



ASOCIACION ARGENTINA
DE ECONOMIA POLITICA

LV REUNIÓN ANUAL | NOVIEMBRE DE 2020

Atributos, puntuación y precios hedónicos en la Provincia de Buenos Aires y CABA: un análisis basado en Booking y Airbnb

Porto, Natalia
Cerimelo, Manuela
Albina, Ivan
Schiavonni, Juan Luis
Pizzi, Francisco

Atributos, puntuación y precios hedónicos en la Provincia de Buenos Aires y CABA: un análisis basado en Booking y Airbnb

Natalia Porto, Manuela Cerimelo, Iván Albina, Juan Luis Schiavonni y Francisco Pizzi

Instituto de Investigaciones Económicas, Facultad de Ciencias Económicas, Universidad Nacional de La Plata

Natalia Porto: natalia.porto@econo.unlp.edu.ar

Manuela Cerimelo: manuelacerimelo@hotmail.com

Ivan Albina: iban_albina@hotmail.com

Juan Luis Schiavonni: juanluisschiavoni@gmail.com

Francisco Pizzi: fmpizzi@hotmail.com

Resumen

Es un hecho conocido que las tarifas que cobran los alojamientos varían entre sí. Uno de los motivos es que los alojamientos difieren en atributos. Estos atributos incluyen no solo la calidad de la habitación, sino también el acceso a varias instalaciones compartidas, la calidad del servicio y la evaluación que hacen los consumidores. El enfoque de precios hedónicos permite estimar la disposición a pagar por las características del producto (alojamientos). Este enfoque establece que el precio de un producto puede considerarse como una función de los diversos atributos que tienen un precio implícito y pueden determinarse por separado. Teniendo en cuenta esta metodología y utilizando datos de dos sitios web turísticos, Booking y Airbnb, el objetivo de este trabajo es estudiar la influencia de una variedad de atributos sobre las tarifas cobradas por alojamientos en la Provincia de Buenos Aires (PBA) y la Ciudad de Buenos Aires. (CABA). Los resultados sugieren que la disposición a pagar en PBA por atributos más tradicionales (calefacción, aire acondicionado, etc.) es menor que la de específicos (deportes, spa, etc.). En CABA y PBA, se debe prestar atención a los atributos subjetivos ya que también tienen un impacto significativo en el precio.

JEL: D40, L11, L83

Palabras clave: precios hedónicos, Airbnb, Booking

Abstract

It is a well-known fact that the price per night that people must pay for accommodation varies greatly from one another. Several attributes determine the room rates that accommodations charge. These attributes include not only room quality but also access to various shared facilities, service quality, and the evaluation that consumers do regarding their stay. In this sense, the hedonic price technique has been used to estimate willingness to pay for product characteristics. This approach states that the price of a product can be considered as an additive function of the various attributes that have an implicit utility and price and can be determined separately. Considering this methodology and using data from two tourist websites, Booking and Airbnb, the aim of this paper is to study the influence of a variety of attributes on the room rates charged for accommodations in Buenos Aires Province (PBA) and the City of Buenos Aires (CABA). The results suggest a change in the willingness to pay in PBA from more traditional attributes (heating, air conditioning, etc.) to more specific ones (sports, spa, etc.). In CABA and PBA, attention should be paid to subjective attributes since they also have a significant impact on the price.

JEL CODE: D40, L11, L83

Keywords: hedonic prices, Airbnb, Booking

1. Introducción

En los últimos años, ha habido un crecimiento marcado del mercado turístico a nivel mundial dentro de un contexto más amplio de globalización. La evidencia en este sentido sugiere que el turismo ha amplificado los efectos positivos de la globalización y ha disminuido sus efectos adversos (Sugiyarto, Blake y Sinclair, 2003). Con el sector del turismo en expansión y globalización, las nuevas clases medias de todo el mundo empezaron a tener más ingresos disponibles para gastar en turismo, bajo nuevas modalidades y alternativas, y éste se ha extendido a partes remotas del mundo no occidental (Cohen, 2012). Este aumento estuvo también acompañado por el desarrollo de nuevas plataformas *online* que han facilitado a los consumidores el acceso al conocimiento y a la utilización de distintos servicios turísticos (Song, Li y Cao, 2017). En particular, se ha evidenciado un auge muy importante en la reserva de alojamientos, a través de este tipo de plataformas.

El uso de estas nuevas plataformas ha generado una ampliación de la información a nivel usuario no sólo para los consumidores, quienes pueden comparar alojamientos y analizar distintos atributos, sino también para los oferentes, quienes pueden tener acceso a los comentarios que los consumidores realizan. Asimismo, ha constituido un nuevo desafío para la industria tradicional del turismo que ha tenido que redefinir sus objetivos y estrategias para poder adaptarse a este nuevo escenario: por un lado, una mayor cantidad de oferentes (gracias a la posibilidad y facilidad para poder alquilar la vivienda propia, por ejemplo) que buscan diferenciarse a través de sus atributos; y por otro lado, una mayor importancia de las valoraciones de los consumidores.

Las características del mercado de turismo actual muestran un escenario en el cual confluyen asimetrías informativas, variaciones estacionales de precios, concentración de demanda en destinos principales, una gran y diversificada cantidad de oferentes y distintos tipos de demandantes con preferencias por varias modalidades de turismo. Bajo este marco y dada la heterogeneidad de los agentes involucrados, no es sencillo obtener información precisa de los distintos tipos de atributos ofrecidos de cada uno de ellos en el mercado. Por la estructura misma de las actividades de bienes y servicios relacionados con el turismo, no existe un mercado central que determine precio, cantidad, calidad y tipo de servicio que sea lo suficientemente representativo como para obtener conclusiones generales y relevantes. El desafío entonces es identificar cómo utilizar la gran cantidad de información que proveen las aplicaciones de uso masivo y que funcionan como un “subastador walrasiano”, para entender la dinámica del mercado de turismo.

En particular, en este trabajo se realiza una estimación por precios hedónicos utilizando novedosas bases de datos obtenidas de las ofertas de alojamientos de las páginas web de Booking y Airbnb. Las mismas cuentan con información acerca de las características que ofrece cada tipo de alojamiento para diferentes períodos de tiempo. El análisis realizado se basa, por un lado, en una recolección de datos de avisos publicados en las páginas web de Airbnb y de Booking para los municipios de la Provincia de Buenos Aires (PBA) en un período de tiempo determinado y, por otro lado, en un set de datos en panel obtenido de Airbnb exclusivamente para la Ciudad Autónoma de Buenos Aires (CABA).

Se estiman variables como el precio de un alojamiento a través de regresiones por precios hedónicos, teniendo en cuenta los diferentes atributos que posee el alojamiento y que están presentes en las páginas web mencionadas. Los modelos de precios hedónicos tienen el objetivo principal de diferenciar los atributos de un bien con el fin de estimar sus precios implícitos y, así, analizar el impacto que cada uno de ellos posee sobre el precio final de un alojamiento, en este caso. En este trabajo, los resultados de las estimaciones muestran información sobre el valor implícito de los atributos para los alojamientos temporarios en la PBA y CABA, en Argentina. Los mismos confirman la hipótesis tradicional de que una mayor cantidad y calidad de atributos aumenta el precio promedio por noche. Estos resultados se mantienen en las dos bases de datos analizadas.

La principal contribución de este estudio radica en ser el primer aporte de una estimación por precios hedónicos para alojamientos en la PBA y CABA, en Argentina. Las bases de datos obtenidas a través de páginas web y mecanismos de *scrapeos* abren la oportunidad para aprovechar el potencial de las aplicaciones para entender el mercado de turismo en Argentina, en particular y, a nivel mundial, en general. El entendimiento en base a fuentes confiables permite evaluar y redireccionar políticas públicas en función de criterios objetivos.

Un aspecto interesante del trabajo es que se comparan dos bases de datos de distinta fuente pero que contienen información similar, con los resultados evidenciando que la metodología es robusta a distintas fuentes de datos.

El trabajo se estructura de la siguiente manera. En la sección 2 se realiza una revisión de la literatura relevante sobre los modelos de precios hedónicos y su aplicación a la industria del turismo y de los alojamientos, con un enfoque hacia la literatura que incorpora el uso de las plataformas online (como Airbnb). En la sección 3 se describen los datos y se realizan estadísticas descriptivas de las regiones donde se aplicará el análisis de precios hedónicos. La sección 4 describe la metodología utilizada. La sección 5 analiza los resultados para PBA y CABA. La sección 6 presenta las conclusiones.

2. Revisión de la literatura

La teoría de los precios hedónicos se remonta a Rosen (1974) quien se basa en la idea de que el precio de un producto puede considerarse como una función de varios atributos (Lancaster, 1966) y así utiliza un enfoque convencional de maximización de la utilidad, en condiciones de competencia perfecta, para obtener los precios implícitos de los atributos de bienes heterogéneos como las viviendas. Chin y Chau (2003) examinan la literatura sobre la aplicación del modelo de precios hedónicos, haciendo especial énfasis en la aplicabilidad del modelo al mercado de la vivienda.

En el campo específicamente del sector turismo, el enfoque de precios hedónicos ha sido utilizado para analizar los factores que influyen en los precios de los diferentes tipos de productos turísticos o en los diferentes mercados, como paquetes turísticos (Aguilo, Alegre, y Sard, 2003; Papatheodorou, Lei y Apostolakis, 2012), parques nacionales (Pearson, Tisdell, y Lisle, 2002), tickets para la entrada a atracciones recreativas o turísticas (Falk, 2008), y cruceros (Espinet-Rius, Fluvià-Font, Rigall-Torrent y Oliveras-Corominas, 2018). Sin embargo, la mayor parte de la literatura se ha centrado en el sector alojamiento.

Dentro del sector alojamiento, el análisis se ha centrado en el efecto de los atributos de los hoteles sobre las tarifas (Cox y Vieth, 2003; Espinet, Saez, Coenders y Fluvià, 2003). Pastor (1999) es uno de los trabajos pioneros que, además, estudia el efecto que las categorías de los hoteles tienen sobre los precios cobrados. Para la industria hotelera de lujo, Hartman (1989) aplica el enfoque de precios hedónicos para identificar las estrategias óptimas de diseño de productos y precios que un hotel de este tipo debería considerar. Fuera de la industria hotelera específicamente, Monty y Skidmore (2003) evalúan la disposición a pagar por características específicas en los alojamientos del tipo *bed and breakfast*. Estos autores encuentran que ciertos atributos tradicionales (estacionamiento gratuito u horario de salida) pierden relevancia frente a otros más modernos (bañera de hidromasaje o baño privado). Lo que es común a estos primeros estudios es que utilizan datos oficiales de Guías de Hoteles publicados por Secretarías de Turismo o encuestas a los alojamientos.

A fines de la primera década de 2000, gracias a la difusión de Internet en todo el mundo, comienza a aparecer la posibilidad de reserva en línea. Una de las ventajas de las plataformas de viajes en línea es que transmiten información en un formato estandarizado y accesible. Además de la calificación de estrellas/categorías y la información de ubicación, facilidades y tarifa objetiva, se solicita a los usuarios que proporcionen comentarios que reflejen su valoración de los atributos del hotel, que luego pueden usarse como un sustituto o complemento de los atributos objetivos en la

estimación de una función de precios hedónicos. Con esta nueva fuente de información, que incluye una gran cantidad de datos fácilmente disponibles, los estudios de precios hedónicos en la industria del alojamiento vuelven a tener protagonismo.

Thrane (2007) aplica el enfoque de precios hedónicos extrayendo datos de una página web de hoteles en Oslo. El autor encuentra, utilizando modelos de regresiones aparentemente no relacionadas (SUR), que los atributos de los hoteles explican aproximadamente el 70% de la variación en la tarifa. Chen y Rothschild (2010) analizan la forma en que la relación precio-calidad refleja las estrategias de precios de la industria hotelera en Taipei utilizando datos de agencias de viaje online. En la misma línea, Andersson (2010) también utiliza a las agencias de viaje online, pero evalúa no sólo los atributos objetivos de los hoteles sino también las percepciones de los consumidores. El autor encuentra que los hoteles de Singapur con mejores comentarios de los consumidores que el promedio, cobran tarifas más altas, sugiriendo que los atributos subjetivos también importan.

Otro fenómeno asociado a las plataformas de viaje en línea es el surgimiento de las nuevas modalidades de alojamiento, lideradas por la plataforma online Airbnb,¹ que se enmarcan dentro de la *economía colaborativa*,² y cuyos modelos de negocios se centra en el alojamiento turístico que tiene un atractivo único para el turista (Guttentag, 2015). En lo que respecta a la industria del turismo, estas nuevas modalidades han desafiado a la industria hotelera tradicional (Zervas, Proserpio, y Byers, 2017). En particular, Moreno-Izquierdo, Rodríguez y Such Devesa (2016) analizan el impacto de Airbnb por el lado de la oferta en hoteles de España y observan una caída en la rentabilidad final de los hoteles producto de un descenso de precios, posiblemente relacionado al hecho de que los alojamientos de Airbnb se concentran, en su mayoría, en las mismas zonas que los hoteles. Por su parte, Díaz Armas, Gutiérrez Taño y García-Rodríguez (2014) destacan que las expectativas de los clientes que utilizan los servicios de estas plataformas son satisfechas en mayor medida que las del correspondiente a los servicios tradicionales.

Una de las ventajas a favor de Airbnb es que, en ciertos casos, permite que los ingresos por turismo se distribuyan mejor por la ciudad, afectando positivamente los espacios urbanos que pueden estar fuera de las áreas exclusivamente turísticas. Perez-Sanchez, Serrano-Estrada, Marti y Mora-Garcia (2018) evalúan esta posibilidad al agregar en su modelo de precios hedónicos determinantes como las características ambientales y la ubicación. Los autores consideran que las áreas con avisos de Airbnb

¹ Airbnb permite a los propietarios de viviendas alquilar segundas residencias o habitaciones a turistas.

² La economía colaborativa hace referencia a una economía híbrida, impulsada por las tecnologías de la información y comunicación (TIC) y que supone un modelo alternativo a partir de una mayor racionalidad y eficiencia (Dredge y Gyimóthy, 2015).

podrían convertirse en catalizadores para una actividad urbana distribuida de manera más uniforme, lo que a su vez podría atraer a desarrolladores inmobiliarios que mejorarán el entorno urbano.

Un aspecto adicional a tratar es que, por tratarse de una economía colaborativa, Airbnb favorece las valoraciones mutuas, entre huéspedes y anfitriones, como guía para futuros usuarios. Lorde, Jadon y Weekes (2018), al aplicar el enfoque de precios hedónicos para alojamientos del Caribe, encuentran que anfitriones con alojamientos más grandes y reputaciones superiores al promedio cobran precios más altos. Sin embargo, los avisos con un mayor número de comentarios por parte de los consumidores están asociados con precios más bajos. Los autores mencionan que esto puede ser consecuencia de las preferencias de los turistas por compartir alojamientos más baratos, lo que resulta en un volumen relativamente mayor de comentarios para propiedades en el extremo inferior del rango de precios. Gibbs, Guttentag, Gretzel, Morton y Goodwill (2018) agregan que las reseñas pueden significar menos asimetría de información y, por lo tanto, menos capacidad por parte de los anfitriones para cobrar precios más caros.

En Argentina, los estudios que utilizan el enfoque de precios hedónicos aplicado al sector turismo o los que analizan los efectos de la economía colaborativa son escasos. Evidencia sobre la aplicación de un modelo de precios hedónicos se encuentra en Palud (2014), que analiza el efecto de los diferentes atributos de los paquetes turísticos que incluyen a los principales destinos de Argentina sobre el precio de mercado de los mismos. Con respecto a la economía colaborativa, Pasquet (2018) realiza una estimación sobre el aporte de Airbnb a la actual oferta de alojamiento de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires. Más recientemente, Dip, Simesi y Benítez (2019) consideran el enfoque de precios hedónicos para la oferta de alojamientos de Airbnb en la provincia de Misiones.

3. Datos y descripción

3.1. Datos

El análisis realizado en este estudio se basa, por un lado, en un set de datos de avisos publicados en las páginas web de Booking (www.booking.com) y de Airbnb (www.airbnb.com.ar) para los municipios de la PBA en los meses de octubre y noviembre del año 2018, respectivamente. Por otro lado, se trabaja también con una base de datos recopilada de Airbnb exclusivamente para CABA realizada para los meses de julio 2017 y, enero y octubre de 2018.

Para el caso de Booking, se realizó una extracción manual de los datos para el período comprendido entre el 23 de noviembre de 2018 hasta el 29 de noviembre de 2018, contando así con información de 1403 alojamientos de PBA.^{3,4} Para Airbnb se realizó una extracción mediante la técnica de *web-scraping*, recolectando de forma masiva los avisos. Se utilizaron herramientas en Python y SQL (Tom Slee, 2017), se eliminaron avisos duplicados y erróneos, y se corroboró a su vez la veracidad de estos. Para el caso de PBA, el período de extracción se extiende desde el 10 de octubre de 2018 hasta el 24 de octubre de 2018 para el caso de PBA (6.646 observaciones correspondientes a 67 Municipios). Como fue mencionado anteriormente, se obtuvo información también para un análisis de CABA durante tres meses específicos (julio 2017, enero 2018 y octubre 2018), resultando 12.846 observaciones para CABA.

La PBA es la jurisdicción de primer orden de Argentina según el censo del 2010 (INDEC) y la segunda más grande en cuanto a extensión, mientras que CABA es la capital de Argentina, el punto neurálgico del país (Tabla 1).

Tabla 1 – Características PBA y CABA

	PBA	CABA
Superficie	307571km ²	203 km ²
Población (millones)	17.37	2.89
Densidad de población (hab/km ²)	54	15070
Municipios / comunas	135	15
Cantidad de avisos (Airbnb)	6646	12846
Cantidad de avisos cada 1000 habitantes	0.38	4.44

Fuente: Elaboración propia en base a INDEC (2020) y extracción de datos de Airbnb.

Provincia de Buenos Aires

Al hacer un análisis de la oferta de alojamientos temporarios en la PBA,⁵ las Figuras 1 y 2 muestran la distribución de los alojamientos según cada página web. Se

³ Sin embargo, en muchos municipios no se pudo extraer ningún tipo de información debido a la falta de disponibilidad de alojamientos para esas fechas. Por lo tanto, de los 135 municipios de PBA solamente se cuenta con información para 67.

⁴ Los municipios incluidos son: Adolfo Alsina, Adolfo Gonzales Chaves, Alberti, Almirante Brown, Avellaneda, Azul, Bahía Blanca, Balcarce, Baradero, Berazategui, Bolívar, Bragado, Campana, Carmen de Areco, Castelli Cañuela, Chacabuco, General Belgrano, General Las Heras, General Lavalle, General Madariaga, General Paz, General Pinto, General Pueyrredón, General Rodríguez, General San Martín, General Viamonte, Junín, La Costa, La Matanza, La Plata, Lanús, Las Flores, Lobos, Lomas de Zamora, Luján, Mar Chiquita, Marcos Paz, Mercedes, Merlo, Monte, Moreno, Navarro, Necochea, Nueve de Julio, Olavarría, Patagones, Pehuajó, Pergamino, Pilar, Pinamar, Puan, Punta Indio, Ramallo, Rauch, Tandil, Tigre, Trenque Lauquen, Tres Arroyos, Vicente López, Villa Gesell, Villarino, Zárate.

⁵ Para facilitar la comparación dentro de la Provincia de Buenos Aires, se la dividió en cuatro grandes regiones: *Costa Atlántica* que incluye a los municipios de Pinamar, Villa Gesell, La Costa, Tres Arroyos, Mar Chiquita; *Gran Buenos Aires (GBA)*, incluye a Tigre, Vicente López, Avellaneda, Berazategui, La Plata,

puede notar que la penetración de Airbnb en la Provincia de Buenos Aires es casi total (los colores más claros hacen referencia a una mayor concentración de las observaciones en los municipios), mientras que en Booking una gran cantidad de municipios parecen no tener ningún tipo de alojamiento asociado. Este último punto puede estar relacionado con la cantidad de avisos publicados en cada una de las páginas y con la disponibilidad de alojamientos para las fechas relevadas.

En cuanto al tipo de alojamiento, para el caso de Airbnb, el 80,6% del total de las publicaciones son de casas enteras o departamentos, mientras que el 19,4% son publicaciones de cuartos privados o compartidos. Por otro lado, si bien Booking surgió como una web destinada a la oferta hotelera, la disponibilidad de otro tipo de alojamientos ha ganado preponderancia. En los datos relevados, 60,14% de los avisos son publicaciones de casas o departamentos, mientras que las publicaciones de hoteles representan el 27,21%.

Figura 1 – Avisos Booking



Figura 2 – Avisos Airbnb



Fuente: Elaboración propia en base a extracción de datos de Airbnb y Booking para PBA.

En línea con la distribución espacial de los alojamientos, la Tabla 2 resume la cantidad de alojamientos por región. En Booking, el Corredor Atlántico concentra el 41.64% de los avisos, seguido por Mar del Plata, con el 26.57%. Esto demuestra una gran predominancia de avisos en las regiones consideradas más turísticas de la Provincia de Buenos Aires. En Airbnb, sin embargo, aparece una distribución mucho más uniforme de los avisos en cada región. El Corredor Atlántico sólo concentra el 26.70%

Almirante Brown, Lanús, La Matanza, Marcos Paz, Merlo, Lomas de Zamora, General San Martín, Moreno y Pilar; *Mar del Plata y alrededores*, conformada por General Pueyrredón y Necochea; y por último se definió al *Interior* como aquella región que incluye todos los municipios que no fueron incluidos en las categorías anteriores.

de los avisos, mientras que el Gran Buenos Aires gana importancia con respecto a Booking, dado que los avisos en esa región representan el 25.93%.⁶

Tabla 2. Cantidad de alojamientos por región (%)

Fuente de datos	Corredor Atlántico	GBA	Interior	Mar del Plata	Total
Booking	41.64	9.79	22.00	26.57	1400
Airbnb	26.70	25.93	20.05	27.32	6646

Fuente: Elaboración propia en base a datos extraídos de Airbnb y Booking para Provincia de Buenos Aires.

En la dimensión precios, las fuentes muestran marcadas diferencias. La Tabla 3 refleja que los precios promedios (expresados en logaritmo) de todas las regiones son menores en Airbnb que en Booking, pero estos poseen una variabilidad relativamente más alta. En Airbnb la región con los precios promedios más altos es el Corredor Atlántico, mientras que en Booking es el Gran Buenos Aires.

Tabla 3 - Estadísticas descriptivas de precios (*ln*) por región

Región	Media	Desvío estándar	Mín	Máx
<i>Fuente: Booking</i>				
Corredor Atlántico	7.74	0.51	6.59	11.41
Gba	7.89	0.58	6.32	9.90
Interior	7.69	0.59	5.28	11.01
Mar del Plata	7.56	0.54	6.32	9.70
Total	7.70	0.55	5.28	11.41
<i>Fuente: Airbnb</i>				
Corredor Atlántico	4.11	0.68	1.61	8.70
Gba	3.63	0.92	1.39	7.82
Interior	3.91	0.79	1.10	8.52
Mar del Plata	3.76	0.71	2.08	8.66
Total	3.85	0.80	1.10	8.70

Fuente: Elaboración propia en base a datos extraídos de Airbnb y Booking para PBA.

Ciudad Autónoma de Buenos Aires

Para el caso de CABA, la cantidad de avisos por tipo de alojamiento no difiere en gran medida de los valores hallados para PBA. En este caso, el 84.59% de los avisos son de casas y departamentos, mientras que el 15.41% restante es de habitaciones privadas o compartidas (Tabla 4).

Tabla 4 – Cantidad de alojamientos (%)

⁶ Para una comparación más completa, la Tabla 1A del Anexo compara los alojamientos por región como proporción de la población.

Airbnb	Casa/Departamento	Habitación privada y/o compartida	Total
	84.59	15.41	12,846

Fuente: Elaboración propia en base a datos extraídos de Airbnb para CABA.

En cuanto a la distribución espacial de alojamientos (Tabla 5), la comuna⁷ 14 (Palermo) es la que concentra la mayor cantidad de casas o departamentos (39%), seguida por la comuna 1 (Retiro, San Nicolás, Puerto Madero, San Telmo, Monserrat y Constitución) y la comuna 2 (Recoleta). En cuanto a las habitaciones privadas y/o compartidas, las comunas 1 y 14 presentan, aproximadamente, el 20%.

Tabla 5 - Cantidad de alojamientos por comuna (%)

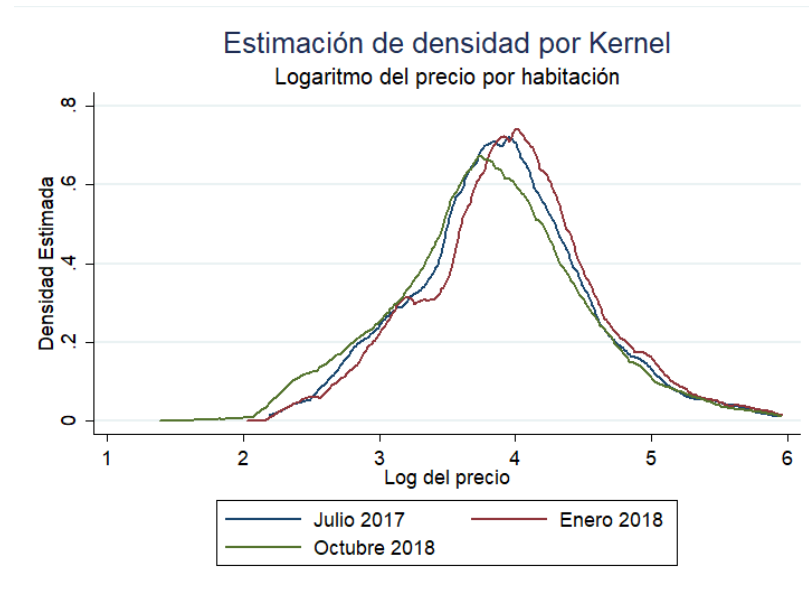
Comunas	Casa/Departamento	Habitación privada y/o compartida
Comuna 1	22.96	22.02
Comuna 2	18.20	9.65
Comuna 3	3.75	9.24
Comuna 4	0.88	3.64
Comuna 5	2.54	7.58
Comuna 6	1.52	3.94
Comuna 7	0.17	1.31
Comuna 9	0.03	0.61
Comuna 10	0.17	0.45
Comuna 11	0.13	0.66
Comuna 12	0.88	1.67
Comuna 13	6.01	7.78
Comuna 14	39.00	21.57
Comuna 15	3.75	9.90
Total	100.00	100.00

Fuente: Elaboración propia en base a datos extraídos de Airbnb para CABA.

En lo que refiere a la dimensión precios, la Figura 3 resume la distribución de los precios (en logaritmo) de la base de datos en panel. Las distribuciones correspondientes a las tres bases (Julio 2017, Enero 2018 y Octubre 2018) son similares, aunque la distribución para enero 2018 se encuentra ligeramente sesgada hacia la derecha.

Figura 3 – Densidad de los precios en CABA.

⁷ Las comunas de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires (CABA) son las unidades administrativas en las que se divide la Ciudad según lo establece la Ley orgánica 1777. Ver Tabla 2A del Anexo para la división de comunas.



Fuente: Elaboración propia en base a datos de Airbnb

4. Metodología

4.1. Especificación general

Los modelos de precios hedónicos tienen el objetivo de diferenciar los atributos de un bien con el fin de estimar sus precios implícitos y obtener así el aporte de cada uno de ellos al precio final. En estos modelos, los consumidores o clientes intentan maximizar su utilidad esperada, sujeto a varias restricciones, como su presupuesto de dinero y tiempo.

Formalmente, el producto que se ofrece es un alojamiento específico A que puede ser considerado como un conjunto de atributos, tales como servicios (piscina, wifi, televisión en la habitación, etc.), características generales (ubicación, número de habitaciones, etc.) y valoraciones de los consumidores (medido, en este trabajo, por el puntaje que le otorgan al alojamiento):

$$A_i = (q_{i1}, q_{i2}, q_{i3}, \dots, q_{ik}, \dots, q_{im}) \quad (1)$$

donde $i=1, \dots, n$ representa el alojamiento y q_{ik} ($k=1, \dots, m$) cada uno de los atributos. Por lo tanto, la función de precios hedónicos para cada alojamiento se puede representar como:

$$R_i = R(q_{i1}, q_{i2}, q_{i3}, \dots, q_{ik}, \dots, q_{im}) \quad (2)$$

donde R_i es la tarifa de cada uno de los alojamientos y es función del precio implícito de cada uno de los atributos de los mismos.

4.2. Especificación particular

La metodología utilizada en este trabajo es una estimación log-lineal por mínimos cuadrados ordinarios de un modelo de precios hedónicos⁸ y puede especificarse en función de un conjunto de atributos:

$$\ln P_i = \alpha + \beta X_{ij} + \varepsilon_i \quad (3)$$

donde $\ln P_i$ es el logaritmo natural del precio cobrado por el alojamiento i ; X_{ij} es un vector de atributos j asociado con el alojamiento i ; y ε_i es un término de error aleatorio que cumple con las propiedades habituales.

La derivada parcial de la función de precios hedónicos con respecto a cada característica j del alojamiento i proporciona el precio marginal implícito, es decir, la disposición marginal de los compradores a pagar por un atributo en particular y la disposición marginal de los vendedores aceptar ese precio. Las estimaciones se realizan para las dos bases de datos anteriormente descritas.

El detalle de los atributos y sus estadísticas descriptivas se presentan en las Tablas 6 (PBA) y 7 (CABA). Se observa que Booking posee más información sobre atributos objetivos que Airbnb.

⁸ A pesar de que existan varias formas funcionales compatibles con el enfoque de precios hedónicos (Papatheodorou, Lei y Apostolakis, 2012), la forma semi-logarítmica recomendada por Rosen (1974) se usa con mayor frecuencia en estos estudios (Andersson, Shyr y Fu, 2010).

Tabla 6 – Estadísticas descriptivas de PBA

Variables	N	Media	Desvío Estándar	Min	Max
<i>Base: Booking</i>					
Precio (\$)	1,401	2,721	3,932	195.8	90,210
Log precio	1,401	7.695	0.551	5.277	11.41
Capacidad (cant. de personas)	1,397	3.064	1.557	0	16
Cancelación gratuita	1,393	0.589	0.492	0	1
Wifi	1,391	0.882	0.323	0	1
Aire acondicionado	1,400	0.498	0.500	0	1
Calefacción	1,392	0.858	0.349	0	1
Estacionamiento	1,398	0.782	0.413	0	1
Bar y/o restaurante	1,396	0.218	0.413	0	1
Tv por cable	1,392	0.890	0.313	0	1
Ascensor	1,399	0.261	0.439	0	1
Piscina	1,397	0.374	0.484	0	1
Gimnasio	1,394	0.122	0.327	0	1
Spa y/o sauna	1,400	0.147	0.354	0	1
Sala de reuniones	1,378	0.104	0.306	0	1
Frente a la playa	1,400	0.113	0.317	0	1
Puntaje total (escala 1-10)	960	8.571	0.780	5.2	10
<i>Base Airbnb</i>					
Precio (usd)	6,646	72.61	186.9	3	5,992
Log precio	6,646	3.850	0.800	1.099	8.698
Capacidad (cant. de personas)	6,646	4.605	2.508	1	16
Habitaciones (cant.)	6,645	1.733	1.212	0	20
Baños (cant.)	6,637	1.528	0.974	0	21
Puntaje total (escala 1-5)	2,737	4.758	0.356	2	5
Comentarios (cant.)	6,646	5.231	9.838	0	142

Nota: los valores medios de las variables binarias independientes indican la proporción en los datos donde está presente el atributo de interés.

La variable puntaje total mide el puntaje que los huéspedes le otorgan al alojamiento. La variable comentarios se refiere a la cantidad de comentarios que tiene una publicación en Airbnb.

La Tabla 7 presenta las estadísticas descriptivas de las variables recopiladas en Airbnb para CABA.

Tabla 7 – Estadísticas descriptivas de CABA (Airbnb)

Variables	N	Media	Desvío Estándar	Min	Max
Precio (usd)	12,842	66.59	77.71	4	1,606
Log precio	12,846	3.830	0.736	1.386	8.854
Capacidad (cant. de personas)	12,846	2.864	1.651	1	16
Habitaciones (cant.)	12,817	1.134	0.886	0	10
Baños (cant.)	8,489	1.280	0.679	0	9
Puntaje total (escala 1-5)	10,741	4.046	1.712	0	5
Comentarios (cant.)	12,846	24.32	36.64	0	408

Nota: los valores medios de las variables binarias independientes indican la proporción en los datos donde está presente el atributo de interés.

La variable puntaje total mide el puntaje que los huéspedes le otorgan al alojamiento. La variable comentarios se refiere a la cantidad de comentarios que tiene una publicación en Airbnb.

Metodología para la construcción de indicadores resumen de atributos

Con el objetivo de reducir la cantidad de variables explicativas que describen atributos de la base de Booking, se toman las variables relacionadas con los servicios que se ofrecen en los hoteles y en las casas o departamentos (wifi, aire acondicionado, calefacción, estacionamiento gratuito, TV por cable, ascensor, piscina, gimnasio, spa y centro de bienestar o sauna, y sala de reuniones) para construir cuatro indicadores que muestren de manera resumida y ponderada la presencia de cada uno de los servicios, para poder estimar su efecto sobre la variación del precio del alojamiento. Se toma como punto de partida el trabajo de Pastor (1999), que define cuatro categorías con la finalidad de agrupar los diferentes servicios de acuerdo con su similitud:

- i) facilidades del establecimiento -equipamientos y servicios generales del hotel- (ifacilidades): garaje, ascensor;
- ii) equipamientos en las habitaciones -instalaciones y servicios que mejoran el confort de la estancia y que son de uso exclusivo del cliente que pernocta en el hotel- (ihabitaciones): calefacción, aire acondicionado, televisión por cable y wifi;
- iii) equipamientos y servicios adicionales del establecimiento (iadiccionales): sala de reuniones, bar, spa/sauna, ubicación frente a la playa, cancelación gratuita;
- iv) equipamientos y servicios deportivos (ideportes): piscina y gimnasio.⁹

La puntuación de los indicadores se realizó con el criterio de frecuencia: se determinaron puntajes a los diferentes servicios en base a la frecuencia con que aparecían en las observaciones, diferenciando esta puntuación de acuerdo al tipo de alojamiento (hoteles o casas/departamentos). El criterio utilizado consistió en una escala de puntajes del 1 al 4. Se otorga un puntaje igual a 1 a aquellos servicios que aparecen en el 75% de las observaciones o más; un puntaje igual a 2 si figuran entre el 50% y 75% de las observaciones; el valor de 3 si aparecen entre el 25 y 50%, y el puntaje de 4 a aquellos servicios que son exclusivos y sólo aparecen en menos del 25% de las observaciones. Dado que la puntuación máxima de cada uno de los indicadores es distinta, tanto por el número de servicios que se enumeran en cada uno de ellos como por la distinta valoración de éstos, las puntuaciones se expresan también como porcentaje sobre el máximo valor alcanzable, facilitando así las comparaciones entre indicadores. La Tabla 3A del Anexo presenta la construcción de los indicadores.

⁹ Si bien el objetivo principal de estos indicadores es agrupar las características o atributos para simplificar la cantidad de servicios incluidos en las estimaciones, se trata también de agregar aquellos que serían omitidos por aparecer en la mayoría de las observaciones, lo cual los transformaría en valores constantes que no serían relevantes para el análisis (por ejemplo, TV por cable, wifi y aire acondicionado), o por ser poco representativos de la categoría analizada (por ejemplo, se omitiría la variable spa/sauna de la categoría casa/departamento).

5. Estimaciones y resultados

Los resultados de las estimaciones de los modelos de precios hedónicos para PBA y CABA se presentan a continuación. Como resultado general, se observa que la disposición a pagar en PBA por atributos más específicos (deportes, spa/sauna, bar, etc.) es mayor que la disposición a pagar por atributos más tradicionales (calefacción, aire acondicionado, etc.). Tanto en PBA como en CABA el puntaje total que los consumidores otorgan al alojamiento tiene un impacto considerable sobre el precio cobrado por noche, resaltando la importancia que tienen, también, los atributos más subjetivos.¹⁰

Provincia de Buenos Aires

Para el caso de la PBA, la estimación de la función de precios hedónicos se realizó con las bases de Booking (Tabla 8) y de Airbnb (Tabla 9).¹¹

En la Tabla 8 se presentan los resultados para la estimación del modelo de precios hedónicos utilizando la base de Booking. Los resultados del Modelo 1 sugieren que la capacidad, los indicadores de servicios adicionales, de habitaciones y de deportes son atributos significativos a la hora de determinar el precio por noche de los alojamientos de la provincia, no así el indicador de facilidades. Atributos más convencionales como lo son tener garage o ascensor, parecen importar menos a la hora de determinar el precio promedio cobrado por noche, tomando relevancia otros atributos no tan comunes como tener spa/sauna, sala de reuniones o piscina. Estos resultados, además, son robustos a todas las especificaciones. En cuanto a los alojamientos, los departamentos, casas y cabañas tienen un efecto promedio porcentual mayor sobre el precio que los hoteles. Este resultado indica que los hoteles resultan ser los alojamientos más baratos.

En el Modelo 2, al incorporar a las regiones, el indicador asociado a las facilidades de los alojamientos es estadísticamente significativo al 10%. El indicador asociado a los deportes continúa teniendo el efecto promedio mayor sobre el precio. Todas las regiones resultan estadísticamente significativas y presentan un coeficiente positivo indicando que su efecto promedio porcentual en el precio es mayor comparado con Mar del Plata y alrededores (omitida).

¹⁰ El análisis considera variables continuas y discretas, correspondientes a los atributos cuantitativos y cualitativos mencionados en la sección previa. Para las variables continuas, el coeficiente puede calcularse e interpretarse de manera convencional, pero para las variables discretas (en este caso, trabajamos con variables dummy) es necesario transformar el coeficiente estimado por $(e^{\beta} - 1)$, donde β es el coeficiente y e es la base del logaritmo natural. Así se obtiene el efecto estimado en términos porcentuales.

¹¹ Las Tablas 4A, 5A y 6A del Anexo presentan la estimación del modelo considerando a todos los atributos por separado y para cada una de las regiones en particular.

Al incluir el puntaje total (Modelo 3), se encuentra que esta variable tiene un signo positivo y resulta estadísticamente significativa. Esta variable mide el puntaje, en una escala de 1-10, que los huéspedes le otorgan al alojamiento una vez finalizada su estadía y es uno de los atributos subjetivos que se consideran en el modelo de precios hedónicos. Esto sugiere que un aumento en el puntaje que los consumidores otorgan a un alojamiento genera un aumento, en promedio, de 11% en la tarifa cobrada por noche, *ceteris paribus*.

El modelo 4 incluye los puntajes que los huéspedes otorgan, una vez finalizada su estadía, a los servicios del hotel por separado. Así, en una escala del 1 al 10, puntúan la limpieza, la ubicación, la relación precio-calidad, el personal, la disponibilidad de WiFi gratuito, las instalaciones y los servicios, y el desayuno. Sin embargo, sólo los puntajes asociados a la limpieza, a la relación precio-calidad, y a las instalaciones y servicios resultan estadísticamente significativos. Estos atributos subjetivos sugieren, por su parte, que tener un mayor puntaje en limpieza o en instalaciones y servicios tiene un efecto promedio mayor sobre el precio cobrado por noche, mientras que tener un mayor puntaje en la dimensión precio-calidad reduce, en promedio, el precio, *ceteris paribus*.

Cabe destacar que un coeficiente estimado mayor que cero, en la dimensión puntaje, implica una correlación positiva entre la valoración subjetiva de los individuos y el precio cobrado, aún controlando por otras variables. Si bien no se puede establecer una relación causal entre estas variables, se sugiere que la variable puntaje estaría capturando factores no observables que sí son valorados por los usuarios a la hora de contratar la habitación. Estas valoraciones no observables permiten a los hospedadores cobrar precios más altos, *ceteris paribus* todo lo demás. En términos econométricos, es importante notar que las variables de puntaje se separan en variables específicas a atributos de la variable puntaje "precio/calidad".

Al comparar los cuatro modelos, se observa que las características asociadas a los deportes resultan robustas a las cuatro especificaciones, y es el indicador que tiene un mayor efecto promedio sobre el precio. El indicador asociado a los servicios adicionales le sigue en importancia (Modelo 2). Estos resultados muestran que el efecto que tienen estos atributos no tan convencionales y más específicos a cada alojamiento sobre el precio es mayor que el de los atributos más tradicionales (como garage o ascensor o tv por cable). También se resalta la importancia que los atributos subjetivos tienen a la hora de determinar el precio.

Tabla 8 – Estimación del modelo con Booking

VARIABLES	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4
Departamento	0.125*** (0.0354)	0.125*** (0.0353)	0.0927** (0.0379)	0.210*** (0.0673)
Casa	0.382*** (0.0488)	0.377*** (0.0482)	0.344*** (0.0612)	0.808*** (0.261)
Cabaña	0.297*** (0.0471)	0.283*** (0.0466)	0.222*** (0.0500)	0.0158 (0.0888)
Capacidad	0.113*** (0.00922)	0.117*** (0.00912)	0.0916*** (0.0133)	0.0688** (0.0315)
i_facilidades	0.0230 (0.0412)	0.0697* (0.0423)	0.0544 (0.0448)	0.0391 (0.0756)
i_habitaciones	0.213*** (0.0462)	0.141*** (0.0491)	0.150*** (0.0574)	0.0334 (0.0996)
i_adicionales	0.156** (0.0627)	0.154** (0.0618)	0.155** (0.0634)	0.0993 (0.0952)
i_deportes	0.477*** (0.0454)	0.461*** (0.0456)	0.489*** (0.0465)	0.225*** (0.0752)
Corredor Atlántico		0.114*** (0.0331)	0.118*** (0.0376)	0.120* (0.0652)
Gba		0.332*** (0.0490)	0.301*** (0.0536)	0.461*** (0.0990)
Interior		0.0953** (0.0391)	0.0746* (0.0433)	0.169** (0.0746)
Puntaje total			0.113*** (0.0191)	
p_limpieza				0.233*** (0.0834)
p_ubicacion				-0.0786 (0.0543)
p_personal				-0.0812 (0.0804)
p_calprecio				-0.405*** (0.0678)
p_wifigratis				-0.0176 (0.0210)
p_instayserv				0.388*** (0.0942)
p_desayuno				0.0426 (0.0374)
Constante	6.892*** (0.0533)	6.815*** (0.0553)	5.913*** (0.166)	6.351*** (0.490)
Observaciones	1,396	1,396	957	362
R-cuadrado	0.261	0.286	0.317	0.405

Errores estándar entre paréntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

La estimación de los distintos modelos de precios hedónicos para Airbnb se muestra en la Tabla 9. Al igual que en la estimación realizada con datos de Booking, la capacidad constituye una variable relevante a la hora de determinar el precio cobrado por noche, pero en este caso tiene un efecto menor. En los tres modelos, el hecho de que el alojamiento sea una habitación privada o compartida tiene un efecto promedio porcentual sobre el precio menor que si se tratara de una casa y/o departamento.

Las tres especificaciones también incluyen a la cantidad de comentarios que los huéspedes dejan en el alojamiento rentado una vez finalizada su estadía. Se encuentra que una mayor cantidad de comentarios reduce el precio promedio cobrado por noche. Este resultado, mencionado en Lorde et al. (2018), puede denotar las preferencias de los turistas por compartir alojamientos relativamente más baratos, lo que resulta en un volumen relativamente mayor de comentarios para aquellas propiedades con precios más bajos. Esta variable, junto con la capacidad y el tipo de alojamiento, resultan robustas en los tres modelos.

En el Modelo 2, al controlar por regiones, se observa, por un lado, que todas las variables asociadas a los atributos mantienen su signo y significatividad, y por el otro, que todas las regiones cobran un precio promedio mayor por noche que Mar del Plata y alrededores (la diferencia mayor en el precio se observa con el Corredor Atlántico). Esto puede deberse a que Mar del Plata es una región que se caracteriza por tener una oferta amplia y diversificada de alojamientos, con amplitud de posibilidad de alojamiento y precios.

La satisfacción total (medido por la variable *puntaje total* en una escala de 1 a 5) que reportan los consumidores tiene un impacto mayor en el precio, efecto que es superior al obtenido en la estimación de Booking (Modelo 3). La razón de este efecto mayor en Airbnb se deben a la importancia que en esta nueva plataforma se le otorga a las valoraciones que realizan tanto los consumidores como los anfitriones; es una de las características diferenciales de Airbnb. En este caso, la única variable que no es robusta a todas las especificaciones es la cantidad de baños que posee el alojamiento.

Tabla 9 – Estimación del modelo con Airbnb

VARIABLES	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3
Hab priv/compartida	-0.572*** (0.0209)	-0.572*** (0.0216)	-0.714*** (0.0311)
Capacidad	0.0560*** (0.00478)	0.0527*** (0.00491)	0.0203*** (0.00699)
Habitaciones	0.127*** (0.0112)	0.124*** (0.0112)	0.195*** (0.0167)
Baños	0.136*** (0.0124)	0.138*** (0.0124)	0.169*** (0.0191)
Comentarios	-0.00932*** (0.000800)	-0.00894*** (0.000799)	-0.00526*** (0.000802)
Corredor Atlántico		0.157*** (0.0215)	0.137*** (0.0270)
Gran Buenos Aires		0.0748*** (0.0226)	0.0957*** (0.0288)
Interior		0.132*** (0.0231)	0.0820*** (0.0287)
Puntaje total			0.123*** (0.0282)
Constante	3.324*** (0.0194)	3.251*** (0.0227)	2.580*** (0.136)
Observaciones	6,636	6,636	2,734
R-cuadrado	0.367	0.373	0.475

Errores estándar entre paréntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Ciudad Autónoma de Buenos Aires

En el caso de CABA, dado que se cuenta con una base de datos en panel, se realiza una estimación del modelo de precios hedónicos por efectos fijos. La Tabla 10 muestra los resultados de tres modelos: el Modelo 1 es una estimación sólo por efectos fijos, mientras que los Modelos 2 y 3 agregan efectos fijos por período y por barrio (denominados Comunas), respectivamente.

En los tres Modelos se encuentra, al igual que en la PBA, que la habitación privada o compartida tiene un efecto promedio menor sobre el precio, con respecto al tipo de alojamiento casa o departamento.

La capacidad del alojamiento es la única variable que es robusta a todas las especificaciones, pero con un efecto promedio menor que en el caso de los alojamientos de PBA, tanto para la base de Booking como para la de Airbnb.

Al igual que en PBA, la variable *comentarios* tiene signo negativo, indicando que los alojamientos con mayor cantidad de comentarios cobran precios promedios más bajos. Sin embargo, esta variable sólo es significativa en el primer modelo de efectos fijos.

Tabla 10 – Estimación del modelo para CABA

Variables	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3
Hab. Privada/Compartida	-0.356*** (0.0364)	-0.318*** (0.0332)	-0.318*** (0.0337)
Capacidad	0.0196*** (0.00700)	0.0152** (0.00637)	0.0135** (0.00639)
Comentarios	-0.00220*** (0.000171)	-4.24e-05 (0.000193)	-0.000162 (0.000194)
Constante	3.962*** (0.0218)	3.994*** (0.0201)	3.995*** (0.0212)
Observaciones	12,842	12,842	12,776
R-cuadrado	0.031	0.196	0.203
Cantidad de room_id	4,282	4,282	4,260
Ef. Fijos	SI	SI	SI
Ef. Fijo Periodo		SI	SI
Ef. Fijo Barrio			SI

Errores estándar entre paréntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

6. Conclusiones

Este trabajo utiliza el enfoque de precios hedónicos para analizar la fijación de precios de diversos alojamientos en la PBA y CABA, en Argentina. El método permite estimar la disposición a pagar por determinados atributos de estos alojamientos y así poder determinar los precios implícitos.

El aporte del trabajo radica principalmente en el uso de plataformas online para poder extraer información acerca de los varios atributos, así como también del tipo de alojamiento. Los resultados de las estimaciones por MCO indican que en el caso de PBA los atributos más específicos y menos tradicionales de los alojamientos son los que poseen un impacto promedio mayor sobre el precio cobrado por noche. Así, es posible que los oferentes evalúen si resulta rentable incorporar ciertos atributos (como un gimnasio, un spa o sala de reuniones) a sus respectivos alojamientos.

Las estimaciones también indican la importancia de las valoraciones subjetivas que realizan los consumidores. Para CABA y para PBA se encuentra que los

alojamientos con una mayor cantidad de comentarios establecen un precio promedio menor, sugiriendo ciertas preferencias de los consumidores por alojamientos más baratos lo que puede resultar en una mayor cantidad de comentarios en estos alojamientos. La cantidad de comentarios que realizan los consumidores no es la única variable subjetiva relevante del análisis ya que para PBA se encuentra que el puntaje total que otorgan los consumidores también afecta significativamente el precio. Más aún, al desagregar el puntaje en varias categorías, es posible inferir qué categorías valoran más los consumidores. En este sentido, los puntajes asociados a la limpieza o a las instalaciones y servicios tienen, en promedio, un efecto mayor sobre el precio.

Este análisis enfatiza la utilidad del enfoque de precios hedónicos para poder evaluar el valor que los consumidores le otorgan a ciertos atributos de los alojamientos. Poder comprender el efecto diferencial que tienen sobre el precio puede ayudar a diversos agentes involucrados en el sector a tomar decisiones estratégicas incorporando estos resultados. Entre los agentes se encuentran los responsables de política, quienes pueden usar esta nueva información para la toma de decisiones o para comprender o modificar las regulaciones del sector, y los oferentes, quienes pueden utilizar esta información para comprender mejor la disposición a pagar de los consumidores por determinados atributos. Nuestro análisis es único en el sentido de que aplica este enfoque para alojamientos de Argentina, comparando los resultados de dos de las plataformas online más populares. Los resultados de las dos bases de datos no sugieren un efecto muy diferente de los atributos sobre el precio.

El trabajo presenta ciertas limitaciones. En primer lugar, sólo se aplica el enfoque de precios hedónicos en un momento determinado. En este sentido, una extensión al trabajo podría investigar si el efecto de estos atributos sobre el precio se mantiene en el tiempo. En segundo lugar, los datos recopilados de CABA mediante la técnica de extracción no tienen información detallada acerca de todos los atributos que poseen los alojamientos, por lo que resulta difícil comparar estos resultados con los obtenidos para PBA. En tercer lugar, el análisis sólo se realiza para dos regiones de Argentina (PBA y CABA) lo que limita la extensión de los resultados a nivel país dado que no se consideran otras regiones importantes dentro de la industria del turismo.

Referencias

- Aguiló, E., Alegre, J., & Sard, M. (2003). Examining the market structure of the German and UK tour operating industries through an analysis of package holiday prices. *Tourism Economics*, 9(3), 255-278.
- Andersson, D. E. (2010). Hotel attributes and hedonic prices: an analysis of internet-based transactions in Singapore's market for hotel rooms. *The Annals of Regional Science*, 44(2), 229-240.
- Armas, R. D., Taño, D. G., & Rodríguez, F. G. (2014). Airbnb como nuevo modelo de negocio disruptivo en la empresa turística: Un análisis de su potencial competitivo a partir de las opiniones de los usuarios. *Análisis Turístico*, 12.
- Chau, K. W., & Chin, T. L. (2003). A critical review of literature on the hedonic price model. *International Journal for Housing Science and Its Applications*, 27(2), 145-165.
- Chen, C. F., & Rothschild, R. (2010). An application of hedonic pricing analysis to the case of hotel rooms in Taipei. *Tourism Economics*, 16(3), 685-694.
- Cohen, E. (2012). Globalization, global crises and tourism. *Tourism recreation research*, 37(2), 103-111.
- Cox, L. J., & Vieth, G. R. (2003). Hotel investment in open area. *Annals of tourism research*, 30(2), 342-352.
- Dip, J., Simes, H., y Benitez, J. (2019). The Airbnb phenomenon in the tourist Province of Misiones. Analysis of a growing sharing economy. *Book of Abstracts 7th Conference of the International Association for Tourism Economics-IATE*.
- Espinet, J. M., Saez, M., Coenders, G., & Fluvià, M. (2003). Effect on prices of the attributes of holiday hotels: a hedonic prices approach. *Tourism Economics*, 9(2), 165-177.
- Espinet-Rius, J. M., Fluvià-Font, M., Rigall-Torrent, R., & Oliveras-Corominas, A. (2018). Cruise tourism: A hedonic pricing approach. *European Journal of Management and Business Economics*.
- Falk, M. (2008). A hedonic price model for ski lift tickets. *Tourism Management*, 29(6), 1172-1184.
- Gibbs, C., Guttentag, D., Gretzel, U., Morton, J., & Goodwill, A. (2018). Pricing in the sharing economy: a hedonic pricing model applied to Airbnb listings. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 35(1), 46-56.

- Guttentag, D. (2015). Airbnb: disruptive innovation and the rise of an informal tourism accommodation sector. *Current issues in Tourism*, 18(12), 1192-1217.
- Hartman, R. S. (1989). Hedonic methods for evaluating product design and pricing strategies. *Journal of Economics and Business*, 41(3), 197-212.
- Lancaster, K. J. (1966). A new approach to consumer theory. *Journal of political economy*, 74(2), 132-157.
- Lorde, T., Jacob, J., & Weekes, Q. (2018). Price-setting behavior in a tourism sharing economy accommodation market: A hedonic price analysis of AirBnB hosts in the caribbean.
- Monty, B., & Skidmore, M. (2003). Hedonic pricing and willingness to pay for bed and breakfast amenities in Southeast Wisconsin. *Journal of Travel Research*, 42(2), 195-199.
- Moreno-Izquierdo, L., Ramón-Rodríguez, A. B., & Such Devesa, M. J. (2016). Turismo colaborativo: ¿ Está AirBnB transformando el sector del alojamiento?.
- Palud, M. C. (2014). Investigación: Valoración de atributos de los paquetes turísticos nacionales. *Ciencias Económicas*, 11(2), 25-42.
- Papatheodorou, A., Lei, Z., & Apostolakis, A. (2012). Hedonic price analysis. In *Handbook of Research Methods in Tourism*. Edward Elgar Publishing.
- Pasquet, F. (2018). La economía colaborativa en turismo: un análisis de Airbnb en la Ciudad de Buenos Aires. Tesis de grado, FCE-UNLP.
- Pastor, V. J. (1999). Un análisis de los precios hoteleros empleando funciones hedónicas. *Estudios turísticos*, (139), 65-87.
- Pearson, L. J., Tisdell, C., & Lisle, A. T. (2002). The impact of Noosa National Park on surrounding property values: An application of the hedonic price method. *Economic Analysis and Policy*, 32(2), 155-171.
- Perez-Sanchez, V. R., Serrano-Estrada, L., Marti, P., & Mora-Garcia, R. T. (2018). The what, where, and why of Airbnb price determinants. *Sustainability*, 10(12), 4596.
- Rosen, S. (1974). Hedonic prices and implicit markets: product differentiation in pure competition. *Journal of political economy*, 82(1), 34-55.
- Song, H., Li, G., & Cao, Z. (2018). Tourism and Economic Globalization: an emerging research agenda. *Journal of Travel Research*, 57(8), 999-1011.

Sugiyarto, G., Blake, A., & Sinclair, M. T. (2003). Tourism and globalization: Economic impact in Indonesia. *Annals of Tourism Research*, 30(3), 683-701.

Thrane, C. (2007). Examining the determinants of room rates for hotels in capital cities: The Oslo experience. *Journal of revenue and Pricing Management*, 5(4), 315-323.

Zervas, G., Proserpio, D., & Byers, J. W. (2017). The rise of the sharing economy: Estimating the impact of Airbnb on the hotel industry. *Journal of marketing research*, 54(5), 687-705.

Anexo

Tabla 1A – Relación alojamiento / población por región (PBA).

	Corredor Atlántico	Gba	Interior	Mar del Plata
Población	205480	7119759	2018388	711922
<i>Booking</i>				
Alojamientos	583	137	308	372
Alojamientos / población (%)	0.284	0.002	0.015	0.052
<i>Airbnb</i>				
Alojamientos	1,774	1,723	1,332	1,815
Alojamientos / población (%)	0.863	0.024	0.066	0.255

Fuente: Elaboración propia en base a datos de INDEC (2020) y Booking y Airbnb.

Tabla 2A – Barrios de CABA por comuna.

Comunas	Barrios
COMUNA 1	Retiro, San Nicolás, Puerto Madero, San Telmo, Montserrat y Constitución
COMUNA 2	Recoleta
COMUNA 3	Balvanera y San Cristóbal
COMUNA 4	La Boca, Barracas, Parque Patricios y Nueva Pompeya
COMUNA 5	Almagro y Boedo
COMUNA 6	Caballito
COMUNA 7	Flores y Parque Chacabuco
COMUNA 8	Villa Soldati, Villa Riachuelo y Villa Lugano
COMUNA 9	Liniers, Mataderos y Parque Avellaneda
COMUNA 10	Villa Real, Monte Castro, Versalles, Floresta, Vélez Sarfield y Villa Luro
COMUNA 11	Villa General Mitre, Villa Devoto, Villa del Parque y Villa Santa Rita
COMUNA 12	Coghlan, Saavedra, Villa Urquiza y Villa Pueyrredón
COMUNA 13	Núñez, Belgrano y Colegiales
COMUNA 14	Palermo
COMUNA 15	Chacarita, Villa Crespo, La Paternal, Villa Ortúzar, Agronomía y Parque Chas

Tabla 3A – Creación de los indicadores

Atributos	Puntuación
<i>Indicador Facilidades</i>	
Ascensor	3
Garage	1
<i>Indicador Equipamiento en las habitaciones</i>	
Aire acondicionado	3
Calefacción	1
Tv por cable	1
WiFi	1
<i>Indicador Adicionales</i>	
Bar	4
Cancelación gratuita	2
Sala de reuniones	4
Spa/Sauna	4
Ubicación frente a la playa	4
<i>Indicador Deportes</i>	
Gimnasio	4
Piscina	3

Tabla 4A – Estimación PBA (Booking) con todas las variables

Variables	lprecio
Departamento	0.0838** (0.0403)
Casa	0.312*** (0.0617)
Cabaña	0.199*** (0.0516)
Capacidad	0.0941*** (0.0130)
cancelagratis	-0.0770*** (0.0288)
wifi	-0.0420 (0.0564)
aire_acon	0.0951*** (0.0322)
calefacc	-0.0208 (0.0490)
estaciona	0.101*** (0.0375)
bar_rest	0.0141 (0.0399)
tv_cable	-0.00787 (0.0507)
ascensor	0.00731 (0.0346)
piscina	0.172*** (0.0320)
gim	0.142*** (0.0460)
spa_sauna	0.207*** (0.0451)
sala_reuniones	0.195*** (0.0458)
ubicado_playa	0.109** (0.0436)
puntajetotal	0.107*** (0.0190)
Corredor Atlántico	0.199*** (0.0525)
Gba	-0.00102 (0.0396)
Interior	-0.0608 (0.0381)
Constante	6.164*** (0.172)
Observaciones	916
R-cuadrado	0.379

Errores estándar entre paréntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabla 5A – Estimación PBA (Booking) por región

VARIABLES	Modelo 1	Interior	Gran Buenos Aires	Mar del Plata	Corredor Atlántico
Departamento	0.125*** (0.0354)	-0.127 (0.0838)	0.107 (0.122)	0.183** (0.0915)	0.191*** (0.0542)
Casa	0.382*** (0.0488)	0.214* (0.121)	0.556*** (0.198)	0.324** (0.134)	0.392*** (0.0942)
Cabaña	0.297*** (0.0471)	0.0530 (0.0987)	0.285* (0.143)	0.381*** (0.118)	0.232*** (0.0749)
Capacidad	0.113*** (0.00922)	0.104*** (0.0300)	0.0597 (0.0559)	0.0842*** (0.0316)	0.0708*** (0.0174)
i_facilidades	0.0230 (0.0412)	-0.000377 (0.0906)	0.118 (0.141)	0.204** (0.0918)	-0.0403 (0.0717)
i_habitaciones	0.213*** (0.0462)	-0.0447 (0.133)	0.133 (0.248)	0.277** (0.133)	0.235*** (0.0746)
i_adicionales	0.156** (0.0627)	0.217 (0.141)	0.330* (0.184)	0.0394 (0.143)	0.0878 (0.0893)
i_deportes	0.477*** (0.0454)	0.660*** (0.103)	0.508*** (0.151)	0.576*** (0.112)	0.310*** (0.0661)
puntajetotal		0.146*** (0.0386)	0.160*** (0.0574)	0.159*** (0.0470)	0.0412 (0.0274)
Constante	6.892*** (0.0533)	5.928*** (0.358)	5.787*** (0.523)	5.361*** (0.374)	6.704*** (0.237)
Observaciones	1,396	219	98	219	421
R-cuadrado	0.261	0.401	0.345	0.396	0.229

Errores estándar entre paréntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabla 6A – Estimación PBA (Airbnb) por región

VARIABLES	Modelo 1	Interior	Gran Buenos Aires	Mar del Plata	Corredor Atlántico
Hab priv/compartida	-0.663*** (0.0303)	-0.675*** (0.0655)	-0.671*** (0.0532)	-0.828*** (0.0699)	-0.259*** (0.0864)
Capacidad	0.0328*** (0.00673)	0.0532*** (0.0137)	0.0467** (0.0197)	-0.0116 (0.0116)	0.0523*** (0.0140)
Habitaciones	0.283*** (0.0145)	0.271*** (0.0295)	0.229*** (0.0418)	0.215*** (0.0273)	0.0708** (0.0332)
Baños	0.00210 (0.00515)	-0.00900* (0.00519)	0.187*** (0.0455)	0.144*** (0.0373)	0.230*** (0.0324)
Comentarios	-0.00561*** (0.000812)	-0.00647*** (0.00161)	-0.00311* (0.00172)	-0.00466*** (0.00130)	-0.00796*** (0.00204)
Puntaje total	0.129*** (0.0286)	0.0760 (0.0655)	0.139** (0.0702)	0.129*** (0.0500)	0.149*** (0.0450)
Constante	2.666*** (0.138)	2.865*** (0.316)	2.398*** (0.345)	2.696*** (0.238)	2.576*** (0.217)
Observaciones	2,735	551	642	820	722
R-cuadrado	0.454	0.533	0.506	0.320	0.431

Errores estándar entre paréntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1