

**Artículos - Gestão do Turismo****Atributos, puntuación y precios hedónicos en la Provincia de Buenos Aires y CABA: un análisis basado en Booking y Airbnb****Atributos, pontuações e preços hedônicos na Província de Buenos Aires e CABA: uma análise a partir do Booking e do Airbnb****Attributes, scoring and hedonic prices in the Province of Buenos Aires and CABA: an analysis based on Booking and Airbnb****Manuela Cerimelo<sup>1</sup>, Natalia Porto<sup>1</sup>**<sup>1</sup>Universidad Nacional de La Plata (UNLP), La Plata, Buenos Aires, Argentina.**Palabras clave:**

Turismo;  
Airbnb;  
Economía colaborativa;  
Precios hedónicos.

**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.

**Palavras-chave:**

Turismo;  
Airbnb;  
Economia compartilhada;  
Preços hedônicos.

**Resumo**

É sabido que as tarifas cobradas pelas acomodações variam entre si. Um dos motivos é que as acomodações diferem em atributos. Estes atributos incluem não só a qualidade do quarto, mas também o acesso às várias instalações compartilhadas, a qualidade do serviço e a avaliação que os consumidores fazem. A abordagem de preços hedônicos permite estimar a disposição a pagar pelas características do produto (acomodação). Essa abordagem afirma que o preço de um produto pode ser considerado como uma função dos diversos atributos que possuem um preço implícito e podem ser determinados separadamente. Tendo em conta esta metodologia e utilizando dados de dois websites de turismo, Booking e Airbnb, o objetivo deste documento é estudar a influência de uma variedade de atributos nas tarifas cobradas pelo alojamento na Província de Buenos Aires (PBA) e na Cidade de Buenos Aires (CABA). Os resultados sugerem que a vontade de pagar em PBA por atributos mais tradicionais (aquecimento, ar condicionado, etc.) é menor do que por atributos específicos (instalações esportivas, spa, etc.). Em CABA e em PBA, deve ser dada atenção aos atributos subjetivos, uma vez que estes também têm um impacto significativo no preço.

**Keywords:**

Tourism;  
Airbnb;  
Sharing economy;  
Hedonic prices.

**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

Revisado em pares.  
Recibido en: 08/12/2021.  
Aprobado en: 02/05/2022.  
Editor:  
Glauber Eduardo de Oliveira Santos.

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.



**Como Citar:** Cerimelo, M.; Porto, N. (2022). Atributos, puntuación y precios hedónicos en la Provincia de Buenos Aires y CABA: un análisis basado en Booking y Airbnb. *Revista Brasileira de Pesquisa em Turismo, São Paulo*, 16, e-2587. <https://doi.org/10.7784/rbtur.v16.2587>

## 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 & Sinclair, 2003). Con el sector del turismo en expansión y la 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 & Cao, 2018). 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 precios) y analizar distintos atributos, sino también para los oferentes, quienes pueden tener acceso a los comentarios que los consumidores realizan. Asimismo, las plataformas *online* han supuesto 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 que consiste, por un lado, en 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, en 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 por 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) para los meses de octubre y noviembre del año 2018 y, por otro lado, en un set de datos en panel obtenido de Airbnb exclusivamente para la Ciudad Autónoma de Buenos Aires (CABA) para los meses de julio 2017 y enero y octubre de 2018.

Se trata de estimar qué factores determinan el precio de los distintos alojamientos a través de regresiones por precios hedónicos, teniendo en cuenta los diferentes atributos que poseen los mismos 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 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 revelan 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 análisis y caracterización del uso de las plataformas en línea (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. Chau y Chin (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 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 (Aguiló, Alegre & Sard, 2003; Papatheodorou, Lei & Apostolakis, 2012), parques nacionales (Pearson, Tisdell & Lisle, 2002), tickets para la entrada a atracciones recreativas o turísticas (Falk, 2008), y cruceros (Espinete-Rius, Fluvià-Font, Rigall-Torrent & Oliveras-Corominas, 2018).

Gran parte de la literatura se ha enfocado en el sector alojamiento, en especial en el efecto de los atributos de los hoteles sobre las tarifas (Cox & Vieth, 2003; Espinet, Saez, Coenders & 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, Monty & 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 (como 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, los usuarios tienen la opción de proporcionar 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 que los atributos de los hoteles explican aproximadamente el 70% de la variación en las tarifas. 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 solo 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. En América Latina, Santos y Nogueira (2015) estudian el impacto de los diferentes atributos en el precio de los hostels en Brasil empleando el concepto de precios hedónicos, encontrando que la limpieza y la seguridad son los aspectos clave que agregan valor a los albergues de Brasil. Más recientemente, Soler, Gemar, Correia y Serra (2019) utilizan la información disponible en TripAdvisor para estimar un modelo de precios hedónicos en la región de Málaga, España. Los autores encuentran que, más allá de los atributos típicos de un hotel, los consumidores también aprecian algunos tipos de hoteles, como los hoteles boutique o de moda, pero ven otros de manera negativa, como los hoteles familiares o de negocios.

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,<sup>1</sup> que se enmarcan dentro de la *economía colaborativa*,<sup>2</sup> y cuyos modelos de negocios se centran 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, & 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, Armas, Taño y 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 generados por el 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 podrían convertirse en catalizadores para una actividad urbana distribuida de manera más uniforme, lo que a su vez podría atraer a desarrolladores inmobiliarios que mejorarían el entorno urbano.

Un aspecto adicional a considerar es que, por tratarse de una economía colaborativa, Airbnb favorece las valoraciones mutuas, entre huéspedes y anfitriones, como guía para futuros usuarios. Lorde, Jacob y Weekes (2019), 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. Más allá del precio las reseñas también brindan información acerca de la satisfacción de los consumidores. Silva, Freitas, y Rebouças (2021) utilizan las reseñas de los consumidores del sitio TripAdvisor para analizar el efecto que atributos relacionados con la calidad de los alojamientos tienen sobre la satisfacción total de los consumidores. Los resultados sugieren que las mejoras en la distribución, el servicio y la limpieza de las habitaciones pueden aumentar la satisfacción del cliente, ya que estos atributos son los que más afectan las opiniones de los clientes.

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 de 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.

<sup>1</sup> Airbnb permite a los propietarios alquilar sus viviendas, segundas residencias o solo habitaciones a turistas.

<sup>2</sup> Se refiere a un sistema económico en el que los servicios y bienes son compartidos entre usuarios de manera gratuita o previo pago, usando como medio de comunicación generalmente Internet (Diccionario de Oxford, 2015).

### 3 DATOS Y DESCRIPCIÓN

#### 3.1 Datos

El análisis realizado en este estudio se basa en un set de datos de avisos publicados en las páginas web de Booking ([www.booking.com](http://www.booking.com)) y de Airbnb ([www.airbnb.com.ar](http://www.airbnb.com.ar)) para los municipios de la PBA y para la Ciudad Autónoma de Buenos Aires (CABA).

Para el caso de Booking se realizó una extracción manual de los datos para el período comprendido entre el 23 y el 29 de noviembre de 2018.<sup>3,4,5</sup> Para Airbnb se realizó una extracción mediante la técnica de *web-scraping*, recolectando de forma masiva los avisos para el período comprendido entre el 10 de octubre de 2018 hasta el 24 de octubre de 2018 para PBA y para los meses de julio 2017, enero y octubre 2018 y abril 2019 para CABA. 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.

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 <sup>2</sup>	203 km <sup>2</sup>
Población (millones)	17.37	2.89
Densidad de población (hab/km <sup>2</sup> )	54	15070
Municipicios / comunas	135	15
Cantidad de avisos (Airbnb)	6631	50544
Cantidad de avisos cada 1000 habitantes	0.38	17.49
Cantidad de avisos (Booking)	1401	-
Cantidad de avisos cada 1000 habitantes	0.08	-

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

#### Provincia de Buenos Aires

Al hacer un análisis de la oferta de alojamientos temporarios en la PBA,<sup>6</sup> las Figuras 1 y 2 muestran la distribución de los alojamientos según cada página web. Se 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.

**Tabla 2** – Tipos de alojamiento según plataforma para PBA (%)

Fuente de datos	Tipo de alojamiento				
	Hotel	Departamento	Casa	Cabaña	Total
Booking	27.21	45.51	14.64	12.64	100.00
Airbnb	Casa/Departamento	Habitación privada y/o compartida			Total
	80.65	19.35			100

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

En cuanto al tipo de alojamiento, para el caso de Airbnb, el 80.65% del total de las publicaciones son de casas enteras o departamentos, mientras que el 19.35% 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

<sup>3</sup> 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 de ellos.

<sup>4</sup> 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.

<sup>5</sup> La Figura 1A del Anexo presenta el mapa de la Provincia de Buenos Aires.

<sup>6</sup> 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, 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.



alojamientos ha ganado preponderancia. En los datos relevados, 60.15% de los avisos son publicaciones de casas o departamentos, mientras que las publicaciones de hoteles representan aproximadamente el 27.21%, el 12.64% restante lo constituyen publicaciones de cabañas (Tabla 2).

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 3 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 solo concentra el 26.71% de los avisos, mientras que el Gran Buenos Aires gana importancia con respecto a Booking, dado que los avisos en esa región representan el 25.91%.<sup>7</sup>

**Tabla 3** - 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	100.00
Airbnb	26.71	25.91	20.04	27.34	100.00

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

En la dimensión precios, las distintas fuentes presentan diferencias. La Tabla 4 refleja que los precios promedios (expresados en logaritmo) en USD de todas las regiones, con excepción del Corredor Atlántico, son menores en Airbnb que en Booking, y presentan 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 4** - Estadísticas descriptivas de precios en USD (*ln*) por región

Región	Media	Desvío estándar	Mín	Máx
<i>Fuente: Booking</i>				
Corredor Atlántico	4.09	0.51	2.95	7.77
Gba	4.25	0.58	2.67	6.26
Interior	4.05	0.59	1.63	7.36
Mar del Plata	3.91	0.54	2.67	6.05
<b>Total</b>	<b>7.70</b>	<b>0.55</b>	<b>5.28</b>	<b>11.41</b>
<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
<b>Total</b>	<b>3.85</b>	<b>0.80</b>	<b>1.10</b>	<b>8.70</b>

**Nota:** La variable considerada es el logaritmo del precio del alojamiento por noche en USD.

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

<sup>7</sup> En la Tabla 1A del Anexo se comparan los alojamientos, por región, como proporción de la población.

## 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, en promedio para los meses considerados, el 76.43% de los avisos son de casas y departamentos, mientras que el 23.57% restante es de habitaciones privadas o compartidas.

En cuanto a la distribución espacial de alojamientos (Tabla 6), la comuna<sup>8</sup> 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%.

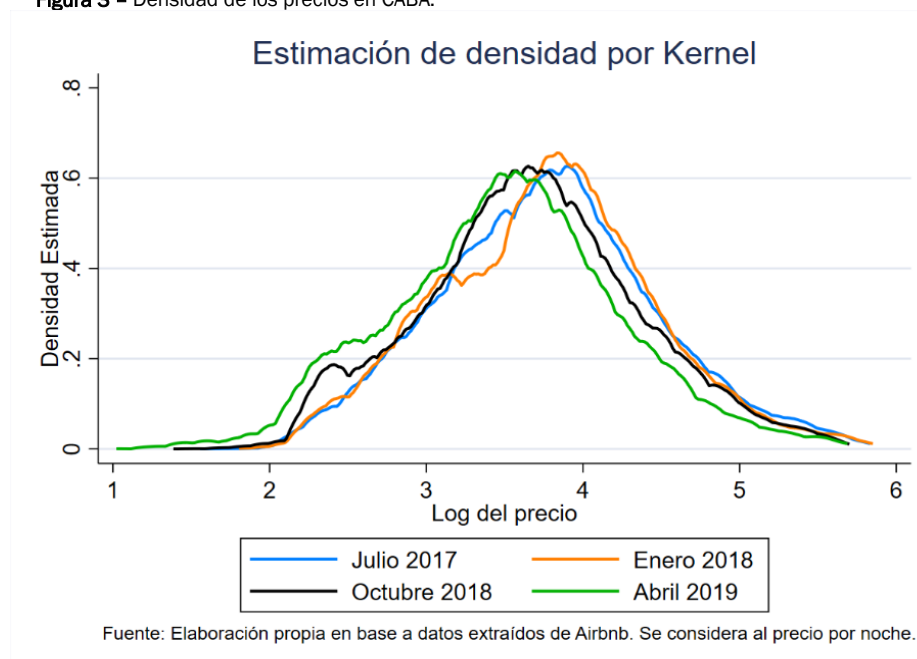
**Tabla 6** - Cantidad de alojamientos por comuna (%)

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 8	0.00	0.00
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 para octubre 2018.

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 los tres períodos (julio 2017, enero 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.



<sup>8</sup> 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.

## 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 maximizan 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 hedónicos<sup>9</sup> 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  $\varepsilon_i$  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 7 (PBA) y 8 (CABA). Se observa que Booking posee más información sobre atributos objetivos que Airbnb.<sup>10</sup>

**Tabla 7 – Estadísticas descriptivas de PBA**

(continúa)

Variables	N	Media	Desvío Estándar	Min	Max
<i>Base: Booking</i>					
Precio (USD)	1401	71.083	102.720	5.116	2356.829
Log precio	1401	4.050	0.551	1.632	7.765
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

<sup>9</sup> 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).

<sup>10</sup> En ambas bases de datos, se encuentra que hay alojamientos que no tienen puntaje total. Esto puede suceder porque no es obligatorio en Airbnb ni en Booking que los huéspedes puntúen el alojamiento una vez finalizada su estadía, o bien porque se trata de alojamientos nuevos.



Tabla 7 – Estadísticas descriptivas de PBA

(conclusión)

Variables	N	Media	Desvío Estándar	Min	Max
Sala de reuniones	1,378	0.104	0.306	0	1
Frente a la playa	1,400	0.113	0.317	0	1
Puntaje limpieza	960	8.626	0.880	4.7	10
Puntaje confort	960	8.408	0.991	4.2	10
Puntaje ubicacion	960	8.898	0.666	6.6	10
Puntaje personal	960	8.929	0.733	5.7	10
Puntaje calidad-precio	960	8.178	0.939	4.7	10
Puntaje wifi gratis	774	7.648	1.464	2.5	10
Puntaje instalaciones y servicios	954	8.352	0.936	4.5	10
Puntaje desayuno	392	8.262	0.765	6.6	10
Puntaje total (escala 1-10)	960	8.571	0.780	5.2	10
<i>Base Airbnb</i>					
Precio (usd)	6,631	72.59	187.0	3	5,992
Log precio	6,631	3.850	0.799	1.099	8.698
Capacidad (cant. de personas)	6,631	4.601	2.493	1	16
Habitaciones (cant.)	6,630	1.723	1.159	0	16
Baños (cant.)	6,631	1.517	0.897	0	8
Puntaje total (escala 1-5)	2,734	4.758	0.355	2	5
Comentarios (cant.)	4,150	8.370	11.345	1	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 8 presenta las estadísticas descriptivas de las variables recopiladas en Airbnb para CABA.

Tabla 8 – Estadísticas descriptivas de CABA (Airbnb)

Variables	N	Media	Desvío Estándar	Min	Max
Precio (usd)	50,544	55.677	98.582	2.778	9624.388
Log precio	50,544	3.677	0.759	1.022	9.172
Tipo de alojamiento (=1 si depto/casa)*	50,544	0.760	0.427	0	1
Capacidad (cant. de personas)	50,544	2.733	1.546	1	16
Habitaciones (cant.)	50,544	1.129	0.831	0	16
Puntaje total (escala 1-5)	29,944	4.661	0.477	1	5
Comentarios (cant.)	35,932	19.556	31.517	1	437

**Nota:** \* los valores medios de las variables binarias indican la proporción en los datos donde está presente el atributo de interés. La variable tipo de alojamiento vale 1 si el alojamiento es un departamento casa y vale 0 si es una habitación privada o compartida. 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.<sup>11</sup>

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.

## 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 los atributos más subjetivos.<sup>12</sup>

### 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 9) y de Airbnb (Tabla 10).<sup>13</sup>

Los resultados del Modelo 1 de la Tabla 9 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 tener garage o ascensor, parecen importar menos a la hora de determinar el precio promedio por noche, tomando relevancia otros atributos no tan comunes como tener spa/sauna, sala de reuniones o piscina. Estos resultados son robustos, en general, 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 sugiere que los hoteles resultan ser los alojamientos más baratos.

En el Modelo 2 (Tabla 9), 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.

Al incluir el puntaje total (Modelo 3, Tabla 9), 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. El resultado entonces sugiere que un aumento en el puntaje total 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 (Tabla 9) 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, el personal que trabaja en ese alojamiento y el confort que experimentaron durante su estadía. En este caso, desagregando los puntajes se

<sup>11</sup> 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).

<sup>12</sup> 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  $\beta$  es el coeficiente y  $e$  es la base del logaritmo natural. Así se obtiene el efecto estimado en términos porcentuales.

<sup>13</sup> 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.

encuentra que el puntaje de confort es estadísticamente significativo. Una manera de interpretar este resultado es que alojamientos que son capaces de brindar una buena experiencia a los consumidores en términos de confort, cobran precios más altos.

Si bien es difícil establecer una relación causal entre los puntajes y los precios, se puede notar que un coeficiente estimado mayor que cero implica una correlación positiva entre la valoración subjetiva de los individuos y el precio cobrado, aun controlando por otras variables. Este resultado sugiere, al menos en parte, que la variable puntaje podría estar capturando otras dimensiones no observables pero que son valoradas por los usuarios a la hora de contratar la habitación.

Al comparar los cuatro modelos, se observa que las características asociadas a los deportes resultan robustas a las cuatro especificaciones, siendo el indicador que tiene un mayor efecto promedio sobre el precio. El indicador asociado a los servicios adicionales le sigue en importancia. 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 destaca la importancia que los atributos subjetivos tienen a la hora de determinar el precio.

**Tabla 9** – Estimación del modelo con Booking

Variables	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4
Departamento	0.125*** (0.0380)	0.125*** (0.0381)	0.0927** (0.0394)	0.00143 (0.0424)
Casa	0.382*** (0.0612)	0.377*** (0.0607)	0.344*** (0.0635)	0.237*** (0.0689)
Cabaña	0.297*** (0.0509)	0.283*** (0.0507)	0.222*** (0.0576)	0.128** (0.0596)
Capacidad	0.113*** (0.0125)	0.117*** (0.0124)	0.0916*** (0.0140)	0.0851*** (0.0140)
i_facilidades	0.0230 (0.0396)	0.0697* (0.0404)	0.0544 (0.0425)	0.0142 (0.0411)
i_habitaciones	0.213*** (0.0455)	0.141*** (0.0485)	0.150** (0.0591)	0.0607 (0.0582)
i_adicionales	0.156** (0.0649)	0.154** (0.0645)	0.155** (0.0660)	0.120* (0.0652)
i_deportes	0.477*** (0.0413)	0.461*** (0.0436)	0.489*** (0.0461)	0.459*** (0.0455)
Corredor Atlántico		0.114*** (0.0336)	0.118*** (0.0393)	0.0792** (0.0399)
Gba		0.332*** (0.0534)	0.301*** (0.0565)	0.230*** (0.0566)
Interior		0.0953** (0.0387)	0.0746* (0.0443)	0.0380 (0.0443)
Puntaje total			0.113*** (0.0195)	
Puntaje limpieza				-0.0299 (0.0399)
Puntaje ubicación				0.0216 (0.0283)
Puntaje confort				0.241*** (0.0314)
Puntaje personal				-0.137*** (0.0446)
Constante	3.247*** (0.0630)	3.170*** (0.0630)	2.268*** (0.174)	2.710*** (0.217)
Observaciones	1,396	1,396	957	957
R-cuadrado	0.261	0.286	0.317	0.359

Errores estándar robustos 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 10. 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, como variable independiente, a la cantidad de comentarios que los huéspedes dejan en el alojamiento alquilado una vez finalizada su estadía. Se encuentra que cuanto mayor es la cantidad de comentarios, el precio promedio cobrado por noche es menor. 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 (Tabla 10), 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 alojamientos 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, Tabla 10). Una explicación posible detrás de este resultado es la importancia que en esta nueva plataforma se les otorga a las valoraciones que realizan tanto los consumidores como los anfitriones. En este caso, la única variable que no es robusta a todas las especificaciones es la cantidad de baños que posee el alojamiento.

El Modelo 4 (Tabla 10) agrega una variable que mide la cercanía a la Ciudad de Buenos Aires. La distancia que cada alojamiento tienen respecto al Obelisco (punto central y turístico de CABA) se puede considerar como una proxy de la cercanía a la Ciudad. Esta variable tiene un efecto negativo en el precio, con lo cual alojamientos que están ubicados en localidades más cercanas a la Ciudad tienen precios, en promedio, más bajos.

**Tabla 10** – Estimación del modelo con Airbnb

Variables	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4
Hab priv/compartida	-0.568*** (0.0289)	-0.560*** (0.0295)	-0.710*** (0.0405)	-0.717*** (0.0401)
Capacidad	0.0391*** (0.00770)	0.0343*** (0.00792)	0.0121 (0.00969)	0.00923 (0.00953)
Habitaciones	0.150*** (0.0180)	0.148*** (0.0178)	0.205*** (0.0209)	0.202*** (0.0207)
Baños	0.194*** (0.0194)	0.197*** (0.0194)	0.186*** (0.0244)	0.185*** (0.0241)
Comentarios	-0.00916*** (0.000687)	-0.00879*** (0.000683)	-0.00519*** (0.000749)	-0.00517*** (0.000754)
Corredor Atlántico		0.146*** (0.0204)	0.137*** (0.0264)	0.0822*** (0.0275)
Gran Buenos Aires		0.0419* (0.0238)	0.0874*** (0.0300)	-0.189*** (0.0552)
Interior		0.123*** (0.0223)	0.0819*** (0.0283)	0.0405 (0.0274)
Puntaje total			0.110*** (0.0300)	0.102*** (0.0302)
Distancia al Obelisco				-0.000771*** (0.000130)
Constante	3.276*** (0.0266)	3.218*** (0.0272)	2.639*** (0.143)	2.995*** (0.158)
Observaciones	6,630	6,630	2,733	2,733
R-cuadrado	0.389	0.394	0.480	0.487

Errores estándar robustos 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 11 muestra los resultados de tres modelos: el Modelo 1 es una estimación simple por Mínimos Cuadrados Ordinarios, los Modelos 2 y 3 controlan por el efecto fijo del período.

En los tres Modelos se encuentra, al igual que para PBA, que los alojamientos enteros, como las casas o los departamentos, tienen un efecto promedio mayor sobre el precio respecto de las habitaciones privadas o compartidas.

Alojamientos que permiten hospedar a una cantidad más grande de personas, cobran precios más altos que aquellos que tienen una capacidad menor. Sin embargo, este 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 bajo los Modelos 2 y 3 que controlan por efectos fijos, indicando que los alojamientos con mayor cantidad de comentarios fijan precios promedios más bajos. Al incluir el puntaje total, se encuentra que alojamientos con puntajes más altos tienen un efecto positivo sobre el precio. Esto es, si el puntaje que reciben los alojamientos de Airbnb es cercano a 5 (puntaje máximo), el precio promedio por noche que el alojamiento cobrará será superior al cobrado por alojamientos que tengan puntajes más bajos.

**Tabla 11** – Estimación del modelo para CABA

Variables	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3
Casa/Depto	0.826*** (0.0109)	0.287*** (0.0463)	0.316*** (0.0692)
Capacidad	0.116*** (0.00497)	0.0275*** (0.00722)	0.0265** (0.0106)
Camas (cant.)	0.151*** (0.00799)	-0.0184* (0.00944)	-0.0193** (0.00835)
Comentarios	0.000345*** (7.37e-05)	-0.00331*** (0.000138)	-0.00250*** (0.000140)
Puntaje total	0.0551*** (0.00672)		0.102*** (0.00756)
Constante	2.225*** (0.0336)	3.450*** (0.0410)	2.924*** (0.0720)
Observaciones	29,944	50,544	29,944
R-cuadrado	0.454	0.031	0.060
Ef. Fijos	NO	SI	SI
Cantidad de avisos		25,612	15,610

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 determinar sus precios implícitos.

El aporte del trabajo radica principalmente en el uso de plataformas *online* para poder extraer información acerca de los distintos 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 tienen una relación promedio mayor sobre el precio cobrado por noche, en línea con lo reportado por Monty y Skidmore (2003) y Andersson (2010). 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. En particular, para Argentina, Palud (2014) evaluando el comportamiento de los precios de los paquetes turísticos a destinos nacionales importantes también documenta que servicios como el gimnasio, la piscina o el spa tienen un efecto considerable en la determinación del precio de los mismos.

Las estimaciones también indican la importancia de las valoraciones subjetivas que realizan los consumidores. En ambos casos, para PBA y CABA, 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, resultado que ha sido documentado también por Lorde, Jacob y Weekes (2019). Esto resulta en una mayor cantidad de comentarios que los individuos realizan en estos alojamientos. La cantidad de comentarios no es la única variable subjetiva relevante del análisis ya que para PBA y CABA se encuentra que el puntaje total que otorgan los consumidores también afecta significativamente el precio. De acuerdo a Andersson (2010), el puntaje total, que refleja cierto *feedback* de los consumidores, es una variable que debe ser tenida en cuenta a la hora de explicar cambios en los precios de los alojamientos. Más aún, al desagregar el puntaje en varias categorías, es posible inferir qué categorías valoran más los consumidores en PBA. 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. 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 conocer la disposición a pagar de los consumidores por determinados atributos. El análisis de este trabajo es único en el sentido de que aplica este enfoque para la determinación de los precios de 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. Finalmente, el análisis puede ser extendido para incorporar, en especial con las bases de Airbnb, el tipo de comentario que realizan los consumidores de modo de detectar reseñas positivas y negativas.

## 7 AGRADECIMIENTOS

Las autoras agradecen especialmente a Juan Luis Schiavoni y Iván Albina por su valiosa contribución para la recolección y procesamiento de las bases de datos y también por su asistencia en investigación. Se agradece también la ayuda y los comentarios de Francisco Pizzi.

## 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. <https://doi.org/10.1177/135481660300900302>
- 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. <https://doi.org/10.1007/s00168-008-0265-4>
- Andersson, D. E., Shyr, O. F., & Fu, J. (2010). Does high-speed rail accessibility influence residential property prices? Hedonic estimates from southern Taiwan. *Journal of Transport Geography*, 18(1), 166-174. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2008.10.012>
- 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. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2073594>
- 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. <https://doi.org/10.5367/000000010792278310>
- Cohen, E. (2012). Globalization, global crises and tourism. *Tourism recreation research*, 37(2), 103-111. <https://doi.org/10.1080/02508281.2012.11081695>



- Cox, L. J., & Vieth, G. R. (2003). Hotel investment in open area. *Annals of tourism research*, 30(2), 342-352. [https://doi.org/10.1016/S0160-7383\(02\)00059-2](https://doi.org/10.1016/S0160-7383(02)00059-2)
- 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*.
- Dredge, D., & Gyimóthy, S. (2015). The collaborative economy and tourism: Critical perspectives, questionable claims and silenced voices. *Tourism recreation research*, 40(3), 286-302. <https://doi.org/10.1080/02508281.2015.1086076>
- 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. <https://doi.org/10.5367/02F000000003101298330>
- 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*, 27(1), pp. 101-122. <https://doi.org/10.1108/EJMBE-11-2017-0053>
- Falk, M. (2008). A hedonic price model for ski lift tickets. *Tourism Management*, 29(6), 1172-1184. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2008.02.021>
- 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. <https://doi.org/10.1080/10548408.2017.1308292>
- Guttentag, D. (2015). Airbnb: disruptive innovation and the rise of an informal tourism accommodation sector. *Current issues in Tourism*, 18(12), 1192-1217. <https://doi.org/10.1080/13683500.2013.827159>
- Hartman, R. S. (1989). Hedonic methods for evaluating product design and pricing strategies. *Journal of Economics and Business*, 41(3), 197-212. [https://doi.org/10.1016/0148-6195\(89\)90018-0](https://doi.org/10.1016/0148-6195(89)90018-0)
- Lancaster, K. J. (1966). A new approach to consumer theory. *Journal of political economy*, 74(2), 132-157. <https://doi.org/10.1086/259131>
- Lorde, T., Jacob, J., & Weekes, Q. (2019). Price-setting behavior in a tourism sharing economy accommodation market: A hedonic price analysis of AirBnB hosts in the caribbean. *Tourism Management Perspectives*, 30, pp. 251-261. <https://doi.org/10.1016/j.tmp.2019.03.006>
- Monty, B., & Skidmore, M. (2003). Hedonic pricing and willingness to pay for bed and breakfast amenities in South-east Wisconsin. *Journal of Travel Research*, 42(2), 195-199. <https://doi.org/10.1177/0047287503257500>
- 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. <https://doi.org/10.14409/ce.v2i0.4659>
- Papatheodorou, A., Lei, Z., & Apostolakis, A. (2012). Hedonic price analysis. In *Handbook of Research Methods in Tourism*. Edward Elgar Publishing. <https://doi.org/10.4337/9781781001295>
- 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. [https://doi.org/10.1016/S0313-5926\(02\)50023-0](https://doi.org/10.1016/S0313-5926(02)50023-0)
- 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. <https://doi.org/10.3390/su10124596>
- Rosen, S. (1974). Hedonic prices and implicit markets: product differentiation in pure competition. *Journal of political economy*, 82(1), 34-55. <https://doi.org/10.1086/260169>
- Santos, G. E. de O. & Nogueira, F. L. (2015). Precificação de características subjetivas de hostels no Brasil. *Revista Hospitalidade*. São Paulo, XII(2), 567 - 585.
- Silva, E. M., Freitas, G. A. D. & Rebouças, S. M. D. P. (2021). Qualidade dos meios de hospedagem cearenses: Um estudo baseado nas avaliações do consumidor evidenciadas no site TripAdvisor. *Revista Brasileira de Pesquisa em Turismo*, 15. <https://doi.org/10.7784/rbtur.v15i3.2011>

- Slee, T. (2017). *Airbnb downloadable data sets*. Recuperado el 10 de octubre de 2020 de <http://toms-lee.net/2017/01/airbnb-downloadable-data-sets.html>
- Soler, I. P., Gemar, G., Correia, M. B., & Serra, F. (2019). Algarve hotel price determinants: A hedonic pricing model. *Tourism Management*, 70, 311-321. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2018.08.028>
- Song, H., Li, G. & Cao, Z. (2018). Tourism and Economic Globalization: an emerging research agenda. *Journal of Travel Research*, 57(8), 999-1011. <https://doi.org/10.1177/0047287517734943>
- Sugiyarto, G., Blake, A., & Sinclair, M. T. (2003). Tourism and globalization: Economic impact in Indonesia. *Annals of Tourism Research*, 30(3), 683-701. [https://doi.org/10.1016/S0160-7383\(03\)00048-3](https://doi.org/10.1016/S0160-7383(03)00048-3)
- 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. <https://doi.org/10.1057/palgrave.rpm.5160055>
- 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. <https://doi.org/10.1509/jmr.15.0204>

---

## Informação dos Autores

### Manuela Cerimelo

Es Licenciada en Economía de la Universidad Nacional de La Plata (UNLP). Es investigadora junior del Instituto de Investigaciones Económicas de la Facultad de Ciencias Económicas de la UNLP. Ha participado en proyectos de investigación relacionados con las áreas de turismo y economía laboral.

Contribuciones: diseño de la investigación, la revisión de la literatura, la recopilación de datos, el análisis de los datos y la discusión del trabajo.

E-mail: [manuela.cerimelo@econo.unlp.edu.ar](mailto:manuela.cerimelo@econo.unlp.edu.ar)

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2916-9400>

### Natalia Porto

Es Doctora en Economía de la Universidad Nacional de La Plata (UNLP). Es directora del Instituto de Investigaciones Económicas de la Facultad de Ciencias Económicas de la UNLP. Es Profesora Titular de Economía Internacional y Crecimiento Económico, Turismo y Medio Ambiente en la misma universidad. Es investigadora de tiempo completo, ha publicado varios artículos en revistas nacionales e internacionales y ha trabajado en muchos proyectos de investigación relacionados con el turismo. También es miembro de la Red Iberoamericana de Economía y Gestión del Turismo, de la Asociación Argentina de Economía Política y del Consejo Ejecutivo de la Asociación Internacional de Economía del Turismo.

Contribuciones: diseño de la investigación, la revisión de la literatura, el análisis de los datos y la discusión del trabajo.

E-mail: [natalia.porto@econo.unlp.edu.ar](mailto:natalia.porto@econo.unlp.edu.ar)

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5725-1068>

## 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	1,771	1,718	1,329	1,813
Alojamientos / población (%)	0.862	0.024	0.066	0.255

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

Figura 1A – Provincia de Buenos Aires

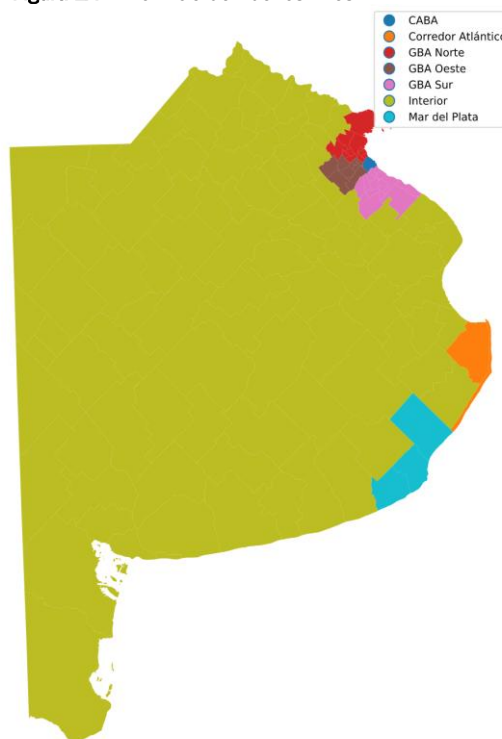


Tabla 2A – Barrios de CABA por comuna

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* (0.0445)
Casa	0.312*** (0.0637)
Cabaña	0.199*** (0.0555)
Capacidad	0.0941*** (0.0140)
cancelagratis	-0.0770*** (0.0280)
wifi	-0.0420 (0.0532)
aire_acon	0.0951*** (0.0305)
calefacc	-0.0208 (0.0610)
estaciona	0.101*** (0.0389)
bar_rest	0.0141 (0.0428)
tv_cable	-0.00787 (0.0607)
ascensor	0.00731 (0.0332)
piscina	0.172*** (0.0303)
gim	0.142*** (0.0454)
spa_sauna	0.207*** (0.0440)
sala_reuniones	0.195*** (0.0463)
ubicado_playa	0.109** (0.0448)
puntajetotal	0.107*** (0.0198)
Corredor Atlántico	0.199*** (0.0527)
Gba	-0.00102 (0.0374)

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

Variables	lprecio
Interior	-0.0608 (0.0408)
Constante	2.520*** (0.197)
Observaciones	916
R-cuadrado	0.379

\*\*\* p&lt;0.01, \*\* p&lt;0.05, \* p&lt;0.1

**Tabla 5A** – Estimación PBA (Booking) por región

Variables	Modelo 1	Interior	Gran Buenos Aires	Mar del Plata	Corredor Atlántico
Departamento	0.125*** (0.0380)	-0.127 (0.0869)	0.107 (0.109)	0.183* (0.101)	0.191*** (0.0550)
Casa	0.382*** (0.0612)	0.214 (0.157)	0.556** (0.254)	0.324** (0.131)	0.392*** (0.0864)
Cabaña	0.297*** (0.0509)	0.0530 (0.147)	0.285** (0.139)	0.381** (0.165)	0.232*** (0.0675)
Capacidad	0.113*** (0.0125)	0.104*** (0.0378)	0.0597 (0.0711)	0.0842*** (0.0300)	0.0708*** (0.0158)
i_facilidades	0.0230 (0.0396)	-0.000377 (0.0726)	0.118 (0.152)	0.204** (0.0902)	-0.0403 (0.0641)
i_habitaciones	0.213*** (0.0455)	-0.0447 (0.131)	0.133 (0.247)	0.277** (0.135)	0.235*** (0.0770)
i_adicionales	0.156** (0.0649)	0.217 (0.153)	0.330* (0.190)	0.0394 (0.147)	0.0878 (0.0875)
i_deportes	0.477*** (0.0413)	0.660*** (0.0980)	0.508*** (0.157)	0.576*** (0.115)	0.310*** (0.0621)
puntajetotal		0.146*** (0.0372)	0.160*** (0.0572)	0.159*** (0.0473)	0.0412 (0.0282)
Constante	3.247*** (0.0630)	2.283*** (0.318)	2.143*** (0.546)	1.717*** (0.348)	3.059*** (0.273)
Observaciones	1,396	219	98	219	421
R-cuadrado	0.261	0.401	0.345	0.396	0.229

Errores estándar robustos entre paréntesis

\*\*\* p&lt;0.01, \*\* p&lt;0.05, \* p&lt;0.1

**Tabla 6A** – Estimación PBA (Airbnb) por región

Variables	Modelo 1	Interior	Gran Buenos Aires	Mar del Plata	Corredor Atlántico
Hab priv/compartida	-0.737*** (0.0409)	-0.751*** (0.0865)	-0.658*** (0.0615)	-0.827*** (0.0843)	-0.189* (0.0978)
Capacidad	0.0174* (0.00970)	0.0317 (0.0193)	0.0661*** (0.0254)	-0.0118 (0.0133)	0.0272* (0.0153)
Habitaciones	0.207*** (0.0213)	0.196*** (0.0469)	0.202*** (0.0555)	0.216*** (0.0289)	0.124*** (0.0310)
Baños	0.180*** (0.0245)	0.113** (0.0453)	0.182*** (0.0609)	0.144*** (0.0481)	0.257*** (0.0318)
Comentarios	-0.00561*** (0.000748)	-0.00662*** (0.00160)	-0.00229 (0.00174)	-0.00465*** (0.00132)	-0.00851*** (0.00187)
Puntaje total	0.105*** (0.0301)	0.0254 (0.0703)	0.136* (0.0698)	0.129** (0.0523)	0.0908* (0.0512)
Distancia al obelisco	-0.000310*** (6.88e-05)	-0.000863*** (0.000137)	-0.00697*** (0.00120)	0.000224 (0.00211)	0.00449*** (0.000797)
Constante	2.814*** (0.147)	3.465*** (0.354)	2.596*** (0.338)	2.611*** (0.838)	1.449*** (0.345)
Observaciones	2,733	550	642	820	721
R-cuadrado	0.479	0.574	0.526	0.320	0.483

Errores estándar robustos entre paréntesis

\*\*\* p&lt;0.01, \*\* p&lt;0.05, \* p&lt;0.1