana de Construcción (Capeco).

En el panel (a) del Gráfico 1 se muestra el índice de precios de departamentos ponderado de 10 distritos, el cual publica actualmente el BCRP. En el panel (b) se observa el índice de precios del Sector Alto, el cual se publica desde 1998 y que solo incluye cinco distritos. En los años que coinciden, ambos índices tienen comportamientos similares. Se observa un "boom" del precio de departamentos desde finales de 2007 hasta mediados de 2014.

Gráfico 1: Índice de precios por metro cuadrado publicado por el BCRP
Dólares corrientes. Base 2008-I=100



*Se obtiene del promedio ponderado del precio por metro cuadrado mediano de 10 distritos.

Para construir un índice que sea comparable a este y obtener resultados más robustos, se utilizará la información para estos 10 distritos en las estimaciones, para las cuales se cuenta con más de

30 mil observaciones. Asimismo, con este mismo propósito, se mantienen las ponderaciones de Capeco a la hora de construir los nuevos índices.

En todas las estimaciones del documento, la variable dependiente es el precio total del inmueble (como suele utilizarse en las regresiones hedónicas) y se incluyen estas características: área en metros cuadrados, número de dormitorios, número de baños, número de cocheras, el piso en el que se encuentra el departamento y la antigüedad.

En el siguiente cuadro se muestra la evolución de las características que van a ser usadas como regresores más adelante. Se observa que la mayor parte de las características, área, número de dormitorios, número de baños y piso, tiene poca variabilidad en los 10 años de muestra. Para las otras dos características se observa un incremento sostenido con el tiempo.

Por su lado, el aumento de la antigüedad promedio podría corresponderse con la ralentización del mercado inmobiliario durante este periodo. Esta poca dinámica se presenta también al observar la evolución de las características promedio por distrito (Ver Anexo A) y será parte importante de la explicación de los resultados finales.

Cuadro 1: Características promedio de los 10 distritos

	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
Superficie	114	121	120	110	125	118	117	112	121	123
Dormitorios	2,7	2,7	2,7	2,7	2,8	2,7	2,8	2,8	2,9	2,8
Baños	2,3	2,4	2,2	2,2	2,3	2,3	2,2	2,3	2,4	2,4
Cocheras	0,8	0,9	0,8	0,6	1,0	0,9	1,0	1,0	1,0	1,0
Piso	3,4	3,7	4,0	4,0	4,5	4,1	4,2	3,9	3,7	3,8
Antigüedad	5,7	5,3	7,1	7,2	9,0	10,6	8,7	10,2	9,6	10,3

3 Metodología

En este documento se utiliza la metodología de precios hedónicos, el cual regresiona el precio de un producto (en este caso inmueble) contra un vector de características. Este método se utiliza principalmente con dos objetivos. El primer objetivo es obtener estimados de la disposición a pagar por las características en el lado derecho de la ecuación hedónica (valuación de atributos del inmueble). El segundo objetivo, como lo indica Hill (2011), es la construcción de un índice de precios que controle las variaciones de precios derivados de cambios de las características. Se hará énfasis en el segundo objetivo, el cual es motivo de este documento.

3.1 Regresiones hedónicas

Antes de construir el índice, es importante conocer la valoración de cada característica y de la ubicación del inmueble sobre el precio de venta del departamento. Para este propósito en una regresión general se utilizan como regresores las características del departamento y *dummies* indicando el distrito en el que se ubica el inmueble.

Los resultados de las regresiones hedónicas son sensibles a la forma funcional empleada. A pesar de esto, la teoría económica no indica qué forma funcional es superior; sin embargo, la forma semi-logarítmica es la más usada por los generadores de índices de precios y académicos debido a que permite cierta curvatura en los efectos de los regresores sobre el precio. Es por esto que en este documento se usa esta forma funcional.

Bajo una especificación semi-logarítmica, el exponencial de los coeficientes asociados a las características pueden ser interpretados como el cambio porcentual que ocasionaría en el precio del departamento un aumento de una unidad de esa característica. En el caso de las *dummies* de los distritos, el exponencial de cada coeficiente asociado se interpreta como el cambio porcentual en el precio del inmueble con respecto al distrito utilizado como base. Para este propósito se estima la siguiente regresión hedónica básica para el periodo 2008-2016 y para cada año:

$$\ln \hat{p}_i^\tau = \ln \hat{\beta}_0 + \sum_{k=1}^K z_{k,i}^\tau \ln \hat{\beta}_k + \sum_{d=1}^{10} \gamma^d D^d + \hat{\epsilon}_i \quad (2)$$

donde:

i : es el identificador de cada departamento.

k : es el identificador de cada característica.

d : es el identificador de cada distrito.

$\ln p_i^{0,\tau}$: es el logaritmo del precio de venta del departamento i . Se consideran las observaciones desde el periodo 0 hasta el periodo τ .

$z_{k,i}^{0,\tau}$: es la característica k del departamento i . Se consideran las observaciones desde el periodo 0 hasta el periodo τ .

$\hat{\beta}_k$: es el coeficiente estimado para la característica k .

D^d : es la variable binaria de distrito. Captura todas las características diferentes a Z propias de cada distrito d .

γ^d : es el coeficiente de la de la variable binaria del distrito d .

$\hat{\epsilon}_i$: es el error de estimación.

Si bien son necesarias para conocer la valoración de cada distrito, es importante mencionar que las *dummies* de distritos no son la mejor forma de modelar la ubicación de los inmuebles. Normalmente, la ubicación interactúa con las otras características, no necesariamente de manera uniforme, por lo que se estarían teniendo coeficiente sesgados. Por ejemplo, como se puede observar en el Anexo A, los distritos del Sector Alto tienen, en promedio, una mayor superficie que los distritos del Sector Medio; sin embargo, el número de dormitorios no es tan distinto. Dado que esta interacción no es igual para cada característica y para cada distrito, una solución sencilla consiste en estratificar la muestra por distrito. De esta manera, la dinámica de los coeficientes estará delimitada para cada distrito. Por ende, de aquí en adelante, cada estimación se realizará a nivel distrital, para ser luego agregado con los ponderadores de Capeco, mencionados anteriormente. Los resultados de estas regresiones se presentan en los cuadros 2 y 3.

A continuación se describen los tres métodos de construcción de índices hedónicos.

3.2 Método de variables binarias de tiempo

El primer método para ajustar los precios de inmuebles es el *Time dummies method* o método de *dummies* de tiempo. La metodología utiliza *dummies* de tiempo para capturar directamente la variación de los precios, limpiando el efecto de las características sobre el precio. Para la construcción del índice empleando *dummies* de tiempo se utiliza la siguiente regresión hedónica, la cual será estimada para cada distrito:

$$\ln p_i^{0,\tau} = \ln \beta_0 + \sum_{k=1}^K z_{k,i}^{0,\tau} \ln \beta_k + \sum_{t=1}^{\tau} \delta^t D^t + \epsilon_i \quad (3)$$

donde:

i : es el identificador de cada departamento.

k : es el identificador de cada característica.

$\ln p_i^{0,\tau}$: es el logaritmo del precio de venta del departamento i . Se consideran las observaciones desde el periodo 0 hasta el periodo τ .

$z_{k,i}^{0,\tau}$: es la característica k del departamento i . Se consideran las observaciones desde el periodo 0 hasta el periodo τ .

β_k : es el coeficiente estimado para la característica k .

D^t : es la *dummy* de tiempo, que captura todas las características diferentes a Z propias del periodo t .

δ^t : es el coeficiente de la *dummy* del periodo t .

ϵ_i : es el error de estimación.

Los coeficientes de las *dummies* de tiempo, trimestres en este caso, obtenidos de esta regresión se utilizan para generar el índice de precios ajustado por características. Este índice se obtiene exponenciando cada coeficiente. De esta manera, cada coeficiente del vector será transformado en un elemento de un índice con base primer trimestre de la data.

$$I_t = \frac{e^{\hat{\delta}^t}}{e^{\hat{\delta}^{t-1}}} I_{t-1} \quad (4)$$

Patrick y Gallagher (2016) usan esta metodología para generar un índice de precios de inmuebles en Irlanda.

3.2.1 Ventanas móviles

El método de variables binarias de tiempo estima una regresión para todo el periodo estudiado, por lo que el modelo asume coeficientes promedio constantes a lo largo de todos los periodos. Esto presenta un problema debido a que inhibe la dinámica de los precios sombra de las características y no estaría permitiendo que el índice ajuste realmente por el posible cambio en las características. Asimismo, presenta un problema de practicidad al momento de la publicación del índice, este método supone que cada vez que se adicione un periodo más de información se tendría que reestimar y cambiar toda la serie hacía atrás.

Dado esto, una alternativa es utilizar el enfoque de ventanas móviles, que utiliza cada set de información nuevo (trimestral) para calcular los coeficientes usando una muestra temporal fija de dos periodo adyacentes. Llevando a cabo una estimación nueva cada trimestre con una ventana de información de dos trimestres permite utilizar los coeficientes de las variables binarias de tiempo del último periodo añadido sin revisar el índice hacia atrás, a través de un índice encadenado. Como señalan Patrick y Gallagher (2016) y Silver (2016), utilizando esta técnica ya no se asume que las preferencias de los compradores son estáticas con respecto a las características y te permite actualizar estos coeficientes cada trimestre, adaptándose a los cambios del mercado.

Sin embargo, una complicación adicional surge al usar este enfoque. Debido a la decisión de estimar cada regresión por distrito, el número de observaciones disponibles no permite estimar regresiones para cada periodo para todos los distritos¹. Esto determina que, para fines prácticos, no se pueda utilizar el enfoque de ventanas móviles.

3.3 Método de características

El método de características (*characteristics method*) toma un conjunto de características promedio de un periodo base y los valúa utilizando los precios sombra provenientes de regresiones hedónicas realizadas usando las observaciones en cada periodo. En otras palabras, este método consiste en reconstruir el precio de venta promedio de un grupo base de departamentos, actualizando solo los coeficientes de las características que provienen de una regresión que se realiza con observaciones del periodo t del tipo:

$$\ln p_i^t = \ln \beta_0 + \sum_{k=1}^K z_{k,i}^t \ln \beta_k + \epsilon_i \quad (5)$$

En este tipo de índices es posible hacer una elección sobre el año base del tipo Laspeyres, que valúa las características promedio de un set de departamentos del periodo 0, o del tipo Paasche, que valúa las características promedio de un set de departamentos de cada periodo t . En este caso se utiliza un año base del tipo Paasche, por lo que este método permite responder a la pregunta: ¿cuál es el cambio en el valor de un conjunto de características promedio del período t (\bar{z}_K^t), a precios hedónicos del periodo t ($\bar{z}_K^t \beta_t^K$) y a precios hedónicos del periodo 0 ($\bar{z}_K^0 \beta_0^K$)? Este cambio se expresa por el siguiente ratio, el cual genera un índice de precios con características constantes.

¹Problemas de significancia que se abordarán en la sección de Resultados.

$$I_t = \frac{\exp\left(\sum_{k=0}^K \bar{z}_k^t \hat{\beta}_k^t\right)}{\exp\left(\sum_{k=0}^K \bar{z}_k^t \hat{\beta}_k^0\right)} = \frac{\exp\left(\sum_{k=0}^K p^t\right)}{\exp\left(\sum_{k=0}^K \bar{z}_k^t \hat{\beta}_k^0\right)} \quad (6)$$

En esta ecuación, en concreto, el denominador proporciona la respuesta a una pregunta contrafactual: ¿cuál sería el precio estimado de una propiedad con características promedio del período t si estuviera en el mercado en el año 2016?

La elección del año base de tipo Paasche está relacionada al inconveniente mencionado anteriormente de no poder estimar las regresiones para cada trimestre. El uso de un periodo base móvil para las características permite que se pueda construir el índice con este método realizando una estimación en un solo periodo, que en este caso será todo el año 2016. Tal como se muestra en la ecuación 6, esto es posible debido a que la valuación de las características del periodo t a precios hedónicos del periodo t es, en promedio, al precio observado del periodo t .

Unos de los principales ejemplos del uso de la metodología se encuentra en Francia, desarrollado por Gouriéroux y Laferrere (2006).

3.4 Método de imputaciones (IM)

El método de imputaciones trabaja con el mismo marco lógico que el enfoque de características, incluso, en su formulación más simple ambos métodos son similares. Sin embargo, en contraste con el enfoque de características, el método de imputación funciona a nivel de las propiedades individuales, en lugar de los valores promedio de sus características. Este método permite comparar los precios del período 0 de un conjunto de inmuebles con los precios en el período t de inmuebles con similares características. De esta manera no hay contaminación de variaciones de precios por cambios de características.

Sin embargo, las propiedades del período 0 no se venden en el período t , por lo que no hay un precio correspondiente al periodo t . La solución es estimar el precio del periodo 0 de cada propiedad del período t , utilizando una regresión hedónica en el período 0 (para predecir los precios de las propiedades vendidas inicialmente usando sus características), y responder a la pregunta contrafactual: ¿a qué precio se hubiese vendido en el periodo 0, una propiedad con características del periodo t ? Tal como en el enfoque de características, esto se expresa mediante este ratio (utilizando un año base de tipo Paasche):

$$I_t = \frac{\exp\left(\frac{1}{N^t} \sum_{i=0}^{N^0} \ln \hat{p}_{i|z_i^t}^t\right)}{\exp\left(\frac{1}{N^0} \sum_{i=0}^{N^t} \ln \hat{p}_{i|z_i^t}^0\right)} \quad (7)$$

donde:

N^t : es el tamaño de muestra en el periodo t .

$\hat{p}_{i|z_i^t}^t$: es el precio hedónico del inmueble i valuado en t con las características del periodo t (z_i^t).

$\hat{p}_{i|z_i^t}^0$: es el precio hedónico del inmueble i valuado en 0 con las características el periodo t (z_i^t).

Como se mencionó anteriormente, este método es similar al método de características; pero mientras este último asigna el mismo peso a cada uno de los inmuebles usados para la construcción del índice, el método de imputaciones permite ponderar el índice a nivel de observaciones, asignándole un peso a cada inmueble: su propio precio. Específicamente, en este caso se utilizará una formulación de un índice quasi-superior de Törnqvist:

$$I_t = \frac{\exp\left(\sum_{i=0}^{N^t} \hat{w}_i \ln p_i^t\right)}{\exp\left(\sum_{i=0}^{N^t} \hat{w}_i \ln \hat{p}_{i|z_i^t}^0\right)} \quad (8)$$

donde:

$$\hat{w}_i = \frac{1}{2} \left(\frac{p_i^t}{\sum_{i=0}^{N^t} p_i^t} + \frac{\hat{p}_{i|z_i^t}^0}{\sum_{i=0}^{N^t} \hat{p}_{i|z_i^t}^0} \right) \quad (9)$$

Según [Silver \(2016\)](#) no existe ninguna razón, más que la simplicidad, para asignarle el mismo peso a cada uno de los inmuebles dentro del índice, como lo hace el método de características. Por ejemplo, bajo este esquema se le asigna la misma importancia al cambio del precio de un pequeño departamento de un dormitorio en Pueblo Libre o Lince al cambio del precio de un departamento muy grande de 4 dormitorios en San Isidro. En este sentido, el método de imputaciones permite ponderar el índice a nivel de observaciones, asignándole un peso a cada inmueble: su propio precio.

Esta formulación es "superior" debido a que mitiga un problema de sesgo de sustitución, presente en los dos tipos de índices más comunes: Laspeyres y Paasche. Debido a que ambos índices usan información de un solo periodo (referencia o actual), no toman en cuenta el cambio en las preferencias de los consumidores que podrían optar un tipo de inmueble como respuesta al cambio en los precios relativos entre sus características.

Por ejemplo, si el precio sombra de la superficie está muy alto y el de los dormitorios está muy bajo, como efecto sustitución los consumidores preferirán departamentos más pequeños pero con más dormitorios. Dado que esto es un fenómeno del periodo t , el índice de Paasche exagerará la variación en los precios, mientras que un índice de Laspeyres la subestimaré. Este tipo de formulación promedia los precios de ambos periodos, por lo que mitiga parcialmente el sesgo de sustitución. Lo hace parcialmente (quasi-superior) debido a que aún hay un sesgo de selección de muestra, dado que solo se usa la información de un periodo. Esto, como lo indica [Silver \(2016\)](#) tiene que ver con la elección de estimar el modelo en un solo periodo por la disponibilidad de información.

Tal como en el enfoque de características, en este caso solo es necesario estimar una sola (la misma) regresión en un año base (2016), dado que los precios en el numerador son los observados.

4 Resultados

4.1 Efecto de características

Al estimar la primera regresión (dada por la ecuación 2) con todos los datos, se encuentra que todos los coeficientes, tanto de las características como de las variables binarias de los distritos (a excepción de San Miguel) son significativas al 5 por ciento. Asimismo, las características que más efecto tienen sobre el precio son el número de cocheras y el número de baños. Por el contrario la antigüedad y la superficie del inmueble son las características que menos efecto tienen sobre el precio. Este último resultado puede ser contraintuitivo, pero podría deberse, en el caso del área, a la poca heterogeneidad del tamaño de los departamentos en Lima Metropolitana, donde el 80 por ciento de la muestra está entre 83 y 185 metros cuadrados. Asimismo, para estas dos características se encuentra una curvatura en el efecto sobre el precio, capturado por el término cuadrático.

Observando el valor que añade al precio de los departamentos cada distrito, se los puede separar en pequeños grupos con coeficientes similares. Entre lo que más valor añaden están San Isidro y Miraflores, muy por encima de los otros distritos. A estos les siguen San Borja y Surco, no muy

Cuadro 2: Coeficientes Estimados

	Coef.	p-value
Superficie	0,0084*	0,00
Superficie ²	0,0000*	0,00
Cuartos	0,0286*	0,00
Baños	0,0678*	0,00
Cochera	0,2103*	0,00
Antigüedad	0,0088*	0,00
Antigüedad ²	-0,0002*	0,00
Piso	0,0072*	0,00
La Molina	0,0000*	-
Miraflores	0,3948*	0,00
San Borja	0,2012*	0,00
San Isidro	0,3972*	0,00
Surco	0,1633*	0,00
Jesús María	0,1268*	0,00
Lince	0,1271*	0,00
Magdalena	0,1173*	0,00
Pueblo Libre	0,0805*	0,00
San Miguel	-0,0020	0,86

*Significativo al 5 por ciento.

**Se utilizaron 29 581 observaciones.

alejados de Magdalena, Lince y Jesús María. Finalmente, los distritos que menos valor añaden al precio de los departamentos de la muestra son Pueblo Libre, La Molina y San Miguel. Cabe señalar que la magnitud de los coeficientes de cada distrito están en relación a La Molina. El exponencial de estos coeficientes puede ser entendido como cuánto más (o menos) se valora en porcentaje un distrito con respecto a La Molina. Por ejemplo, en promedio Miraflores es valorado 48 por ciento más que La Molina.

Estos resultados son promedios de los diez años de la muestra; sin embargo, es posible que la estructura del mercado inmobiliario haya cambiado en el transcurso de los años. En el Cuadro 3 se muestran los coeficientes por año de las diferentes características. Al igual que en el promedio anual, las características que más valor añaden para los compradores son el número de cocheras y el número de baños. Lo interesante de este análisis por año es que se encuentran resultados más intuitivos como coeficientes negativos para el caso de la antigüedad y la no significancia del piso en el que se encuentra el departamento. Asimismo, se encuentra una gran variabilidad de los coeficientes a lo largo del periodo.

Cuadro 3: Evolución de Coeficientes Estimados

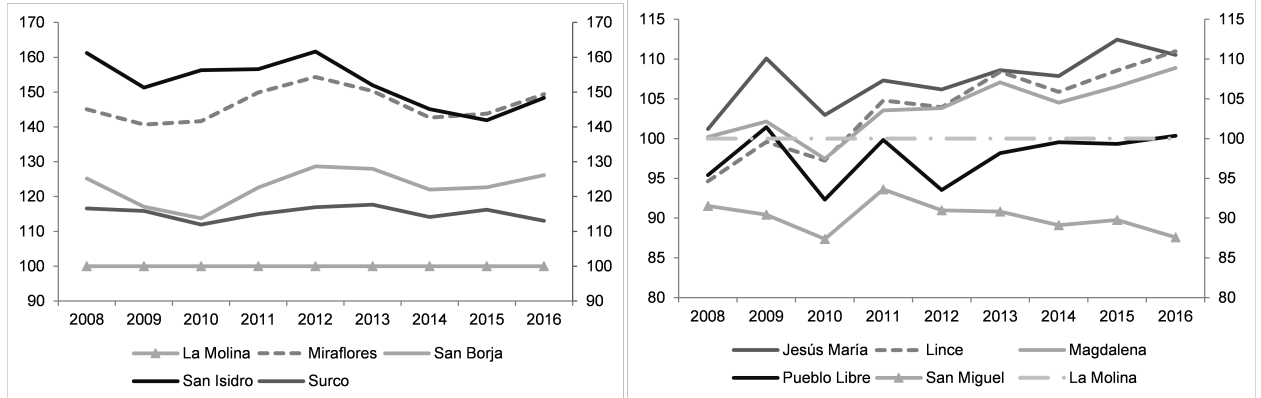
	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
Superficie	0,0095*	0,0083*	0,0094*	0,0114*	0,0073*	0,0108*	0,0115*	0,0116*	0,0090*
Superficie ²	0,0000*	0,0000*	0,0000*	0,0000*	0,0000*	0,0000*	0,0000*	0,0000*	0,0000*
Cuartos	-0,0039	0,0110	0,0397*	-0,0025	0,0167	0,0206*	0,0081	-0,0266*	0,0014
Baños	0,0460*	0,0766*	0,0588*	0,0512*	0,0669*	0,0478*	0,0150*	0,0474*	0,0355*
Cochera	0,1389*	0,1186*	0,1210*	0,1207*	0,1219*	0,1380*	0,1224*	0,1232*	0,1315*
Antigüedad	-0,0139*	-0,0128*	-0,0101*	-0,0078*	-0,0043*	-0,0051*	-0,0077*	-0,0051*	-0,0062*
Antigüedad ²	0,0002*	0,0002*	0,0001*	0,0001*	0,0000	0,0000	0,0001*	0,0000	0,0001*
Piso	0,0061*	0,0006	0,0045*	0,0017	0,0024	0,0026	0,0006	0,0008	-0,0009
N. obs.	2 808	3 125	3 242	3 414	3 113	2 884	3 284	2 921	2 892

*Significativo al 5 por ciento.

Por otro lado, se puede analizar también la evolución del efecto del distrito sobre el valor del departamento. Para este propósito el Gráfico 2 muestra la evolución de los índices de valoración de cada distrito, que tienen como base a La Molina (que se mantiene en 100). La dinámica es parecida a la del promedio anual, donde San Isidro, Miraflores, San Borja y Surco son los distritos

que más valor añaden al departamento. La mayor diferencia se encuentra en que La Molina no está tan rezagada y se encuentra más cercana a Jesús María y Lince. Por su parte, Pueblo Libre y San Miguel siguen siendo los distritos de la muestra que menos valor añaden.

Gráfico 2: Evolución del efecto de distritos sobre el precio



*Índices construidos exponenciando los coeficientes de las *dummies* de cada distrito.

4.2 Comparación de índices calculados

4.2.1 Método de variables binarias de tiempo

Según los criterios de evaluación que suelen aplicarse a las regresiones hedónicas, la regresión controlando con variables binarias de tiempo presenta los mejores resultados², en parte porque se cuenta con una gran cantidad de observaciones en la estimación. En este sentido, se cuenta con que la gran mayoría de coeficientes son significativos para todos los distritos. Al igual que en los resultados discutidos anteriormente, resalta la importancia de la valoración del número de cocheras y del número de baños. Asimismo, los coeficientes correspondientes al número de cuartos no parecen ser intuitivos, ya que son negativos o no significativos. Esto puede estar ocurriendo por dos razones: la poca variabilidad del número de cuartos dentro de la muestra o la colinealidad con otros regresores como el número de baños o la superficie. Por otro lado, resalta que, en promedio, en los distritos del Sector Alto el coeficiente del número de cocheras sea mayor que en el Sector Medio y que en el Sector Medio el número de baños sea más valorado que en el Sector Alto.

Cuadro 4: Regresión Método de variables binarias de tiempo

	N. obs.	Superficie	Superficie ²	Cuartos	Baños	Cochera	Antigüedad	Antigüedad ²	Piso
La Molina	2 410	0,0097*	0,0000*	0,0277*	0,0575*	0,1493*	0,0037*	0,0001	0,0094*
Miraflores	4 587	0,0096*	0,0000*	-0,0075	0,0356*	0,0930*	-0,0094*	0,0001*	0,0055*
San Borja	2 887	0,0099*	0,0000*	0,0273*	0,0292*	0,1005*	-0,0144*	0,0002*	-0,0138*
San Isidro	2 783	0,0100*	0,0000*	-0,0402*	0,0200*	0,1091*	-0,0082*	0,0001*	0,0048*
Surco	4 990	0,0117*	0,0000*	-0,0320*	0,0498*	0,1616*	-0,0070*	0,0001*	-0,0072*
Jesús María	2 222	0,0116*	0,0000*	0,0604*	0,0511*	0,1035*	-0,0125*	0,0002*	-0,0019
Lince	1 687	0,0161*	0,0000*	0,0422*	0,0670*	0,1113*	-0,0153*	0,0002*	0,0013
Magdalena	2 628	0,0159*	0,0000*	-0,0331*	0,0631*	0,1489*	-0,0041*	0,0000	0,0049*
Pueblo Libre	2 261	0,0067*	0,0000*	0,0719*	0,0531*	0,0893*	-0,0088*	0,0001*	-0,0041*
San Miguel	3 126	0,0118*	0,0000*	0,0392*	0,0523*	0,0661*	-0,0112*	0,0002*	-0,0006

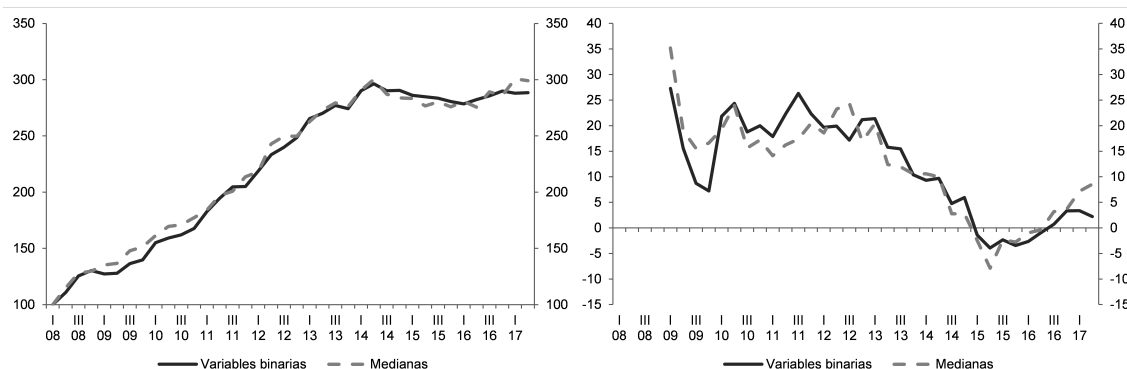
* Significativo al 5 por ciento.

En cuanto al índice ponderado estimado a partir de las variables binarias trimestrales, se observa que en niveles es similar al índice ponderado de medianas publicado actualmente por el BCRP. Esto se debería a la poca variabilidad de las características mencionada anteriormente, lo que querría decir que gran parte del aumento presentado por el índice de medianas ponderadas publicado no se debe a un cambio en las características de los inmuebles. Específicamente, las diferencias entre ambos índices representan en promedio, en valor absoluto, 2,62 por ciento del índice publicado.

²En el Anexo B se muestran algunas pruebas realizadas a la estimación.

Estas diferencias suelen aumentar en las épocas de alzas y disminuciones abruptas (cuando es más necesario un índice preciso); en estos episodios, las diferencias pueden llegar a 8 por ciento. Estas diferencias se puede apreciar mejor al observar las variación porcentuales anuales de ambos índices.

Gráfico 3: Comparación de Índices Ponderados y Variaciones porcentuales anuales



4.2.2 Método de características

La regresión estimada para 2016 es utilizada tanto en el método de características, como en el de imputaciones. Dado que esta regresión es estimada con información de un solo año no presenta criterios de evaluación tan buenos como los reportados en el método anterior³ En este caso solo los coeficientes de las variables superficie y número de cocheras son significativos en todos los distritos, mientras que antigüedad lo es para la mayoría. Al igual que en el caso anterior, parece que existe cierta colinealidad entre la superficie, el número de cuartos y el número de baños, lo que le resta significancia a estas dos últimas características. En este caso se observa que en los distritos del Sector Medio, la superficie es más valorada que en los distritos del Sector Alto; mientras que al igual que en el método de variables binarias de tiempo, las cocheras son más valoradas en el Sector Alto.

Cuadro 5: Regresión Método de características/imputaciones

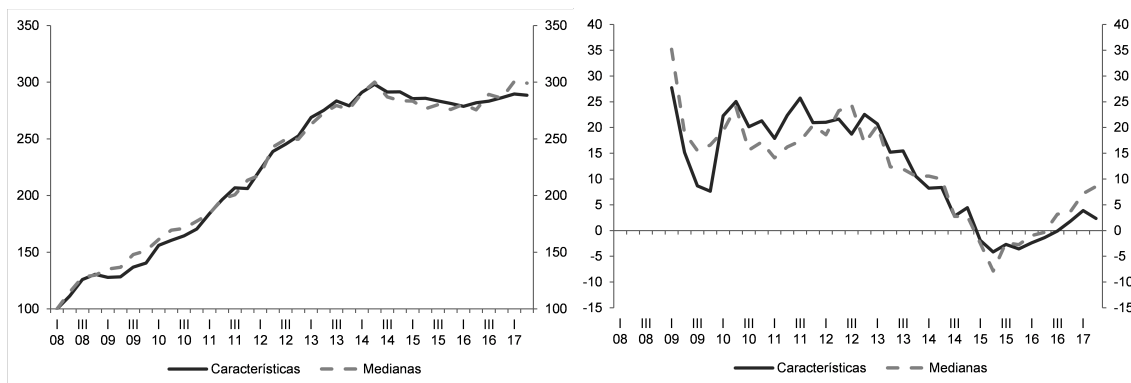
	N. obs.	Superficie	Superficie ²	Cuartos	Baños	Cochera	Antigüedad	Antigüedad ²	Piso
La Molina	346	0,0098*	0,0000*	-0,0675*	0,0462*	0,1523*	0,0069	0,0000	0,0177
Miraflores	364	0,0104*	0,0000*	-0,0115	0,0112	0,0944*	-0,0122*	0,0001	0,0070*
San Borja	352	0,0130*	0,0000*	-0,0165	0,0137	0,1047*	-0,0078*	0,0000	-0,0079
San Isidro	339	0,0076*	0,0000*	-0,0167	0,0165	0,1545*	-0,0029	0,0000	0,0030
Surco	354	0,0112*	0,0000*	-0,0234	0,0154	0,1302*	-0,0135*	0,0003	-0,0034
Jesús María	201	0,0165*	0,0000*	0,0710*	0,0319	0,0957*	-0,0084*	0,0001	-0,0036
Lince	176	0,0227*	-0,0001*	-0,0540	0,0809*	0,0804*	-0,0076	0,0001	-0,0034
Magdalena	234	0,0112*	0,0000*	-0,0418	0,1094*	0,1590*	-0,0138*	0,0002*	-0,0067
Pueblo Libre	237	0,0065*	0,0000*	0,0833*	0,0438	0,1356*	-0,0090*	0,0001	-0,0028
San Miguel	289	0,0192*	-0,0001*	-0,0114	0,0518*	0,1121*	-0,0092*	0,0001	-0,0008

* Significativo al 5 por ciento.

Al igual que en el caso del índice ponderado calculado a partir de las variables binarias trimestrales, se observa que el índice calculado a partir del método de características es similar al índice ponderado de medianas publicado actualmente por el BCRP. Este resultado haría más robusta la afirmación que el aumento presentado por el índice de medianas ponderadas publicado se debe a un aumento de precio "limpio" de características. En este caso, la diferencia entre ambos índices es menor que en el caso anterior, ya que representan en promedio, en valor absoluto, 2,49 por ciento del índice publicado. Igualmente, esta diferencia se aprecia mejor al observar las variación porcentuales anuales de ambos índices.

³En el Anexo B se muestran algunas pruebas realizadas a la estimación.

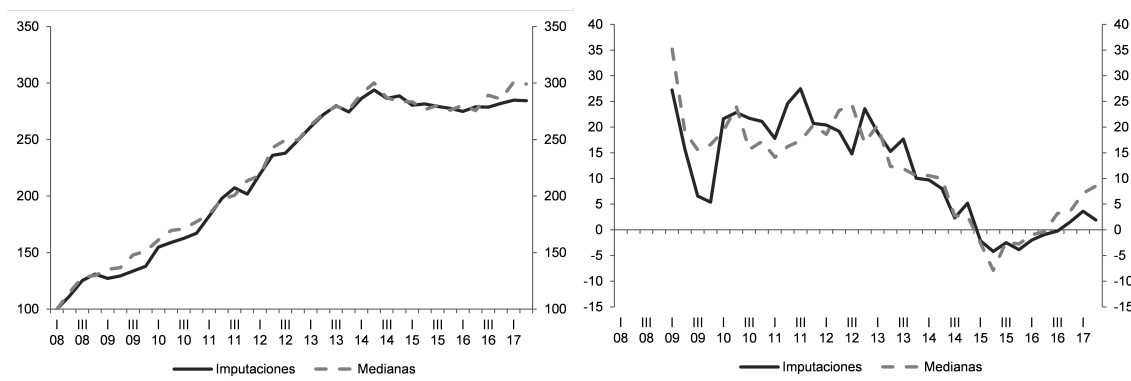
Gráfico 4: Comparación de Índices Ponderados y Variaciones porcentuales anuales



4.2.3 Método de imputaciones

Como en los casos anteriores, se presenta una similitud con el índice de medianas publicado actualmente. En este caso el promedio de las diferencias en valor absoluto es mayor que en los otros casos, 2,84 por ciento del índice de medianas, y llega a ser 10,5 por ciento en el mayor de los casos. Estas diferencias pueden ser importantes en un contexto de crisis, por lo que es necesario utilizar el índice más preciso posible. En este caso, el índice de imputaciones con la ponderación de Törnqvist es superior a los otros casos, por las razones mencionadas anteriormente. Esto se ve plasmado en la mayor diferencia con el índice publicado.

Gráfico 5: Comparación de Índices Ponderados y Variaciones porcentuales anuales



5 Conclusiones y agenda de investigación

La similitud entre los tres índices de precios hedónicos presentados en este documento estaría mostrando robustez en los resultados. Asimismo, la similitud con los índices publicados por el BCRP sería un indicativo que la evolución del precio de los inmuebles ha sido ajeno a la evolución de las características de los departamentos. Al obtenerse resultados similares entre todos los índices, se recomienda el uso del índice del método de imputaciones con las ponderaciones tipo Törnqvist por ser superior teóricamente a los otros índices. Esto se debe a que este índice pondera a nivel de las observaciones y permite corregir el sesgo de sustitución.

Una de los principales problemas de las estimaciones hedónicas es la carencia de un buen indicador de locación. Si bien la estratificación de la muestra reduce en cierta medida este problema, no lo elimina por completo, ya que no elimina la heterogeneidad dentro de cada distrito. En este sentido, ya que se cuenta con las direcciones de los departamentos, se planea incluir un indicador de geolocalización, el cual medirá la distancia entre cada inmueble y los puntos más importantes dentro de cada distrito.

Anexos

A Características promedio por distrito

A continuación se muestra un resumen de las características promedio de los distritos del Sector Alto. Se observa que en todos los distritos, las características que más han aumentado en promedio son la superficie del departamento y su antigüedad. Asimismo, los departamentos más grandes se encuentran en San Isidro, con una amplia diferencia con el resto de distritos. Por otro lado, se observa que el número de baños y el número de cocheras ha aumentado levemente en todos los distritos del Sector Alto; mientras que el piso promedio del departamento ha caído.

Cuadro 6: Características promedio de los distritos del Sector Alto

	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
La Molina										
Superficie	111	117	116	111	125	124	112	110	118	123
Cuartos	2,8	2,9	2,8	2,7	2,9	2,9	2,9	2,9	2,9	2,9
Baños	2,4	2,5	2,3	2,2	2,6	2,4	2,2	2,4	2,5	2,5
Cocheras	0,9	0,9	1,0	0,7	1,0	1,1	1,0	1,0	1,1	1,1
Piso	2,2	2,4	2,2	2,3	2,4	2,4	2,1	2,3	2,1	2,1
Antigüedad	3,7	3,7	5,0	5,4	7,5	7,2	8,0	9,6	9,8	11,3
Miraflores										
Superficie	118	133	129	120	131	122	128	119	127	131
Cuartos	2,7	2,6	2,5	2,3	2,5	2,4	2,6	2,6	2,7	2,7
Baños	2,4	2,5	2,4	2,3	2,4	2,3	2,2	2,4	2,5	2,5
Cocheras	1,0	1,0	1,1	0,9	1,2	1,1	1,3	1,1	1,3	1,3
Piso	4,0	4,4	5,0	4,7	5,7	4,7	4,5	4,4	3,6	3,9
Antigüedad	6,7	5,8	6,4	7,7	10,0	10,4	9,5	10,9	9,5	11,6
San Borja										
Superficie	126	134	140	132	144	133	132	128	132	143
Cuartos	2,9	2,9	2,8	2,8	2,9	2,9	2,9	2,9	3,0	2,9
Baños	2,5	2,7	2,6	2,6	2,7	2,5	2,4	2,7	2,6	2,6
Cocheras	1,1	1,2	1,4	0,9	1,3	1,2	1,4	1,3	1,5	1,4
Piso	3,1	3,2	3,2	3,1	3,4	3,0	2,8	2,6	2,5	2,5
Antigüedad	4,4	5,0	5,3	5,6	8,0	10,4	7,7	10,2	9,0	10,5
San Isidro										
Superficie	160	174	174	163	175	155	167	154	176	181
Cuartos	2,8	2,8	2,8	2,7	2,8	2,6	2,7	2,8	2,9	2,9
Baños	2,5	2,8	2,6	2,5	2,7	2,5	2,4	2,7	2,8	2,7
Cocheras	1,4	1,5	1,5	1,1	1,5	1,5	1,6	1,6	1,7	1,7
Piso	4,1	4,6	5,0	4,5	5,7	5,4	5,4	4,5	3,9	4,1
Antigüedad	8,9	7,2	8,9	10,1	13,2	14,0	11,9	14,0	12,5	12,8
Surco										
Superficie	116	139	141	124	151	132	143	128	147	152
Cuartos	2,8	2,8	2,8	2,8	2,9	2,8	2,9	3,0	3,0	2,9
Baños	2,4	2,7	2,5	2,4	2,7	2,6	2,4	2,6	2,7	2,8
Cocheras	1,0	1,2	1,2	0,8	1,3	1,2	1,5	1,4	1,5	1,5
Piso	3,0	3,1	3,2	3,0	3,2	3,1	2,9	3,2	2,5	2,7
Antigüedad	4,2	4,4	4,6	5,4	6,6	7,9	6,4	7,8	7,7	8,1

En cuanto a las características promedio de los distritos del Sector Medio, se observa que todos los distritos tienen una superficie menor que los distritos del Sector Alto, así como menos baños. Sin embargo, el número de cuartos es similar para los distritos de ambos sectores, lo que explicaría la baja significancia de los coeficientes de esta característica. En este caso también se observa que las características que más han aumentado son la superficie del departamento y su antigüedad, aunque en menor medida que los distritos del Sector Alto. Por otro lado, el número de cocheras en estos distritos también ha aumentado en promedio; sin embargo es mucho menor que en los distritos del Sector Alto. Estas diferencias marcadas entre las características de ambos sectores sustentan la división entre ambos grupos de distritos.

Cuadro 7: Características promedio de los distritos del Sector Medio

	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
Jesús María										
Superficie	93	89	92	87	99	94	89	95	93	97
Cuartos	2,6	2,7	2,7	2,7	2,7	2,5	2,6	2,8	2,8	2,8
Baños	2,0	2,1	2,0	2,0	2,1	1,9	1,9	2,1	2,1	2,2
Cocheras	0,3	0,4	0,4	0,3	0,5	0,4	0,5	0,5	0,5	0,5
Piso	4,5	5,4	5,2	6,4	6,1	5,3	6,3	5,8	5,8	6,1
Antigüedad	6,8	5,2	10,4	11,6	11,3	17,6	12,4	13,7	11,6	10,5
Lince										
Superficie	86	86	85	81	97	98	94	93	90	92
Cuartos	2,4	2,5	2,4	2,5	2,7	2,6	2,6	2,7	2,6	2,6
Baños	1,7	1,8	1,7	1,7	1,9	1,9	1,8	1,9	1,9	2,0
Cocheras	0,2	0,2	0,2	0,1	0,4	0,2	0,3	0,5	0,5	0,5
Piso	3,6	3,3	4,2	4,0	4,7	4,2	4,2	3,8	5,0	4,2
Antigüedad	14,1	12,0	16,2	15,8	14,2	17,7	16,4	13,5	14,2	15,1
Magdalena										
Superficie	94	100	98	90	104	100	99	93	100	99
Cuartos	2,7	2,8	2,8	2,8	2,8	2,8	2,8	2,9	2,9	2,8
Baños	1,9	2,2	2,1	2,0	2,2	2,1	2,1	2,2	2,3	2,2
Cocheras	0,4	0,5	0,4	0,4	0,6	0,6	0,7	0,7	0,7	0,7
Piso	4,3	4,2	4,8	4,6	5,2	5,0	5,1	4,7	5,2	5,3
Antigüedad	3,7	2,8	5,9	5,8	6,9	8,1	7,2	7,4	8,2	7,5
Pueblo Libre										
Superficie	85	91	93	85	104	95	88	92	88	90
Cuartos	2,6	2,7	2,7	2,7	2,7	2,7	2,7	2,9	2,8	2,7
Baños	1,9	2,1	1,9	2,0	2,0	1,9	2,0	2,1	2,0	2,0
Cocheras	0,3	0,3	0,3	0,2	0,5	0,4	0,4	0,4	0,5	0,5
Piso	3,0	3,8	3,9	4,7	4,2	4,6	5,0	4,3	4,5	4,5
Antigüedad	6,1	5,7	7,1	5,4	9,3	11,9	7,9	10,7	8,5	9,4
San Miguel										
Superficie	89	87	87	85	93	89	85	86	88	86
Cuartos	2,7	2,7	2,7	2,7	2,8	2,7	2,7	2,9	2,8	2,8
Baños	1,9	1,9	1,9	2,0	2,0	1,9	1,9	2,0	2,0	2,0
Cocheras	0,3	0,3	0,3	0,3	0,5	0,4	0,4	0,5	0,4	0,4
Piso	2,7	3,1	3,1	3,5	3,8	3,8	3,9	3,7	3,7	4,1
Antigüedad	4,7	4,4	5,8	4,8	6,2	8,3	6,0	7,7	6,3	7,2

B Pruebas de regresiones

Para todas las regresiones estimadas en este documento se calculó el R^2 y se realizaron algunas pruebas generales que incluyen: prueba F, prueba de Breusch-Pagan, prueba de Ramsey y prueba de Jarque y Bera para los errores. La prueba F tiene como hipótesis nula que el modelo no encaja bien con la data; el test de Breusch-Pagan tiene como hipótesis nula que los errores son homocedásticos; el test de Ramsey tiene como hipótesis nula que el modelo está bien especificado

(no tiene variables omitidas); y el test de Jarque-Bera tiene como hipótesis nula que los errores tienen una distribución normal.

Las tablas a continuación muestran los p-valores de las diferentes pruebas. En el caso de la prueba de Jarque Bera se encuentra que en muchos casos no hay p-valor. Esto se debe a que en estos casos la muestra es lo suficientemente grande como para que el test sea innecesario, ya que los errores son asintóticamente normales.

En el caso de las regresiones generales para determinar las valoraciones de las características se observa que todas las regresiones pasan el F test y que el R^2 ajustado aumenta a lo largo de los años. Asimismo, se observa que en todos los casos se cuenta con errores heterocedásticos y con variables omitidas. Debido a la heterocedasticidad de los errores, todas las regresiones presentadas anteriormente han sido estimada con errores robustos. Por otro lado, la mala especificación del modelo se debería a la falta de una buena variable de locación.

Cuadro 8: Pruebas a regresiones generales

	Prueba F	R^2 ajustado	Breusch-Pagan	Ramsey	Jarque Bera
General	0,00	0,6328	0,00	0,00	-
2008	0,00	0,7738	0,00	0,00	0,00
2009	0,00	0,7942	0,00	0,00	-
2010	0,00	0,8220	0,00	0,00	-
2011	0,00	0,8512	0,00	0,00	-
2012	0,00	0,8009	0,00	0,00	-
2013	0,00	0,8355	0,00	0,00	-
2014	0,00	0,8717	0,00	0,00	-
2015	0,00	0,8591	0,00	0,00	-
2016	0,00	0,8620	0,00	0,00	-

En el caso de las regresiones para el método de variables binarias de tiempo se observa que todas las regresiones también pasan el F test. Asimismo, el R^2 ajustado es alto y similar para todos los distritos. En este caso, todos los distritos cuentan con errores heterocedásticos. Sin embargo, solo Lince no cuenta con variables omitidas dentro de la especificación del modelo. Esto último significaría la presencia de heterogeneidad dentro de cada distrito que no está siendo explicada debidamente por las características.

Cuadro 9: Pruebas de regresión de variables binarias de tiempo

	F test	R^2 ajustado	Breusch-Pagan	Ramsey	Jarque Bera
La Molina	0,00	0,818	0,00	0,00	-
Miraflores	0,00	0,836	0,00	0,00	-
San Borja	0,00	0,881	0,00	0,00	-
San Isidro	0,00	0,840	0,00	0,00	-
Surco	0,00	0,879	0,00	0,00	-
Jesús María	0,00	0,813	0,00	0,00	-
Lince	0,00	0,839	0,00	0,17	-
Magdalena	0,00	0,784	0,00	0,00	-
Pueblo Libre	0,00	0,777	0,00	0,00	-
San Miguel	0,00	0,775	0,00	0,00	-

En el caso de las regresiones para el método de características se cuenta con menos información, ya que la estimación cuenta con un solo año de información. Debido a esto el R^2 es menor, especialmente en los distritos del Sector Medio y en la Molina. En este caso los errores son heterocedásticos para todos los distritos a excepción de Jesús María. Al contrario que en las estimaciones anteriores, para 2016 no se encuentran errores de estimación en la mayor parte de distritos.

Cuadro 10: Pruebas a regresiones de los métodos de características/imputaciones

	F test	R² ajustado	Breusch-Pagan	Ramsey	Jarque Bera
La Molina	0,00	0,572	0,00	0,00	-
Miraflores	0,00	0,781	0,00	0,83	0,00
San Borja	0,00	0,801	0,00	0,32	-
San Isidro	0,00	0,836	0,00	0,37	0,00
Surco	0,00	0,836	0,00	0,00	0,00
Jesús María	0,00	0,741	0,73	0,40	-
Lince	0,00	0,639	0,00	0,79	-
Magdalena	0,00	0,695	0,00	0,00	-
Pueblo Libre	0,00	0,619	0,00	0,29	0,00
San Miguel	0,00	0,646	0,02	0,14	-

Bibliografía

- Coulson, E. (2008). Monograph on Hedonic Methods and Housing Markets. Penn State University.
- Court, A.T. (1939). Hedonic price indexes with automotive examples. The Dynamics of Automobile Demand, General Motors, Nueva York, 98-119.
- EuroStat (2013). Handbook on residential property price indeces (RPPI). Technical report, Publications Office of the European Union, Luxemburgo.
- Gouriéroux, C. y A. Laferrere (2006). Managing hedonic housing price indeces: the French experience. Technical report, OECD, París.
- Griliches, Z. (1961). Hedonic prices for automobiles: An econometric analysis of quality change, in "The Price Statistics of the Federal Government. General Series No. 73, Columbia Univ. Press for the National Bureau of Economic Research, Nueva York, 137-196.
- Hill, R. (2011). Hedocnic Price Indexes for Housing. OECD Statistics Working Papers, 2011/01, OECD Publishing, París.
- Hill, R. y D. Mesler (2008). Hedocnic Imputation and the price index problem: an application to housing. Economic Inquiry, 46(4): 593-609.
- Silver, M. (2016). Launch of new residential property price index (RPPI). Technical report, Ireland Central Statistics Office, Dublín.
- Silver, M. (2016). How to better measure hedonic residential property price indexes. IMF Working Paper: WP/16/213.