



EL COLEGIO DE MÉXICO

CENTRO DE ESTUDIOS ECONÓMICOS

MAESTRÍA EN ECONOMÍA

TRABAJO DE INVESTIGACIÓN PARA OBTENER EL GRADO DE
MAESTRO EN ECONOMÍA

ESTIMACIÓN DE UN MODELO ESTRUCTURAL DE DEMANDA Y OFERTA PARA AIRBNB EN LA CIUDAD DE MÉXICO

JUAN JOSÉ MERINO ZARCO

PROMOCIÓN 2020-2022

ASESOR:

EDWIN ALEXANDER MUÑOZ RODRÍGUEZ

AGOSTO, 2022

Agradecimientos

A mi asesor Edwin,
por aceptar supervisar mi tesis,
por su tiempo y paciencia en cada revisión semanal,
así como la motivación cuando no encontraba el camino.

A mi familia, y en especial a mi mamá Irene,
por su apoyo incondicional durante estos años.

A Meli,
por ver conmigo las mariposas amarillas de la vida.

A Noli,
por apoyarme en los momentos más estresantes.

Resumen

Airbnb inició operaciones en la Ciudad de México desde el año 2009, sin embargo, existe poca literatura empírica que aborde el funcionamiento del mercado. Se estimó un modelo diario, de oferta y demanda para el mercado de Airbnb en la alcaldía Cuauhtémoc en la Ciudad de México para el año 2019. Para caracterizar la demanda de los huéspedes, se empleó un modelo de elección discreta con coeficientes aleatorios. Para la oferta se supuso que los anfitriones de la plataforma compiten en precios. Los anfitriones se dividen en dos grupos, profesionales (ofertan más de un alojamiento) y no profesionales. Para el logit considerando endogeneidad, los anfitriones tienen un índice de Lerner de 0.18 en promedio para el año 2019, lo cual indica que tienen poca influencia para la fijación de precios. Al separar por tipo de anfitrión no se encuentra una diferencia notable en los markups. Para el logit con coeficientes aleatorios considerando endogeneidad se encontró que la heterogeneidad de las preferencias tiene un peso mínimo en la utilidad de los huéspedes y su solución es muy cercana al logit con endogeneidad.

Índice

1	Introducción	3
2	Revisión de literatura	9
3	Descripción del mercado y datos	13
3.1	Airbnb	13
3.2	Datos	15
4	Modelo y estrategia de estimación	19
4.1	Modelo	19
4.1.1	Demanda del consumidor	20
4.1.2	Oferta de los anfitriones	22
4.1.3	Equilibrio	23
4.2	Estrategia de estimación	24
4.2.1	Instrumento para el precio	25
4.2.2	Agregación de productos	26
4.2.3	Costo computacional	27
5	Resultados	29
5.1	Demanda	29
5.1.1	Logit considerando la endogeneidad del precio	29
5.1.2	Logit con coeficientes aleatorios y considerando la endogeneidad del precio	31

5.2 Oferta	33
6 Conclusiones	37
Anexos	40
Bibliografía	61
Índice de cuadros	65
Índice de figuras	66

Capítulo 1

Introducción

La emergencia y crecimiento de los mercados digitales entre pares¹ que se encuentran en plataformas digitales², a nivel mundial han creado novedosas dinámicas y oportunidades de creación de valor económico, así como retos regulatorios únicos. En estos mercados se facilita a los consumidores encontrar vendedores de bienes y servicios mediante transacciones convenientes y confiables, en un entorno donde los precios pueden cambiar rápidamente. De acuerdo con Einav et al. (2016), entre las características que vuelve atractivos a los mercados entre pares se encuentra la reducción de las barreras de entrada, como lo es reducir casi en la totalidad los costes en los que incurre una empresa para hacerse visible, así como la reducción de los costes de información y de búsqueda. Además, implementan un sistema de reputación para brindar confianza a los participantes de las posibles transacciones³.

Entre los mercados P2P, Airbnb es un ejemplo paradigmático de una plataforma descentralizada que irrumpió en la industria del alojamiento de corto plazo a nivel global. Su principal propuesta de valor radica en conectar anfitriones que ofertan una vivienda de su propiedad como un espacio de alojamiento compartido con huéspedes que demandan el ser-

¹Conocidos en inglés como peer-to-peer markets, que usualmente se abrevia como P2P.

²Ejemplos de estas plataformas digitales son Amazon, Uber, Rappi o Mercado Libre.

³En los sistemas de reputación los consumidores evalúan a los vendedores y a sus productos (como es el caso de Amazon) e inclusive algunos brindan la posibilidad de que los vendedores evalúen a los consumidores (como es el caso de Uber).

vicio de alojamiento. El funcionamiento de Airbnb es particularmente relevante en países en desarrollo como México, creando la oportunidad para que pequeños y medianos propietarios tengan acceso a mercados de turismo, compitiendo contra los proveedores tradicionales (hoteles), constituyendo una fuente alternativa de ingreso y creación de valor. A su vez, la ausencia de regulaciones en materia fiscal y de competencia económica adecuadas, ha generado dinámicas contraproducentes, como la informalidad económica, evasión de impuestos y gentrificación.

Los países desarrollados se encuentran mejor preparados para responder a los retos asociados con el creciente papel de las plataformas digitales en comparación a los países que tienen limitados recursos y capacidades. Estas limitantes no están relacionadas únicamente con temas de conectividad, habilidades o aspectos tecnológicos, financieros o logísticos; también están relacionadas con el desarrollo de plataformas locales y a los débiles marcos regulatorios institucionales (ONU, 2019). Sin embargo, existen pocas investigaciones que estudien los mercados en las plataformas digitales, y aún menos para países en desarrollo. Por lo tanto, el conocimiento de la estructura del mercado y de las fuentes de generación de valor al interior de la plataforma es fundamental para revelar sus fallas y guiar regulaciones en materia de competencia económica y fiscal basadas en evidencia empírica.

En el caso de la Ciudad de México, Airbnb inició operaciones en el año 2009, pero fue hasta el año 2016 que la compañía presentó el mayor incremento en nuevos registros de propiedades en la plataforma en la Ciudad de México, así como a nivel nacional. Para el año 2017, el gobierno de la Ciudad de México se convirtió en la primera ciudad de Latinoamérica en regular a la plataforma estableciendo un impuesto sobre el hospedaje⁴.

Aunque Airbnb se define a sí misma como una oportunidad para los pequeños propietarios, por ejemplo, en la alcaldía Cuauhtémoc de la CDMX el 33.6 % de los anfitriones tienen más de una propiedad, inclusive existiendo anfitriones con más de 10 propiedades registra-

⁴Nota periodística "[La Ciudad de México se convierte en la primera urbe de América Latina en regular la actividad de Airbnb](#)" en el periódico el País

das en la plataforma. Para el año 2019, de las 8,616 de las propiedades registradas en la plataforma de Airbnb en la alcaldía Cuauhtémoc, el 63.61 % de las propiedades pertenecen a anfitriones con múltiples propiedades, que son conocidos como anfitriones profesionales en la literatura especializada, Abrate et al. (2022).

Con el fin de comprender el funcionamiento del mercado de Airbnb, y proporcionar evidencia empírica sobre el posible rol diferenciador de anfitriones profesionales y no profesionales, se estimó un modelo diario de oferta y demanda para la alcaldía Cuauhtémoc en la Ciudad de México⁵ para el año 2019. Para caracterizar la demanda de los huéspedes, se empleó un modelo de elección discreta con coeficientes aleatorios. Para la oferta, se supone que los anfitriones de la plataforma compiten en precios. La existencia de anfitriones con múltiples alojamientos, que son conocidos como anfitriones profesionales, registrados en la plataforma plantea la posibilidad de que tengan influencia en la fijación de precios, por lo cual se estudia el poder de mercado que existe en la plataforma.

La presente investigación contribuye a la literatura considerando la heterogeneidad de las preferencias de los consumidores por las características específicas de los alojamientos ofertados en la plataforma de Airbnb mediante un modelo de elección discreta con coeficientes aleatorios, mediante la metodología MLE con variables instrumentales e incorporando la distinción entre anfitriones profesionales y no profesionales.

Los resultados del logit considerando la endogeneidad del precio, para la alcaldía Cuauhtémoc en la Ciudad de México, muestran un índice de Lerner promedio aproximadamente de 0.18 a lo largo del año 2019, lo cual indica que los anfitriones de Airbnb tienen poca influencia en la fijación de los precios de los alojamientos. Al separar por tipo de anfitrión no encontramos diferencia notable en el poder de mercado que ejercen los anfitriones profesionales y los no profesionales. Esto se mantiene aun si desagregamos a los anfitriones por

⁵A pesar de que idealmente se quisiera realizar el estudio para toda la Ciudad de México, debido al costo computacional que implica la estimación del modelo empleado, se optó únicamente por la alcaldía Cuauhtémoc, la cual es la que presenta más alojamientos por noche.

cantidad de propiedades de su pertenencia. A pesar de lo anterior, se encontró que los anfitriones profesionales y en específico los que tienen 10 propiedades o más son los que más beneficios en promedio obtuvieron para el 2019.

Por otro lado, para el modelo logit con coeficientes aleatorios considerando la endogeneidad se obtuvo que la heterogeneidad de las preferencias de los consumidores no tiene un peso relevante en la función de utilidad de los consumidores, y por la magnitud de la disponibilidad a pagar en ambos modelos y al no poderse rechazar la hipótesis de que vengan de una misma distribución, se puede pensar que la heterogeneidad en las preferencias tiene un peso mínimo en la función de utilidad del huésped. Una explicación alternativa es que la solución encontrada es un máximo local y no un máximo global.

El principal desafío al que se enfrentó esta investigación fue el costo computacional por varias razones. Primero, es bien conocido en la literatura que la estimación del modelo de elección discreta con coeficientes aleatorios, es difícil en términos de costos computacionales. Segundo, el gran número de transacciones que se realizan diariamente en Airbnb, así como el aún más grande número de propiedades disponibles diariamente, implican la necesidad de estimar cientos de miles de parámetros para un año. Para lidiar con lo anterior, se desarrolló un modelo parsimonioso que balancea el costo computacional con su realismo. Además, se implementó el uso de Jax, una librería de computación numérica de alto rendimiento en Python desarrollada por Bradbury et al. (2018), que permite usar la GPU para acelerar la estimación de los modelos que empleamos. Por la revisión de literatura que se realizó, esta innovación no ha sido utilizada en otros estudios de elección discreta en organización industrial.

Los siguientes capítulos están ordenados del siguiente modo. En el capítulo 2 se revisa la literatura relacionada. En el capítulo 3 se analiza el funcionamiento de Airbnb como mercado, así como los datos empleados. En el capítulo 4 se detalla el modelo teórico empleado, así como la estrategia de estimación. Por último, en el capítulo 5 se presentan los resultados y

finalmente las conclusiones de la investigación.



Capítulo 2

Revisión de literatura

El modelo canónico para el análisis empírico de oferta y demanda de mercados con productos diferenciados es el de S. Berry, Levinsohn y Pakes (1995) en el cual se presenta un marco de referencia que permite estimar los parámetros de demanda y costos para una clase de mercados oligopólicos y que pueden ser obtenidos mediante datos a nivel producto y consumo agregado. Una de sus principales aportaciones es la solución al problema de endogeneidad de los precios, el cual es derivado del hecho de que los vendedores al fijar los precios de sus productos y los consumidores al elegirlos consideran características que no son observadas por el econometrista.

Este modelo ha sido recientemente usado para estudiar el mercado de Airbnb. Dos estudios estrechamente relacionados son los de Farronato y Fradkin (2021) y Farhoodi (2021). Farronato y Fradkin (2021) estudian los efectos de permitir la entrada de oferta de pares a través de Airbnb en la industria del alojamiento que compiten contra los hoteles en cantidades realizando la agregación de los productos por calidades. Encontraron que, en ausencia de la plataforma, el bienestar total sería menor. Al desagregar el efecto, encontraron que mientras los hoteles son los perjudicados por la competencia, los consumidores y los potenciales anfitriones son los beneficiados.

La otra investigación estrechamente relacionada es la de Farhoodi (2021) que estudia

la distribución de beneficios entre barrios en el mercado de Airbnb en Chicago. Encuentra que los barrios de mayores ingresos son los más beneficiados de acceder a la plataforma. Encontró, con un ejercicio contrafactual, que un aumento de los impuestos a los usuarios de la plataforma tiene efectos redistributivos. Estos resultados son derivados de usar un modelo logit con endogeneidad. Entre sus principales aportes se encuentran: ser el primero en considerar como se distribuyen los beneficios al interior de la plataforma, notar que los conjuntos de elección que enfrentan los consumidores van cambiando en el tiempo y, desarrollar una expresión formal para la probabilidad de que un alojamiento se rente en un día. Sin embargo, su trabajo presenta algunos inconvenientes. Primero, supone que las preferencias de los consumidores son homogéneas o en otras palabras considera que las características del alojamiento proporcionan la misma utilidad marginal a cada huésped. Segundo, emplea un método ad hoc para resolver el problema de endogeneidad cuya validez el autor no provee prueba y no se encuentra respaldada por la literatura¹. En tercer lugar, no distingue entre anfitriones profesionales y no profesionales, lo cual es fundamental. En contraste, la presente investigación soluciona el primer aspecto utilizando un modelo de elección discreta con coeficientes aleatorios, el segundo aspecto implementando una de las metodologías establecidas en la literatura (MLE con variables instrumentales). Respecto al tercer aspecto, se incorpora dicha distinción.

Otros estudios son el de Pan (2020), quien examina el impacto de Airbnb en el mercado de renta de casas de largo plazo, así como las implicaciones en el bienestar y beneficios de los precios automáticos en la plataforma para la Ciudad de Nueva York. Leoni (2020) explora los mecanismos económicos y los fundamentos de Airbnb en la Isla de Baleares. Schäfer y Tran (2020) analizan la competencia entre los hoteles y Airbnb en París mediante un nested logit. Calder-Wang (2021) estima el bienestar y el impacto distributivo del uso de Airbnb en las rentas de Nueva York. Chen et al. (2021) investigan el impacto de los ataques terroristas

¹Train (2009) explica que para lidiar con el problema de endogeneidad existen 2 métodos, MLE con variables instrumentales (empleado por Goolsbee y Petrin (2004) y Train y Winston (2007)) y GMM (empleado por S. Berry, Levinsohn y Pakes (1995), Petrin (2002) y Nevo (2001)).

en París en el mercado peer-to-peer de rentas a corto plazo.

A pesar del rápido crecimiento que ha tenido Airbnb en México, se encontraron pocas investigaciones académicas. López Tamayo y Ramírez Álvarez (2021) realizan un análisis de precios hedónicos para Airbnb en la CDMX, encontrando determinantes positivos del precio como el número de huéspedes admitidos y negativos como la delincuencia en la zona del alojamiento. Ruiz-Correa et al. (2019) exploran las prácticas de intercambio de hospitalidad de Airbnb en un país en desarrollo como México. de Oca et al. (2018) analizan a Airbnb como agente acelerador de dinámicas asociadas a procesos de gentrificación. Banco de México (2021) examina la evolución del mercado de Airbnb en la CDMX.

Una desventaja de la estimación de los modelos de coeficientes aleatorios con datos a nivel consumidor, como advierten S. T. Berry y Haile (2021), es el alto costo computacional que implica la estimación. En parte, este problema está asociado con la integración sobre la heterogeneidad de las preferencias de los consumidores, típica en los modelos logit con coeficientes aleatorios, la cual no tiene solución analítica. En la literatura previa, este tipo de integrales se ha estimado mediante métodos de integración de Montecarlo, Quasi-Montecarlo o cuadraturas como la de Gauss. Judd y Skrainka (2011) exponen que la integración de Montecarlo presenta una menor precisión y eficiencia en comparación a la utilización de cuadraturas.

En contraste, se utilizó el método de integración numérica de Heiss y Winschel (2008), que consiste en utilizar la regla de Smolyak (1963) que emplea la cuadratura de rejillas dispersas², que permite reducir drásticamente el costo computacional del cálculo y con una mayor precisión en comparación a los métodos de Montecarlo. Al mismo tiempo, como señalan Conlon y Gortmaker (2020), un problema relacionado es la optimización no lineal de la función objetivo, que al ser no convexa, no existe garantía matemática de que la solución siempre se encuentre. Aunado a esto, la estructura del mercado de Airbnb implica retos

²En inglés es conocida como sparse grids quadrature.

particulares para su modelado. Para empezar, el conjunto de opciones de propiedades que pueden rentar los huéspedes varía diariamente. En segundo lugar, existen 18,922 propiedades registradas en Airbnb para el 2019.

Para acelerar la estimación de los modelos se implementó el uso de Numba, desarrollada por Harris et al. (2020); y Jax, desarrollada por Bradbury et al., 2018, en Python, esta última es una librería de computación numérica de alto rendimiento, la cual permite aprovechar la GPU, acelerando exponencialmente la estimación de los modelos. Hasta donde sabemos, esta innovación no ha sido utilizada en la estimación de modelos de elección discreta.

Capítulo 3

Descripción del mercado y datos

3.1. Airbnb

Airbnb es una plataforma descentralizada que irrumpió en la industria del alojamiento de corto plazo a nivel global. Su propuesta de valor radica en conectar anfitriones que ofertan una vivienda de su propiedad como un espacio de alojamiento compartido con huéspedes que demandan el servicio de alojamiento.

Para los anfitriones es gratuito crear un anuncio ofertando un alojamiento, además de que existe flexibilidad total para establecer los días de alojamiento que el vendedor desee. Para proteger a los vendedores, Airbnb les ofrece una protección gratuita llamada Aircover, la cual cubre los posibles daños causados al alojamiento, gastos de limpieza inesperados, pérdida de ingresos; adicionalmente cubre al huésped en caso de que sufra lesiones durante su estadía.

Para establecer el precio, los anfitriones tienen la opción de establecerlo manualmente. Por otro lado, la plataforma también proporciona una herramienta de precios inteligentes, los cuales cambian en función de la demanda, tipo de alojamiento, la ubicación, época del año, calificación del alojamiento, entre otras, siendo alrededor de 70 factores que toma en cuenta el algoritmo. Existen otros algoritmos externos a la plataforma que también pueden

usar los anfitriones para establecer precios.

Por otra parte, los potenciales huéspedes se registran gratuitamente en la plataforma, y buscan opciones de alojamiento mediante la aplicación. En su búsqueda, pueden especificar el número de días que espera hospedarse y las fechas en las que se planea utilizar el servicio. A la búsqueda se pueden agregar filtros de precios, tipo de alojamiento (entero, habitación privada, habitación de hotel, habitación compartida) y de servicios y si cuentan con servicio de cancelación de la reservación de manera gratuita.

Los ingresos de Airbnb provienen de dos modalidades de tarifas, la tarifa compartida y la tarifa exclusiva para anfitriones. En el caso de la tarifa compartida, esta se divide entre el anfitrión y el huésped. La mayoría de los anfitriones pagan una tarifa del 3% del subtotal del precio antes de impuestos. Mientras que para el huésped la tarifa es menor al 14.2% del subtotal del precio de la reservación antes de impuestos, que puede variar en función de diversos factores. Para el caso de la tarifa exclusiva para anfitriones, toda la tarifa se resta del cobro que recibe el anfitrión, siendo, por lo general, del 14% al 16% del subtotal del precio antes de impuestos. Esta tarifa es obligatoria para hoteles y para los anfitriones que utilizan un sistema de administración de propiedades externo.

La plataforma de Airbnb llegó a la Ciudad de México en el año 2009. Teniendo un crecimiento exponencial, siendo el año 2016 en el cual se dio el mayor registro de nuevos alojamientos en la plataforma, alcanzando la cifra de 4,000 alojamientos nuevos¹.

Por parte del gobierno de la Ciudad de México, en el año 2017, se creó un impuesto estatal que deben pagar los huéspedes que oscila entre el 3 y el 5%. Este impuesto existe en algunos otros del estado del país, los cuales son Baja California, Baja California Sur, Estado de México, Oaxaca, Quintana Roo, Sinaloa y Yucatán². En el año 2019, la plataforma recaudó

¹"[Airbnb en CDMX](#)" en el sitio creasoluciones.com.mx . Consultado el 19 de enero de 2022.

²"[Recaudación y liquidación de impuestos por parte de Airbnb en México](#)", artículo en Airbnb.com . Consultado el 19 de enero de 2022.

alrededor de 202.8 millones de pesos mexicanos en impuestos³.

3.2. Datos

Para la realización del estudio se utilizó una base de microdatos privada para la Ciudad de México para el año 2019, que fue proporcionada por AirDNA⁴. Los datos son correspondientes a las elecciones de alquiler de alojamientos efectuados por los huéspedes. Además, proporciona información detallada de cada propiedad como lo son los precios, estatus (disponible, reservada, no disponible), número de reservaciones, ubicación exacta, características de las propiedades (como lo son el número de camas, baños, número de fotos, si es un lugar completo o si son cuartos compartidos o privados, si la propiedad corresponde a un “superhost”, acceso a internet), entre otras.

La información proporcionada por AirDNA se ha utilizado en múltiples estudios para el estudio del mercado de Airbnb, como es el caso de Farhoodi (2021), Banco de México (2021), Chen et al. (2021) y, Schäfer y Tran (2020).

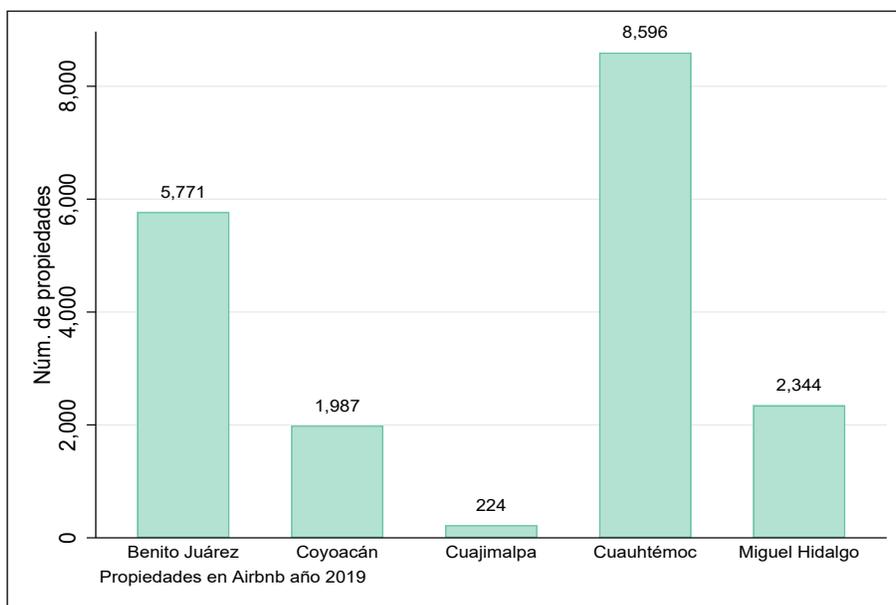
Contamos con 6,473,473 observaciones correspondientes a las propiedades disponibles y reservadas para la Ciudad de México durante el año 2019. Se depuraron las observaciones de la base de datos que presentaron las siguientes irregularidades: dado que se reservó la propiedad, de 67,777 observaciones no contamos con que día se realizó la reservación. De 1,268,987 observaciones no se tenía la localización. De 27,118 propiedades únicas en el año, 7,939 propiedades nunca fueron rentadas, mientras que 257 propiedades fueron reservadas, pero nunca estuvieron disponibles, las observaciones correspondientes a este tipo de propiedades también fueron eliminadas. Quedándonos finalmente con 3,995,253 observaciones para la Ciudad de México, de las cuales 1,841,732 observaciones corresponden a la alcaldía

³"Airbnb recolectó y pagó más de 200 mdp en Impuestos de hospedaje en México", artículo en Airbnb.com . Consultado el 19 de enero de 2022.

⁴A pesar de que contábamos con información para el periodo del 2015 al 2021 por cuestiones relacionadas con el costo computacional, se tuvo que realizar el estudio para un único año.

Cuauhtémoc.

Figura 3.1: Propiedades únicas ofertadas en la Ciudad de México en la plataforma de Airbnb durante el año 2019 por alcaldía



Como se ve en la figura 3.1 contamos con información de 18,922 propiedades únicas para la CDMX durante el año 2019. Únicamente contamos con información para cinco de las 16 alcaldías de la Ciudad de México. La alcaldía que más propiedades tiene registradas en la plataforma es la alcaldía Cuauhtémoc, con 8,596 propiedades únicas.

En la literatura se habla de la existencia de anfitriones no profesionales (que ofertan un único alojamiento) y profesionales (más de un alojamiento), lo cual se puede ver en la figura A.2 y se puede notar la existencia de propietarios con más de 40 alojamientos registrados. Para la CDMX, contamos con 11,078 anfitriones, de los cuales 2,926 son profesionales y 8,152 no profesionales. Para la Cuauhtémoc, contamos con 4,692 anfitriones, de los cuales 1,577 son considerados como profesionales y 3,115 como no profesionales.

Al examinar las noches promedio de alojamiento ofertadas por alcaldía (figura 3.2), se observa que la alcaldía Cuauhtémoc es la que más noches oferta seguida de la alcaldía Benito Juárez. En la figura A.1 se puede ver que en la plataforma se ofertan con cuatro tipos de

alojamientos: alojamiento entero, cuarto privado, cuarto compartido y cuarto de hotel, siendo los dos primeros los predominantes en la plataforma.

Figura 3.2: Noches promedio de alojamiento ofertadas en la plataforma de Airbnb durante el año 2019 por alcaldía

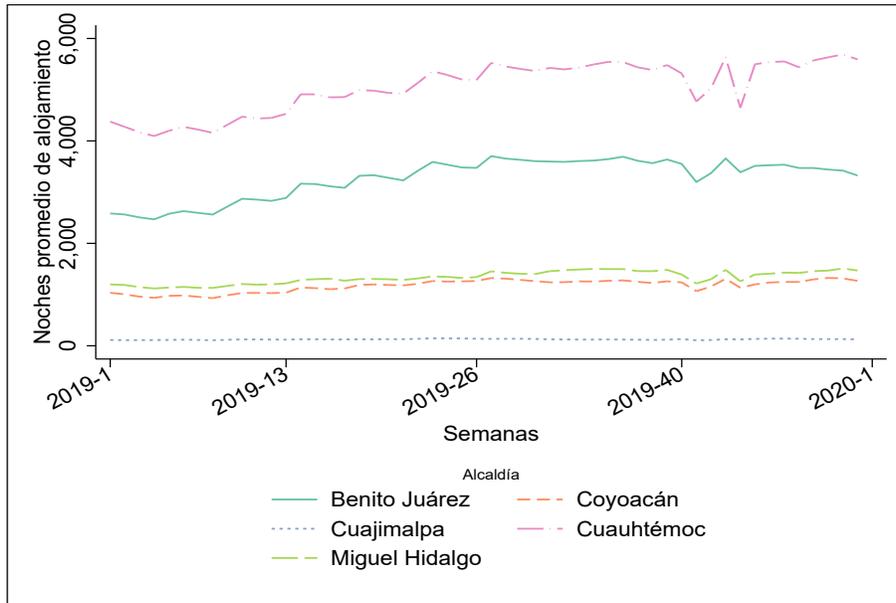
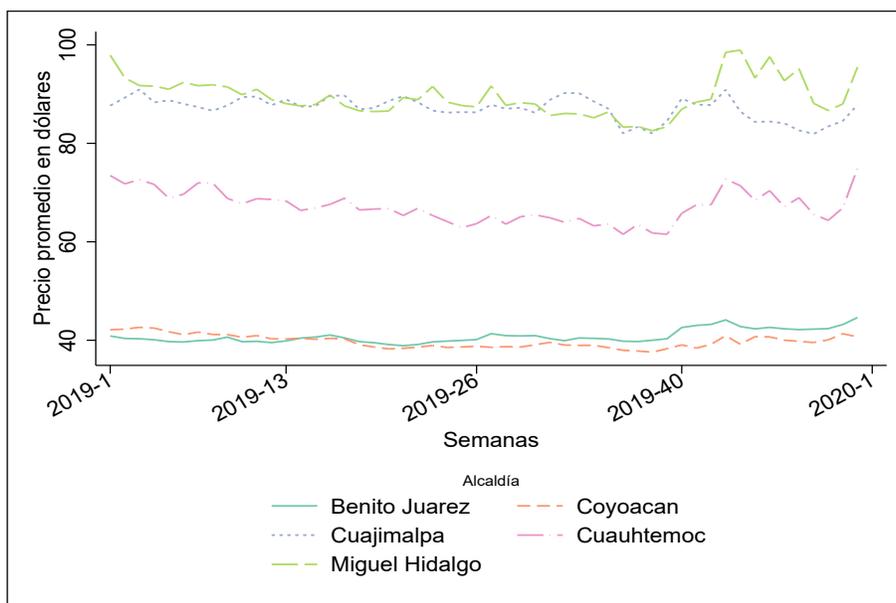


Figura 3.3: Precio promedio de alojamiento de los alojamientos ofertados en la plataforma de Airbnb durante el año 2019 por alcaldía



Como se puede ver la figura 3.3, en la ciudad de México, las alcaldías que tienen los precios más altos por rentar un alojamiento son las alcaldías Miguel Hidalgo y Cuajimalpa⁵, siendo principalmente los anfitriones profesionales los que presentan los precios más altos, con una diferencia en promedio de 16.90 dólares ($p < 0.001$). Por otro lado, como se ve en la tabla A.1, los precios fijados por anfitriones que tienen el status de superhost son en promedio 1.82 dólares mayores ($p < 0.001$), los precios de los alojamientos que no se rentaron son en promedio 1.13 dólares mayores ($p < 0.001$). Por último, los tipos de alojamientos más caros son los cuartos de hoteles ofertados en la plataforma y en segundo lugar los alojamientos enteros⁶.

Debido al costo computacional que implica la estimación del modelo de coeficientes aleatorios, realizamos la estimación únicamente para los alojamientos localizados en la alcaldía Cuauhtémoc. Para esta alcaldía, los anfitriones profesionales son los que más alojamientos tienen registradas en la plataforma, ofertando principalmente alojamientos enteros, seguido de los cuartos privados (figura A.3). Por otro lado, el 70.6 % de los anfitriones son no profesionales (figura A.4). De la misma manera que a nivel Ciudad de México, en la alcaldía Cuauhtémoc los cuartos de hotel son los que tienen los precios más caros, seguidos de los alojamientos enteros (figura A.5). A lo largo del año, los anfitriones profesionales pusieron precios más altos y también son en los que se encuentra mayor variabilidad de precios (figura A.6). Por otro lado, los precios de los alojamientos que fueron rentados no presentaron un comportamiento muy distinto a las que no fueron rentadas (figura A.7). Por último, los anfitriones profesionales fueron los que más noches de alojamiento en promedio ofertaron a lo largo del año (figura A.8).

⁵Al realizar la regresión del precio en dólares controlando únicamente por la alcaldía, los coeficientes de las 4 dummies fueron significativos, $p < 0.001$.

⁶Al realizar la regresión del precio en dólares controlando únicamente por el tipo de alojamiento, los coeficientes de las 3 dummies fueron significativos, $p < 0.001$.

Capítulo 4

Modelo y estrategia de estimación

4.1. Modelo

Siguiendo a S. Berry, Levinsohn y Pakes (1995), planteamos un modelo de demanda, caracterizada por un modelo de elección discreta con coeficientes aleatorios que permite incorporar la heterogeneidad en preferencias del consumidor. Por el lado de la oferta, asumimos que los vendedores compiten en precios. Particularizando a esta investigación, los huéspedes demandan el servicio de alojamiento en Airbnb, este servicio es brindado por anfitriones profesionales (ofertan más de un alojamiento en Airbnb) y no profesionales (ofertan únicamente un alojamiento), cuyos alojamientos son productos diferenciados.

El huésped n elige el alojamiento j disponible en el día t . El conjunto de alojamientos disponibles varía diariamente, se denota \mathcal{J}^t al conjunto de alojamientos disponibles para el día t antes de que alguien haya reservado. Además, cuando un huésped reserva un alojamiento para un día determinado, este deja de estar disponible para todos los potenciales huéspedes que buscan rentar después de él. Por lo anterior, consideramos que los huéspedes eligen de manera secuencial donde solo el primero que eligió enfrenta \mathcal{J}^t , el segundo enfrenta \mathcal{J}^t quitando el alojamiento que reservó el primero, y así de manera consecutiva hasta que todos los huéspedes que rentaron el día t hicieron su elección. Por consiguiente, denotamos como \mathcal{J}_n^t

al conjunto de opciones disponibles que tiene disponible el huésped n al momento de realizar su reservación. En particular, nótese que $\mathcal{J}_1^t = \mathcal{J}^t$. Adicionalmente, denotamos como \mathcal{N}^t al conjunto de huéspedes que reservaron un alojamiento j el día t . Una última consideración es el hecho de que no todos los alojamientos disponibles para el día t son rentados.

4.1.1. Demanda del consumidor

Los huéspedes, cuyas preferencias son heterogéneas, realizan una elección discreta entre los distintos alojamientos ofertados en la plataforma de Airbnb. Caracterizamos las preferencias del huésped n por el alojamiento j , con características observadas \vec{x}_j y precio p_{jt} en el día t mediante la siguiente función de utilidad:

$$U_{njt} = \vec{\beta}_{nt}' \vec{x}_j - \alpha_{nt} \log p_{jt} + \xi_{jt} + \varepsilon_{njt} \quad (4.1)$$

$\vec{\beta}_{nt}$ y α_{nt} caracterizan las preferencias de los consumidores y suponemos que son variables aleatorias independientes., con distribución normal, $\beta_{nkt} \sim N(\bar{\beta}_{kt}, \sigma_{kt}^2)$ para la k -ésima característica, contenida en el vector $\vec{\beta}_{nt}$, de un alojamiento de la categoría j y $\alpha_{nt} \sim N(\bar{\alpha}_t, \sigma_{pt}^2)$ para el logaritmo del precio¹ p_{jt} , del alojamiento j para un día t . ξ_{jt} captura las preferencias por las características no observadas que no varían entre huéspedes. ε_{njt} corresponde a las preferencias por los aspectos no observados que varían entre huéspedes, acorde con la literatura, suponemos que es independiente e idénticamente distribuido con función de densidad de valor extremo tipo I. Reescribiendo la ecuación (4.1) como:

$$U_{njt} = \delta_{jt} + \mu_{njt} + \varepsilon_{njt} \quad (4.2)$$

donde

¹Tomamos el logaritmo del precio para evitar problemas de “numerical underflow” o traducido al español como sub desbordamiento aritmético.

$$\delta_{jt} = \vec{\beta}'_t \vec{x}_j - \bar{\alpha}_t \log p_{jt} + \xi_{jt} \quad (4.3)$$

$$\mu_{njt} = \vec{\nu}_{nt}' \Sigma_t \vec{x}_j - \nu_{pt} \sigma_{pt} \log p_{jt} \quad (4.4)$$

$$\Sigma_t = \begin{bmatrix} \sigma_{1t} & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \sigma_{kt} \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

Para el huésped n , δ_{jt} representa la utilidad promedio que proporciona el alojamiento j en el día t . Esta utilidad no varía entre las preferencias de los huéspedes. Mientras que μ_{njt} contiene la interacción específica entre las características del alojamiento y las preferencias del huésped. En el modelo permitimos la posibilidad de que los consumidores puedan elegir una opción externa, como rentar un cuarto en un hotel ajeno a Airbnb, y normalizamos su valor a 0 para todos los días.

El componente δ_{jt} se divide en las siguientes partes: $\vec{\beta}'_t \vec{x}_j$ es la utilidad promedio que brinda el alojamiento j en el día t , $-\bar{\alpha}_t p_{jt}$ es la desutilidad promedio dado el precio del alojamiento j en un día específico.

Por otro lado, μ_{njt} se compone de $\vec{\nu}_{nkt}' = \left(\nu_{n1t} \dots \nu_{nkt} \right)$ vector de las k preferencias idiosincráticas por las k características del alojamiento j , y ν_{npt} es la preferencia idiosincrática por p_{jt} , con $\nu_{nkt} \sim N(0, 1)$ y $\nu_{npt} \sim N(0, 1)$, e independientes entre ellas. Para simplificar, denotamos $\vec{\gamma}' = \left(\vec{\nu}_{nkt}' \quad \nu_{npt} \right)$.

Cada huésped enfrentó un conjunto discreto de alojamientos al momento de realizar su reservación. Normalizamos la utilidad de elegir la opción externa a 0. Así, definimos la probabilidad condicional en $\vec{\gamma}$ de que un huésped específico elija el alojamiento de la categoría j para un día específico, como:

$$g_{njt}(\delta_{njt}(p_{jt}, \vec{x}_j, \xi_{jt}), \vec{\gamma}, \sigma_{jt}) = \frac{e^{\delta_{jt} + \mu_{njt}}}{1 + \sum_{w \in \mathcal{J}_n^t} e^{\delta_{wt} + \mu_{nwt}}}, \quad (4.6)$$

Denotamos como F a la distribución conjunta de la heterogeneidad de las preferencias $\vec{\gamma}$. Con lo anterior podemos formular la probabilidad incondicional, s_{njt} , respecto a $\vec{\gamma}$, como:

$$s_{njt}(\delta_{njt}(p_{jt}, \vec{x}_j, \xi_{jt}), \sigma_{jt}) = \int_{\vec{\gamma}_1} \cdots \int_{\vec{\gamma}_{K+1}} g_{njt}(\delta_{njt}(p_{jt}, \vec{x}_j, \xi_{jt}), \vec{\gamma}, \vec{\sigma}_{jt}) F(d\vec{\gamma} | \vec{\sigma}_{jt}) \quad (4.7)$$

4.1.2. Oferta de los anfitriones

Definimos \mathcal{M}_ω^t como el conjunto de alojamientos pertenecientes al anfitrión ω en el día t . Acorde con S. Berry, Levinsohn y Pakes (1995), suponemos que los anfitriones profesionales y no profesionales compiten en precios. En consecuencia, la oferta de los anfitriones de Airbnb puede ser modelada mediante la función de beneficios, π_t^ω :

$$\pi_t^\omega = \max_{\vec{p}_t} \sum_{j \in \mathcal{M}_\omega^t} [(p_{jt} - c_{jt}) \psi_{jt}] \quad (4.8)$$

$$\vec{p}_t = (p_{jt}, p_{it}) : j \in \mathcal{M}_\omega^t$$

$$i \neq j$$

Los anfitriones eligen los precios \vec{p}_t que maximiza los beneficios de todos sus alojamientos, \mathcal{J}_ω^t , ofertan en la plataforma el día t , para dicho precio, c_{jt} representa el costo de oportunidad para el anfitrión ω de rentar el alojamiento j en el día t . Donde ω pertenece a Ω_t , el conjunto de anfitriones que ofertaron al menos un alojamiento el día t . Por último, siguiendo a Farhoodi (2021), ψ_{jt} representa la probabilidad de que el anfitrión ω rente el alojamiento j en el día t , que está dada por:

$$\psi_{jt} = 1 - \prod_{n \in \mathcal{N}_t} (1 - s_{njt}) \quad (4.9)$$

En la expresión (4.9), $\prod_{n \in \mathcal{N}_t} (1 - s_{njt})$ representa la intersección de las probabilidades de que ningún consumidor en el día t elija el alojamiento j . Para obtener el precio que maximiza los beneficios obtenemos la condición de primer orden para el producto de la categoría²³ j , $\frac{\partial \pi_t^\omega}{\partial p_{jt}}$, de la ecuación (4.8) es:

$$\frac{d\pi_t^\omega}{dp_{jt}} = \sum_{jt} \left[\psi_{jt} + (p_{jt} - c_{it}) \frac{d\psi_{jt}}{dp_{jt}} \right] + \sum_{it \neq jt} \left[(p_{it} - c_{it}) \frac{d\psi_{it}}{dp_{jt}} \right] = 0 \quad (4.10)$$

La primera parte de la expresión (4.10) corresponde a los productos de la misma categoría j , mientras que la segunda corresponde a los productos de otras categorías. Un caso particular de la función de beneficios (4.8) es el caso de los anfitriones no profesionales, los cuales únicamente poseen un alojamiento, en cuyo caso la condición de primer orden se reduce a:

$$\frac{d\pi_t^\omega}{dp_{jt}} = \psi_{jt} + (p_{jt} - c_{it}) \left(\frac{d\psi_{jt}}{dp_{jt}} \right) \quad (4.11)$$

Las condiciones de primer orden para todos los anfitriones conforman un sistema de ecuaciones lineales.

4.1.3. Equilibrio

El equilibrio de mercado para el día t consiste en los precios de los vendedores y elecciones de los consumidores, tal que los anfitriones y huéspedes toman la decisión que maximiza sus beneficios y utilidades respectivamente, y que sus decisiones óptimas son consistentes con las de los demás.

²Como se mencionará en la sección 4.2.2, se realizó una agregación de los alojamientos mediante ciertas categorías, por lo que tenemos productos representativos de cada categoría.

³En la (4.10), el lado izquierdo representa la suma para todos los alojamientos de la categoría j del anfitrión ω .

4.2. Estrategia de estimación

Se estima la demanda de los huéspedes y la oferta de los anfitriones por separado.

Para estimar los parámetros de la utilidad, se utilizó el método de máxima verosimilitud con variables instrumentales⁴, el cual permite obtenerlos δ_{jt}^* , y posteriormente realizar una regresión en dos etapas instrumentando el precio para obtener los coeficientes que contiene, pero sin el problema de endogeneidad del precio. La función de máxima verosimilitud es:

$$\begin{aligned}
 LL_t = \max_{\delta, \sigma} & \sum_{n \in \mathcal{N}_t^{inside}} \sum_{j \in \mathcal{M}_{nt}} y_{njt} \log(s_{njt}(\delta(p, x, \xi), \sigma)) \\
 & + \sum_{n \in \mathcal{N}_t^{outside}} y_{not} \log(s_{not}(\delta(p, x, \xi), \sigma)) \\
 & \text{con } \mathcal{N}_t^{inside} + \mathcal{N}_t^{outside} = \mathcal{N}_t
 \end{aligned} \tag{4.12}$$

En esta expresión, y_{njt} es una función indicadora, vale 1 si el huésped n escoge el alojamiento de la categoría j y 0 en otro caso. Por otro lado, y_{not} es 1 si se escoge la opción externa y 0 en otro caso. Por lo que se refiere a s_{not} es la probabilidad de que el huésped n elija la opción externa. \mathcal{N}_t es el número de huéspedes que rentaron el día t , \mathcal{N}_t^{inside} los huéspedes que eligieron un alojamiento en Airbnb y $\mathcal{N}_t^{outside}$ los que eligieron la opción externa. Puesto que no contamos con información de cuantos huéspedes eligieron la opción externa, suponemos que el mismo número de huéspedes que eligieron alojarse con Airbnb es el número de huéspedes que eligió la opción externa. Además, al no contar con la información acerca de cuándo los huéspedes escogieron la opción externa, asumimos que el tiempo de búsqueda se extrae de la misma distribución que aquellos que reservaron un alojamiento para un día t , con lo cual podemos definir sus conjuntos de elección. Al normalizar la utilidad de la opción externa, es crucial agregarla al cálculo de la verosimilitud para lograr la identificación del

⁴Este método ha sido empleado por Goolsbee y Petrin (2004) y Train y Winston (2007).

modelo.

Siguiendo la metodología de MLE, para obtener los $\vec{\delta}_{jt}$ y $\vec{\sigma}_{jt}$ que maximizan la función (4.12) se utilizó el algoritmo de optimización Powell empleando la paquetería Jax en Python. Una vez obtenidos los $\vec{\delta}_{jt}^*$, se realizó una regresión en dos etapas instrumentando el precio del alojamiento para obtener los parámetros contenidos en los deltas óptimos.

Posteriormente, se estima la oferta de los anfitriones. Se asume que los precios, p_{jt}^* , observados son los precios de equilibrio del modelo de Bertrand. Con los δ_{jt}^* se calcula la expresión (4.9) correspondiente a la probabilidad de que un anfitrión ω rente el alojamiento j . Con lo anterior, se procede a calcular los costos marginales que satisfacen el sistema de ecuaciones derivado de la condición de primer orden (4.10) para cada anfitrión ω en cada día.

4.2.1. Instrumento para el precio

En la expresión (4.3), S. Berry, Levinsohn y Pakes (1995) señalan el problema de la correlación del precio p_{jt} de un alojamiento con las características no observadas, ξ_{jt} , por el analista. En esta investigación esta correlación se presenta debido a que los anfitriones y huéspedes si observan las características al momento de fijar el precio, pero nosotros no las observamos. A diferencia de S. Berry, Levinsohn y Pakes (1995) que usó el método GMM para la estimación y a su vez solucionar el problema de endogeneidad mediante el uso de instrumentos.

Siguiendo la literatura, se utilizó un instrumento BLP para lidiar con la endogeneidad. Como señalan Gandhi y Nevo (2021), los instrumentos BLP consiste en emplear las características de los productos en el mercado y presentan la ventaja de no necesitar información adicional, puesto que se utiliza la misma información que se usa para la estimación del modelo. El poder de identificación de esta restricción exógena viene del hecho de que sirve como una medida de la proximidad de la competencia y, por lo tanto, debe estar correlacionada con el precio.

Sin embargo, para evitar la debilidad de los instrumentos se utilizó un refinamiento del instrumento propuesto por Gandhi y Houde (2019). Primero, se define $d_{jkt} = x_{jt} - x_{kt}$ como el vector de las diferencias de las características entre el producto j y el producto k en el mercado t . El instrumento consiste en utilizar la distancia cuadrada entre el producto j y los otros productos a lo largo de la dimensión k , $\sum_{j' \neq j} (d_{j'jt}^k)^2$, $\forall k$. Como señala Gandhi y Nevo (2021), este captura una medida continua del aislamiento del producto proporcional a la distancia euclidiana del producto j a lo largo de cada dimensión k .

4.2.2. Agregación de productos

La optimización de la función (4.12) implica un alto costo computacional debido a la cantidad de productos distintos y transacciones realizadas en el mercado. En una primera aproximación para cada día, se tendría que obtener un δ para cada alojamiento contenido en la función de utilidad (4.1), lo cual implicaría obtener más de 4,000 deltas al día y más de 1,460,000 al año. Además, cada alojamiento al ser rentado dejar de estar disponible para los demás compradores. Adicionalmente, tenemos alojamientos que no fueron rentados en ese día, pero al formar parte del conjunto de elección del consumidor también se tiene que estimar un δ para dicho alojamiento. En consecuencia, teníamos más variables a estimar que observaciones (transacciones realizadas).

Debido a lo anterior, se realizó una agregación de los alojamientos basados en características observables en común. Se realizó la agregación de productos lo más grande posible para perder lo menos posible la heterogeneidad entre los distintos alojamientos. Mientras que utilizar pocas categorías al realizar la estimación de los modelos aumentaba los errores estándar, usar demasiadas categorías elevaba drásticamente el costo computacional.

Las características utilizadas para la clasificación son: tipo de alojamiento (Alojamiento entero, cuarto privado, cuarto de hotel y cuarto compartido), máximo de huéspedes permitidos (mayor a 3 o menor igual a 3), número de amenidades que ofrece el alojamiento

(menor a 17 o mayor igual a 17), la calificación promedio (mayor o igual a 95 o menor a 95) y por último, si pertenece a un propietario con desde 1 hasta 9 alojamientos y más de 9 alojamientos registrados en la plataforma. En la tabla A.2 se puede ver la distribución de las características cualitativas utilizadas en la clasificación, se tomó su distribución como referencia para crear las categorías.

Tenemos un total de 320 clasificaciones distintas de producto. En el anexo, en la tabla A.3 se puede encontrar acorde a las características antes mencionadas, cuantos alojamientos caen en las subcategorías respecto a los alojamientos por anfitrión. Sin embargo, diariamente se presentan en promedio alrededor de 211 clasificaciones distintas de productos. Procedimos a crear un alojamiento representativo de cada categoría, cuyas características cuantitativas son el promedio de las características de las propiedades de dicha categoría.

4.2.3. Costo computacional

A pesar de utilizar la agregación de productos junto a librerías especializadas en el cálculo numérico (Numpy, Harris et al. (2020)) en Python y el método de Sparse grids para realizar la integración de la función (4.7), el principal desafío al que se enfrentó esta investigación fue el alto costo computacional. En una primera aproximación, la optimización de la función (4.12) para un solo día del 2019 tomó alrededor de 3 días.

En consecuencia, tuvimos que recurrir a utilizar una librería de computación numérica de alto rendimiento Jax, que fue desarrollada por Bradbury et al. (2018) para realizar investigación con "machine learning ". Con la cual adicionalmente se pudo aprovechar la GPU de la computadora para acelerar los cálculos. Con lo cual, pudimos optimizar (4.12) para un día en 20 minutos. Para estimar los errores estándar, existen dos métodos. El primer método es bootstrap, el cual eleva exponencialmente el costo computacional. El segundo es el método delta, el cual se empleó en esta investigación, y requiere el cálculo del hessiano, el cálculo se

puede hacer analíticamente, pero, al ser una matriz cuadrada de orden (en promedio) 211⁵ no es factible; por otro lado, se puede calcular algorítmicamente, lo cual hicimos empleando Jax. Sin embargo, para el logit con coeficientes aleatorios considerando endogeneidad no fue posible calcular los errores por el alto costo computacional.

⁵Las dimensiones del hessiano cambian dependiendo del modelo empleado y del día. Para el logit con endogeneidad en promedio sería de orden 211, mientras que para el logit con endogeneidad con coeficientes aleatorios tendría dimensión en promedio de 216, debido a las 5 σ .

Capítulo 5

Resultados

Adicional al modelo de demanda 4.2, de coeficientes aleatorios considerando la endogeneidad del precio, se calcularon otros tres modelos, todos casos particulares del mismo. El logit condicional sin considerar la endogeneidad y otro considerándola. Adicionalmente, se estimó el modelo de coeficientes aleatorios sin considerar el problema de la endogeneidad. Únicamente se discuten en detalle las estimaciones de los modelos que consideran la endogeneidad, aunque las otras estimaciones se pueden ver en las tablas A.4 para el logit condicional y A.5 para el logit de coeficientes aleatorios. Como se puede ver en dichas tablas, no considerar la endogeneidad del precio puede llevar a resultados contra intuitivos, como una preferencia negativa por un alojamiento mejor evaluado.

5.1. Demanda

5.1.1. Logit considerando la endogeneidad del precio

La tabla 5.1 muestra los coeficientes de la función de utilidad del huésped cuando es especificada con la forma del logit con endogeneidad (i.e. sin considerar heterogeneidad). Cabe destacar que, puesto que consideramos que cada día es un nuevo mercado, tenemos una función de utilidad para cada día con sus respectivos coeficientes. Estos corresponden a los 365 días del año 2019. Los signos de los coeficientes son los esperados y son estadísticamente

significativos, con excepción de la variable número de baños.

Tabla 5.1: Distribución de los coeficientes y errores del logit considerando endogeneidad del precio

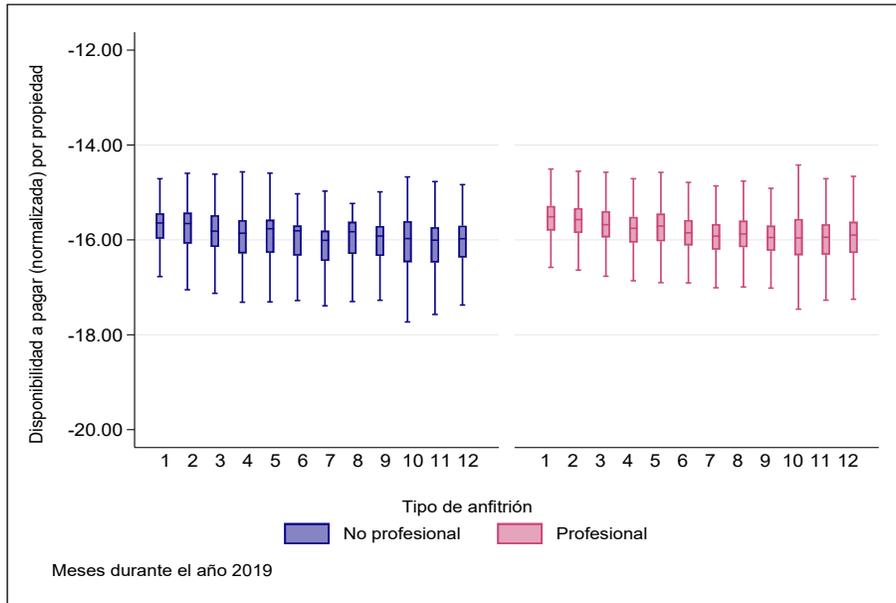
	Promedio	S.D	p25	Mediana	p75
Coefficientes IV					
Calificación promedio	0.0133	0.0004	0.0084	0.0134	0.0180
Máximo de huéspedes	1.4060	0.0075	1.3212	1.4037	1.4930
Número de amenidades	0.0140	0.0011	-0.0011	0.0150	0.0279
Número de baños	-0.4319	0.0248	-0.7474	-0.4690	-0.1283
Precio (USD)	-5.2679	0.0157	-5.4823	-5.3017	-5.0557
Errores estándar					
Calificación promedio	0.0041	0.0000	0.0037	0.0040	0.0044
Máximo de huéspedes	0.0830	0.0017	0.0595	0.0732	0.0956
Número de amenidades	0.0099	0.0001	0.0088	0.0099	0.0110
Número de baños	0.2926	0.0057	0.2171	0.2673	0.3395
Precio (USD)	0.1055	0.0007	0.0967	0.1036	0.1126

Para el precio se utilizó como instrumento la suma de las características de los alojamientos de otras categorías.

En la figura 5.1 está graficada la distribución de la utilidad promedio que proporcionan los alojamientos, δ_{jt} , que se puede interpretar como la disponibilidad a pagar promedio por un alojamiento, sin olvidar que esta representa la utilidad de elegir una opción dentro de Airbnb respecto a que un consumidor elija la opción externa. Como se puede notar, al separar la disponibilidad entre los alojamientos que pertenecen a un anfitrión profesional y a un no profesional, el comportamiento es bastante similar a lo largo del año 2019. Desagregando a los anfitriones profesionales por el número de alojamientos de su posesión, como se puede ver en las figuras A.9 y A.10, el comportamiento antes descrito se mantiene.

Para contrastar, se procedió a separar los lugares para hospedarse por tipo de alojamiento, lo cual se observa en las figuras A.11 y A.12, al realizar la comparación, la disponibilidad a pagar promedio por los alojamientos de los anfitriones profesionales es ligeramente superior, aunque no es una diferencia sustancial. La diferencia notable se muestra cuando se compara la disponibilidad a pagar entre los distintos tipos de alojamiento.

Figura 5.1: Disponibilidad a pagar (normalizada) por las propiedades pertenecientes a los no profesionales y a profesionales. Logit con endogeneidad.



Es la disponibilidad a pagar por rentar una propiedad respecto a optar por la opción externa.

5.1.2. Logit con coeficientes aleatorios y considerando la endogeneidad del precio

Tabla 5.2: Distribución de los coeficientes promedio y sigmas del logit con coeficientes aleatorios considerando la endogeneidad del precio

	Promedio	S.D	p25	Mediana	p75
Coeficientes promedio IV					
Calificación promedio	0.0278	0.0008	0.0172	0.0270	0.0380
Máximo de huéspedes	0.9114	0.0181	0.6903	0.8706	1.1080
Número de amenidades	0.1549	0.0025	0.1203	0.1523	0.1911
Número de baños	-1.7240	0.0633	-2.1383	-1.5372	-1.0111
Precio (USD)	-5.8719	0.0243	-6.2056	-5.8904	-5.5440
Sigmas					
Calificación promedio	9.06e-12	7.83e-13	1.64e-12	3.93e-12	8.66e-12
Máximo de huéspedes	6.06e-12	3.48e-13	1.67e-12	4.01e-12	7.86e-12
Número de amenidades	2.67e-12	9.60e-14	1.10e-12	2.55e-12	4.03e-12
Número de baños	8.03e-12	6.59e-13	1.72e-12	3.73e-12	9.02e-12
Precio (USD)	8.79e-12	4.35e-13	2.46e-12	6.40e-12	1.29e-11

Dado el costo computacional no fue posible obtener los errores estándar de la estimación, por lo cual no se presentan dichos valores.

Al contrastar los coeficientes derivados de la regresión instrumental para el caso del logit simple (tabla 5.1) y el logit con coeficientes aleatorios (tabla 5.2), se puede notar que los signos de los coeficientes de cada variable tienen la misma dirección. Por otro lado, salta a la vista que los coeficientes correspondientes a los σ que se muestran en la tabla 5.2) son extremadamente bajos en todos los casos, por lo cual son irrelevantes. Esto puede sugerir dos posibles escenarios, la solución del logit con coeficientes aleatorios considerando endogeneidad es muy cercana a la solución del logit simple considerando endogeneidad o que la solución que encuentra el algoritmo de optimización de la función de verosimilitud es un máximo local más no es el máximo global¹.

Tabla 5.3: Comparación de la distribución de los deltas entre modelos

	Promedio	S.D	p25	Mediana	p75
Disposición promedio a pagar					
Logit	-26.5877	0.0697	-17.9254	-16.2372	-15.6744
Logit con coeficientes aleatorios	-28.2029	0.0731	-18.7477	-17.0864	-16.5409
K-S Combinado					
p-value	9.83e-08	4.89e-08	1.03e-18	3.85e-16	1.01e-12

La comparativa corresponde a los deltas diarios obtenidos para el año 2019. 76,996 deltas en total y en promedio 211 deltas al día.

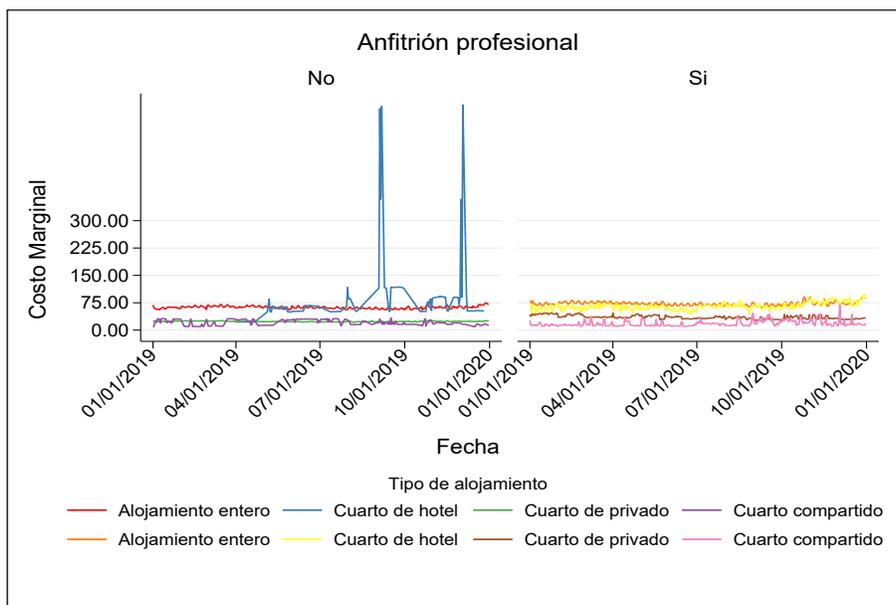
Comparando la distribución de los deltas diarios (tabla 5.3), podemos notar que los deltas correspondientes al logit con coeficientes aleatorios se encuentran por debajo de los deltas del logit. Empleando el test de Kolmogorov-Smirnov, por el $p < 0.0001$ para cada día no podemos rechazar la hipótesis nula de que los δ obtenidos vengan de la misma distribución. Por lo anterior, sumado al hecho de que los valores de los σ son extremadamente bajos, únicamente se presentara la oferta para logit con endogeneidad.

¹Esto sucede a pesar de haber probado distintos puntos iniciales y diferentes algoritmos de optimización; sin embargo, la función objetiva al ser no convexa no podemos afirmar que esta solución sea el máximo global.

5.2. Oferta

Como se mencionó en la metodología, una vez se obtuvieron los coeficientes óptimos que caracterizan la demanda del huésped, se procedió a calcular los costos marginales diarios por alojamiento, cuya distribución puede ser observada en la figura 5.2 por tipo de anfitrión y por tipo de alojamiento. Se puede notar que los costos marginales se comportan en cierto rango a lo largo del tiempo, con excepción de los cuartos de hotel de los no profesionales² que tienen saltos abruptos a lo largo del año.

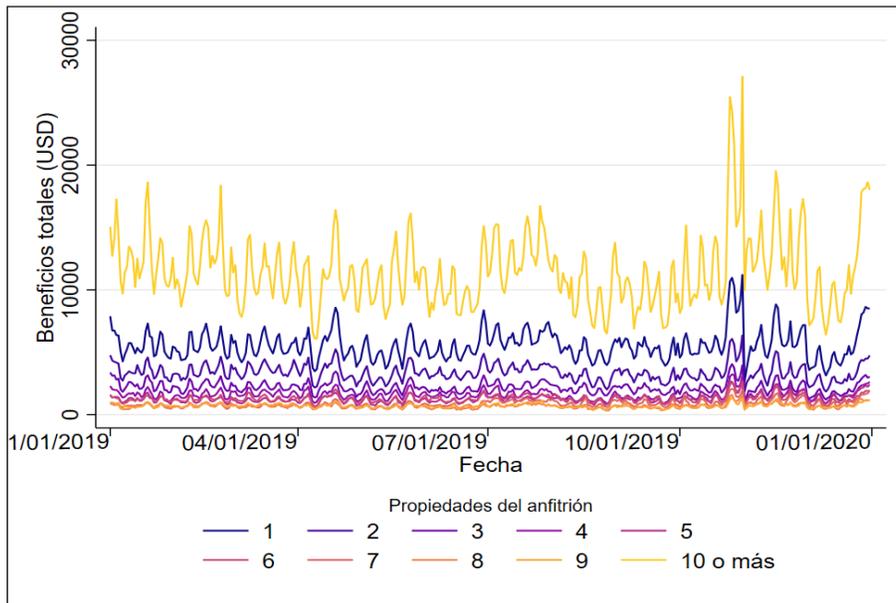
Figura 5.2: Distribución del costo marginal promedio correspondiente a cada alojamiento perteneciente a los anfitriones de Airbnb, por tipo de anfitrión y tipo de alojamiento. Logit con endogeneidad.



Como se ve en la figura 5.3, los anfitriones con más beneficios totales a lo largo del año son los que tienen 10 propiedades o más registradas en la plataforma, cuando se controla por el número de noches de alojamiento rentadas (figura A.14) aún estos anfitriones son los que tienen más beneficios promedio en dólares por alojamiento. Cuando únicamente se

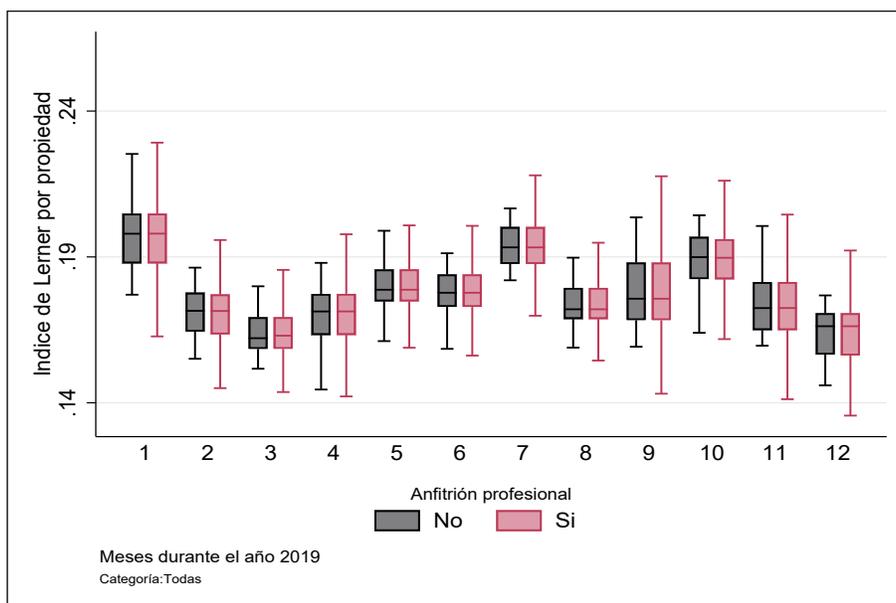
²Es poco creíble considerar a un dueño de un cuarto de hotel como anfitrión no profesional, sin embargo, por la clasificación empleada que implica el número de alojamientos registrados en la plataforma, los anfitriones que únicamente tienen registrado un cuarto de hotel en Airbnb son considerados como no profesionales.

Figura 5.3: Beneficios totales (USD) por propiedades del anfitrión. Logit con endogeneidad.



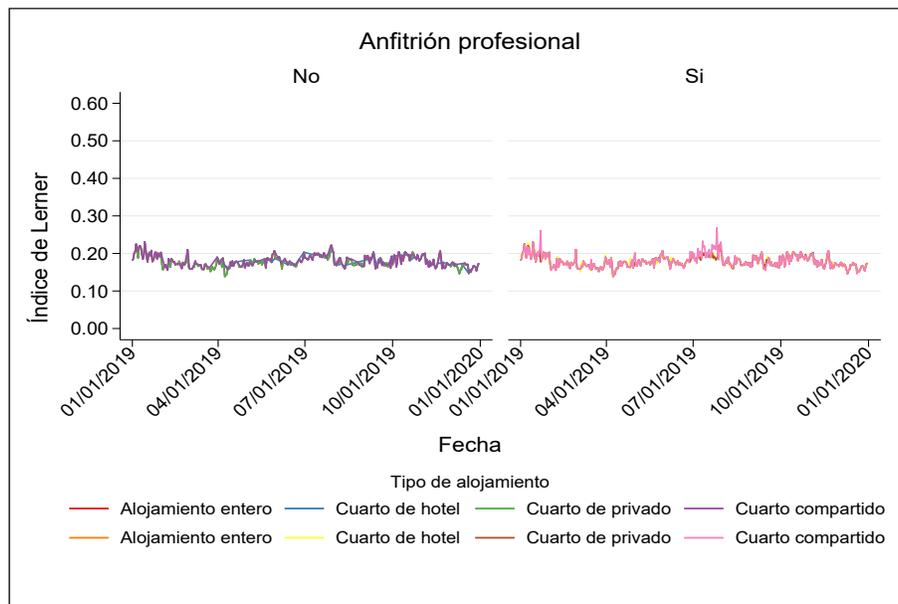
separa por anfitrión profesional y no profesional, los anfitriones profesionales son los que más beneficios tienen (figura A.15) y al controlar por número de noches de alojamientos que rentaron, los profesionales son los que más beneficios en promedio por alojamiento perciben (figura A.16).

Figura 5.4: Distribución del Índice de Lerner correspondiente a cada alojamiento por tipo de anfitrión. Logit con endogeneidad.



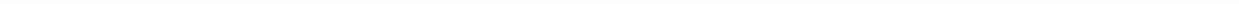
Los costos marginales que se calcularon son la base para estudiar si existe poder de mercado y en qué medida por parte de los anfitriones de Airbnb, se calculó el índice de Lerner³ para cada alojamiento. Separando por tipo de anfitrión, como se puede ver en la figura 5.4, la distribución del índice para ambos tipos de anfitriones tiene un comportamiento bastante similar a lo largo del tiempo.

Figura 5.5: Índice de Lerner promedio correspondiente a cada alojamiento perteneciente a los anfitriones de Airbnb, por tipo de anfitrión y tipo de alojamiento. Logit con endogeneidad.



Nuevamente, para contrastar, separando por tipo de anfitrión y por tipo de alojamiento, cómo se ve en la figura 5.5, vemos como el índice de Lerner oscila alrededor del 0.18 a lo largo del año, lo cual indica que los anfitriones tienen poca influencia en la fijación de precios.

³El índice de Lerner describe el poder de mercado de una empresa. Se calcula como $L = \frac{p-cmg}{cmg}$, valores cercanos a 1 indican un mayor poder de mercado, mientras que valores cercanos a 0 indican que no tiene poder de mercado.



Capítulo 6

Conclusiones

Los modelos de elección discreta son la frontera del conocimiento de la investigación empírica en materia de organización industrial. Utilizar estos modelos brinda evidencia cuantitativa que permite un mejor entendimiento de los mercados, permitiendo calcular costos, beneficios, poder de mercado, disponibilidades a pagar, analizar escenarios contrafactuales, entre otros. La presente investigación es la primera en considerar la heterogeneidad de las preferencias por las características específicas de los alojamientos y en realizar la separación entre anfitriones profesionales y no profesionales y, en particular, es la primera en su tipo para América Latina. En especial, la utilización de un modelo logit de coeficientes aleatorios permite modelar la heterogeneidad de las preferencias de la población.

Los resultados del logit considerando la endogeneidad del precio, para la alcaldía Cuauhtémoc, en la Ciudad de México, indican que existe una ligera mayor disposición a pagar por los alojamientos de los profesionales. También, se muestra que los anfitriones profesionales, y en específico los que tienen 10 alojamientos o más registrados en la plataforma, son los que tienen más beneficios en promedio por noche de alojamiento. Por otro lado, tienen un índice de Lerner promedio aproximadamente de 0.18 a lo largo del año 2019, lo cual indica que los anfitriones de Airbnb tienen poca influencia para la fijación de los precios de los alojamientos. Al separar por tipo de anfitrión no encontramos diferencia significativa en el poder

de mercado que ejercen los anfitriones profesionales y los no profesionales. Esto se mantiene aún si desagregamos a los anfitriones por cantidad de alojamientos de su pertenencia.

Para el modelo logit con coeficientes aleatorios considerando la endogeneidad se obtuvieron las desviaciones estándar de los coeficientes, cuyos valores son extremadamente pequeños; al comparar las disponibilidades a pagar diarias de ambos modelos no se pudo rechazar la hipótesis de que provengan de la misma distribución y además presentaron magnitudes similares. Esta situación puede ser explicada por dos razones, la primera es que la solución del logit con coeficientes aleatorios es muy cercana al logit con endogeneidad, lo cual indicaría que la heterogeneidad en las preferencias tiene un peso mínimo en la función de utilidad del huésped. La segunda alternativa es que esta solución es un máximo local y no un máximo global por la naturaleza no cóncava de la función. Esta situación persistió a pesar de haber probado distintos puntos iniciales y diferentes algoritmos de optimización.

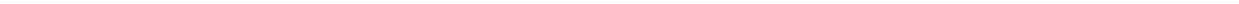
Por lo anterior, para la alcaldía Cuauhtémoc, podemos decir que todos los anfitriones de Airbnb tienen un poder de mercado (bajo) muy similar en la fijación de precios, lo que sugiere que los anfitriones en la plataforma están en igualdad de condiciones obteniendo beneficios positivos por ofertar un alojamiento.

Como se ha mencionado repetidamente a lo largo de la investigación, el principal inconveniente fue el costo computacional. Por lo anterior, se tuvo que limitar el análisis a la delegación Cuauhtémoc y únicamente para el año 2019 (a pesar de que se tenía acceso a la información para todos los años del 2015 al 2021). Por la misma razón, únicamente se utilizaron 5 características observables de los alojamientos y no se pudieron probar distintas distribuciones para modelar las preferencias de los huéspedes por las características de los alojamientos. Otro aspecto relacionado es que únicamente se pudo converger a la solución con el algoritmo Powell.

Al no tener información de la trayectoria de precios de los alojamientos, se tuvo que asumir que los precios a los que se reservó en un día en concreto son los mismos precios

que observaron todos los huéspedes que reservaron para el mismo día. También se hicieron supuestos acerca de la dimensión de la opción externa y el momento en que los consumidores tomaron su elección.

En caso de emplear la información para toda la Ciudad de México, se recomienda incorporar nidos al modelo de coeficientes aleatorios, posiblemente uno por cada alcaldía (o incluso por colonia). Esta modificación está sustentada en la idea de que los anfitriones, al elegir un alojamiento para rentar, buscan en una ubicación específica. Otra potencial modificación al modelo es considerar que los anfitriones toman en cuenta los precios que podrían fijar en el futuro para fijar el precio presente, con lo cual se tendría un modelo de oferta con optimización dinámica. Un último aspecto relevante para explorar es la modelación de escenarios contrafactuales para evaluar potenciales políticas.



Anexos

A1 Anexo estadístico

A1.1 Descripción del mercado

Figura A.1: Número de alojamientos ofertados en la Ciudad de México en Airbnb por tipo de alojamiento durante el año 2019.

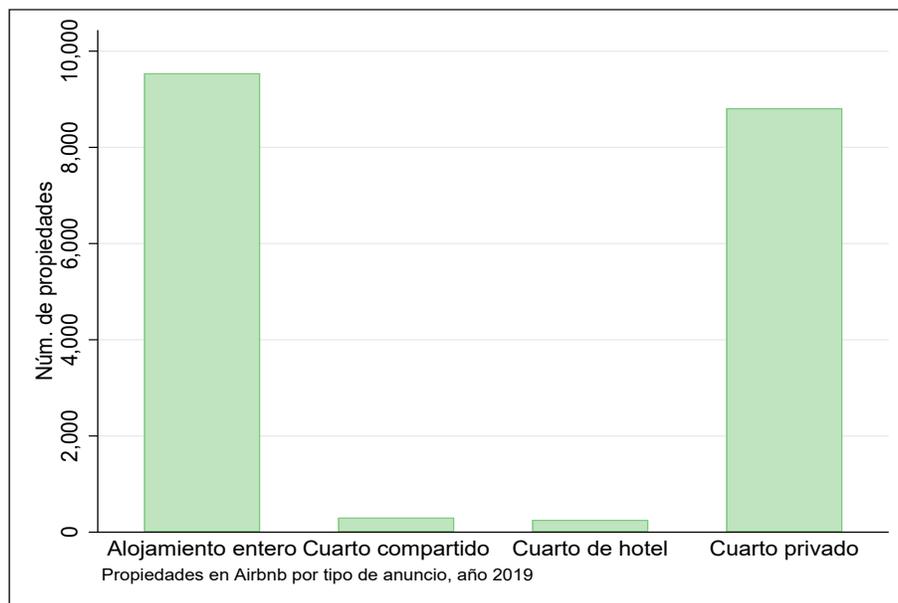


Figura A.2: Densidad de anfitriones registrados en Airbnb en la Ciudad de México por alojamientos pertenecientes a un anfitrión durante el año 2019 por alcaldía

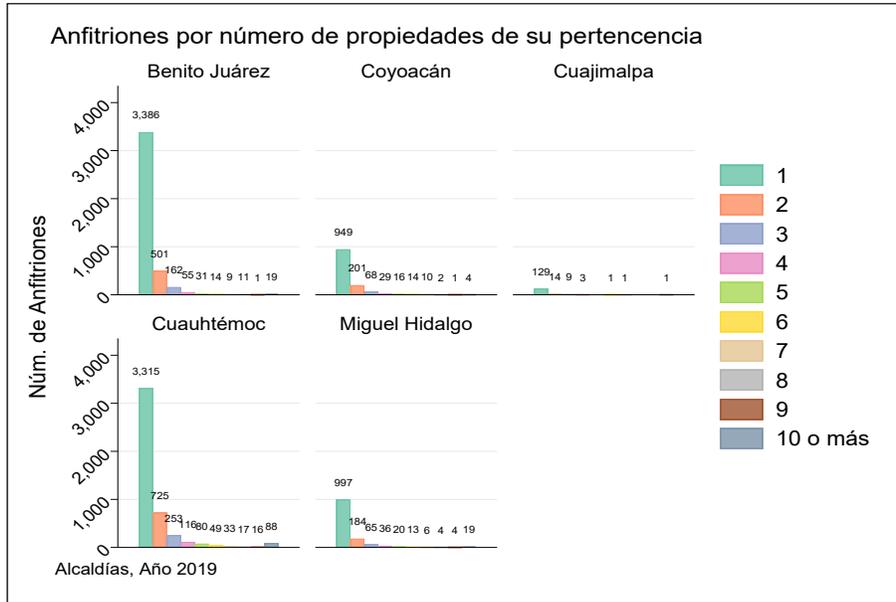


Figura A.3: Número de alojamientos por anfitrión registrado en Airbnb por tipo de alojamiento durante el año 2019 en la alcaldía Cuauhtémoc

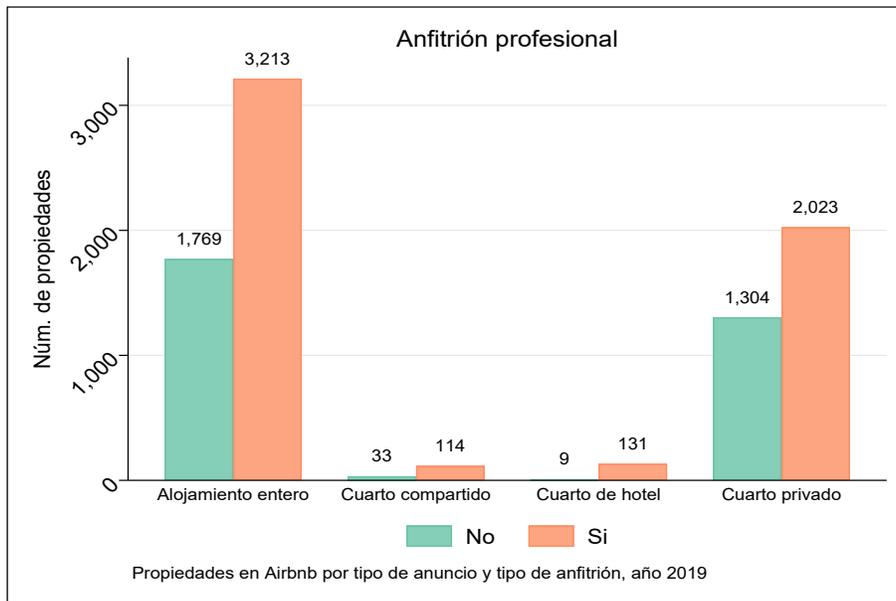


Figura A.4: Número de anfitriones por número de alojamientos de su pertenencia registrados en Airbnb durante el año 2019 en la alcaldía Cuauhtémoc.

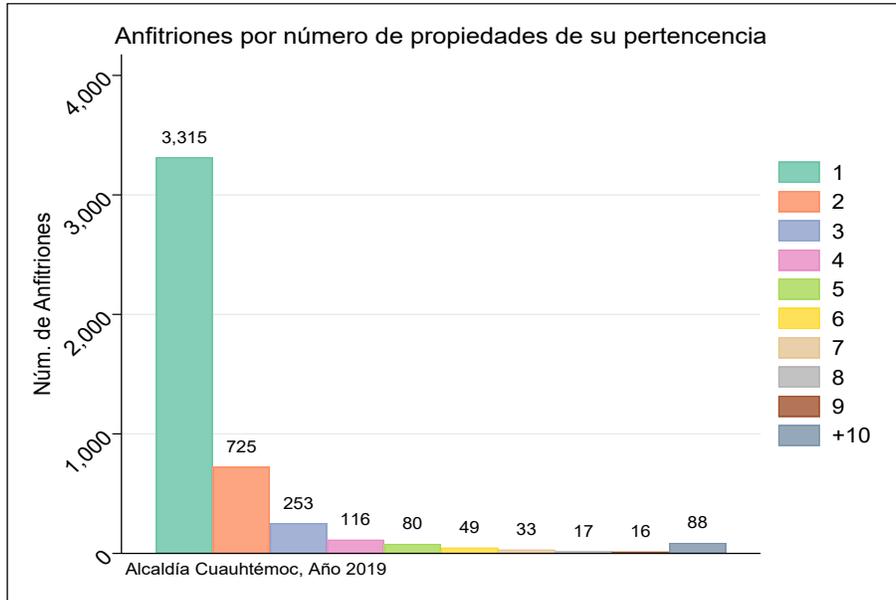


Figura A.5: Precio promedio en dólares de los alojamientos registrados en Airbnb por tipo de alojamiento a lo largo del año 2019 en la alcaldía Cuauhtémoc.

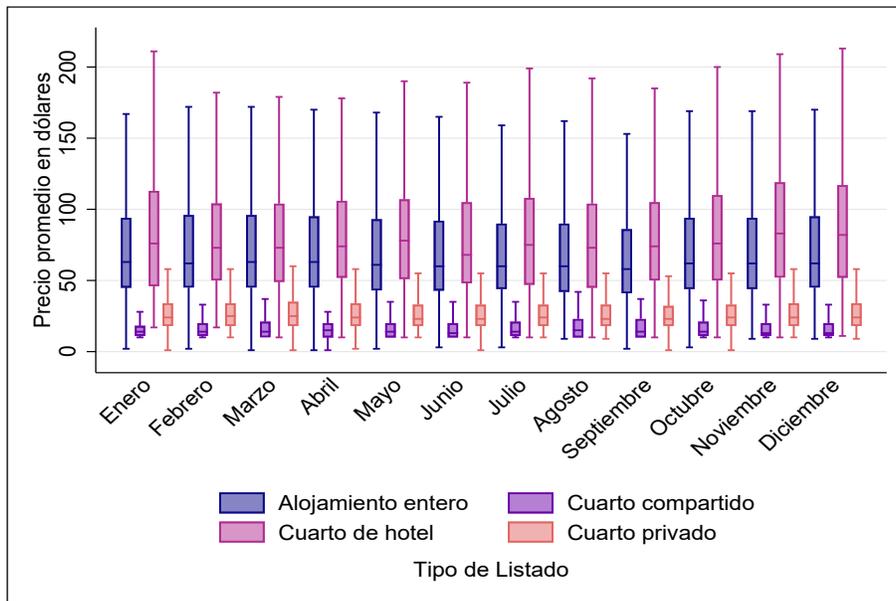


Figura A.6: Precio promedio en dólares de los alojamientos registrados en Airbnb por tipo de anfitrión a lo largo del año 2019 en la alcaldía Cuauhtémoc.

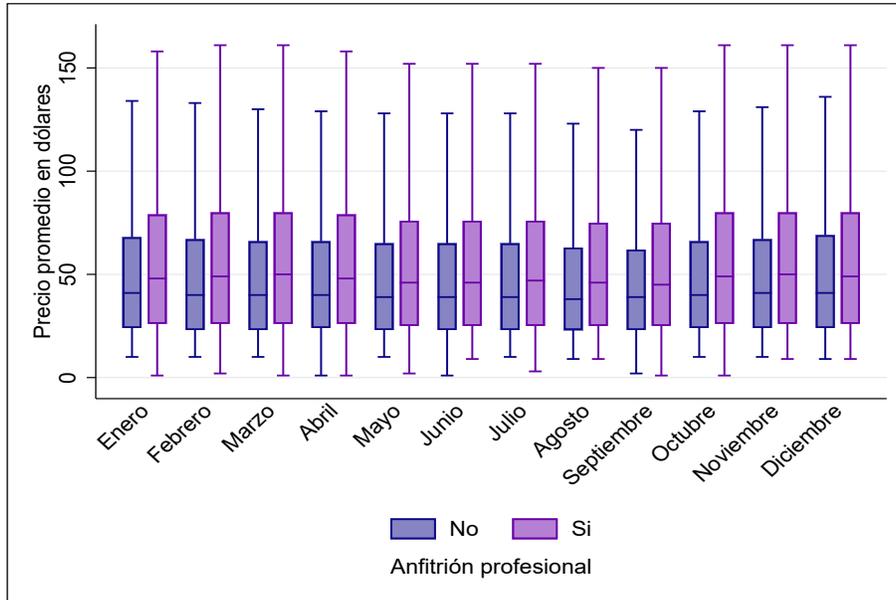


Figura A.7: Precio promedio en dólares de los alojamientos registrados en Airbnb por estatus de disponibilidad a lo largo del año 2019 en la alcaldía Cuauhtémoc.

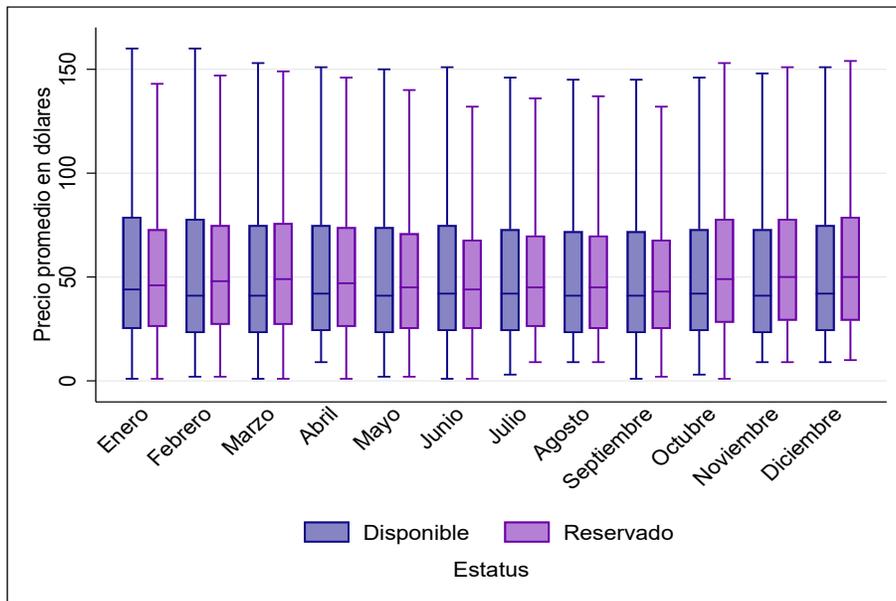


Figura A.8: Número de noches promedio ofertadas por anfitriones profesionales y no profesionales por estatus de disponibilidad a lo largo del año 2019 en la alcaldía Cuauhtémoc.

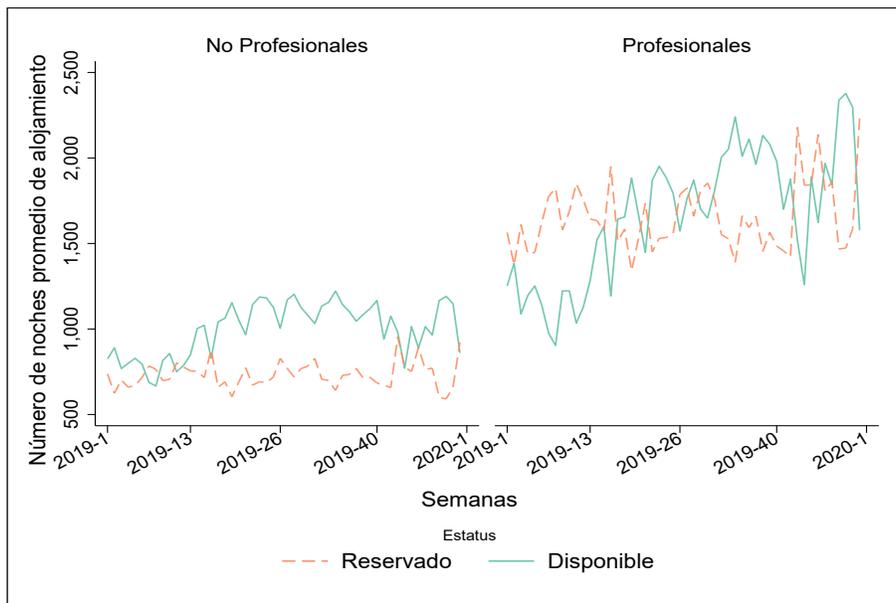


Tabla A.1: Precios en dólares de los alojamientos de Airbnb en 2019 para la Ciudad de México, por alcaldía

	Promedio	S.D	p25	Mediana	p75
Anfitrión profesional					
No	49.36	0.06	18.00	31.00	56.00
Si	66.26	0.07	22.00	41.00	73.00
Alcaldía					
Benito Juarez	40.87	0.06	16.00	25.00	45.00
Coyoacan	39.70	0.10	15.00	25.00	44.00
Cuajimalpa	87.09	0.28	44.00	71.00	116.00
Cuauhtemoc	66.99	0.09	25.00	44.00	74.00
Miguel Hidalgo	89.38	0.18	31.00	56.00	102.00
Estatus					
Disponible	59.67	0.07	20.00	34.00	64.00
Reservado	58.54	0.06	23.00	41.00	68.00
Superhost					
No	59.55	0.06	20.00	36.00	65.00
Si	57.73	0.08	24.00	41.00	67.00
Tipo de Listado					
Alojamiento Entero	83.96	0.08	40.00	58.00	90.00
Cuarto de hotel	99.90	0.67	48.00	75.00	110.00
Cuarto privado	34.10	0.06	16.00	21.00	31.00
Cuarto compartido	24.73	0.13	10.00	14.00	21.00
Total	59.24	0.05	20.00	37.00	65.00

Tabla A.2: (Algunas) Características cualitativas de los alojamientos de Airbnb en 2019 en la Ciudad de México

	Promedio	S.D	p25	Mediana	p75
Característica					
Número de amenidades	18.36	0.06	12.00	17.00	25.00
Máximo de huéspedes	3.09	0.02	2.00	2.00	4.00
Calificación promedio	94.23	0.08	93.00	97.00	100.00

Tabla A.3: Número de alojamientos registrados en Airbnb en 2019 en la alcaldía Cuauhtémoc, por tipo de anfitrión

	Anfitriones por número de alojamientos										Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	más de 10	
Amenidades											
Menos que 17 amenidades	1,570	613	299	176	156	105	67	58	92	592	3,728
Más o igual a 17 amenidades	1,745	837	460	288	244	189	164	78	52	811	4,868
Calificación promedio											
Menor a 95	725	421	210	133	161	107	87	49	58	580	2,531
Más o igual a 95	2,590	1,029	549	331	239	187	144	87	86	823	6,065
Máx. de huéspedes											
Igual o menos de 3 huéspedes	2,154	952	483	268	234	173	128	81	95	714	5,282
Más de 3 huéspedes	1,161	498	276	196	166	121	103	55	49	689	3,314
Tipo de alojamiento											
Alojamiento entero	1,917	733	397	284	248	172	109	92	61	969	4,982
Cuarto compartido	33	21	5	13	10	7	7	1	8	42	147
Cuarto de hotel	9	7	12	7	9	17	13	4	10	52	140
Cuarto privado	1,356	689	345	160	133	98	102	39	65	340	3,327
Total	3,315	1,450	759	464	400	294	231	136	144	1,403	8,596

A1.2 Resultados

A1.2.1 Logit sin considerar endogeneidad del precio

Tabla A.4: Distribución de los coeficientes y errores del logit sin considerar endogeneidad del precio

	Promedio	S.D	p25	Mediana	p75
Coeficientes					
Calificación promedio	-1.34	0.02	-1.61	-1.34	-1.03
Máximo de huéspedes	0.21	0.00	0.18	0.21	0.23
Número de amenidades	0.04	0.00	0.03	0.04	0.04
Número de baños	-1.24	0.02	-1.43	-1.25	-1.04
Precio (USD)	-1.75	0.00	-1.81	-1.76	-1.70
Errores estándar					
Calificación promedio	0.08	0.00	0.08	0.08	0.09
Máximo de huéspedes	0.01	0.00	0.01	0.01	0.01
Número de amenidades	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Número de baños	0.09	0.00	0.08	0.09	0.09
Precio (USD)	0.03	0.00	0.03	0.03	0.03

A1.2.2 Logit con coeficientes aleatorios sin considerar endogeneidad del precio

Tabla A.5: Distribución de los coeficientes promedio y errores del logit con coeficientes aleatorios sin considerar la endogeneidad del precio

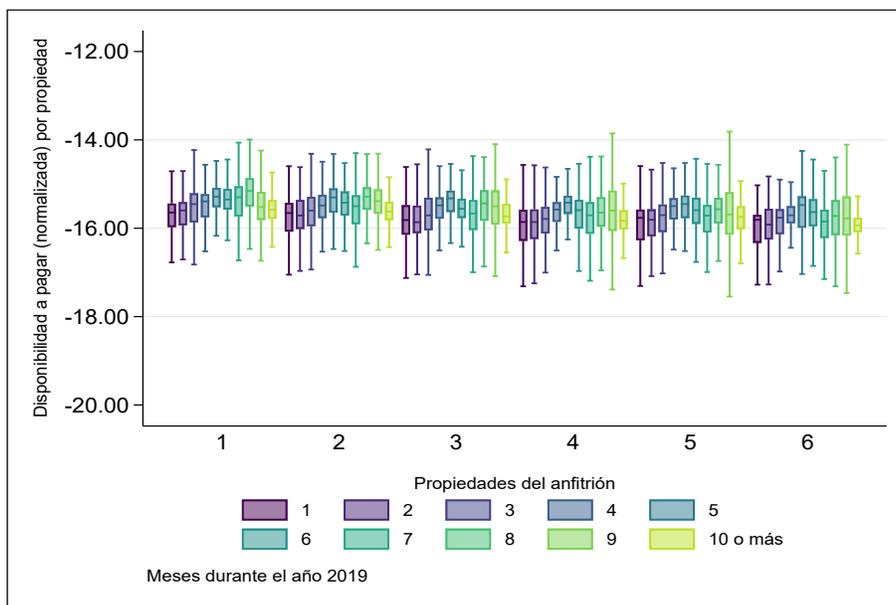
	Promedio	S.D	p25	Mediana	p75
Coeficientes promedio					
Calificación promedio	-1.21	0.03	-1.48	-1.18	-0.87
Máximo de huéspedes	0.18	0.00	0.15	0.18	0.21
Número de amenidades	0.03	0.00	0.02	0.03	0.04
Número de baños	-1.29	0.02	-1.49	-1.27	-1.08
Precio (USD)	-1.80	0.01	-1.85	-1.78	-1.72
Errores estándar					
Calificación promedio	0.11	0.00	0.10	0.11	0.12
Máximo de huéspedes	0.02	0.00	0.02	0.02	0.02
Número de amenidades	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01
Número de baños	0.11	0.00	0.10	0.11	0.12
Precio (USD)	0.04	0.00	0.03	0.03	0.04

Tabla A.6: Distribución de los sigmas y sus errores correspondientes al logit con coeficientes aleatorios sin considerar la endogeneidad del precio

	Promedio	S.D	p25	Mediana	p75
Sigma					
Calificación promedio	0.06	0.01	0.00	0.01	0.06
Máximo de huéspedes	0.05	0.00	0.03	0.05	0.08
Número de amenidades	0.01	0.00	0.00	0.00	0.01
Número de baños	0.10	0.01	0.01	0.04	0.14
Precio (USD)	0.06	0.01	0.00	0.02	0.06
Errores estándar					
Calificación promedio	0.14	0.00	0.14	0.14	0.15
Máximo de huéspedes	0.03	0.00	0.02	0.03	0.03
Número de amenidades	0.01	0.00	0.01	0.01	0.01
Número de baños	0.11	0.00	0.10	0.11	0.11
Precio (USD)	0.04	0.00	0.03	0.04	0.04

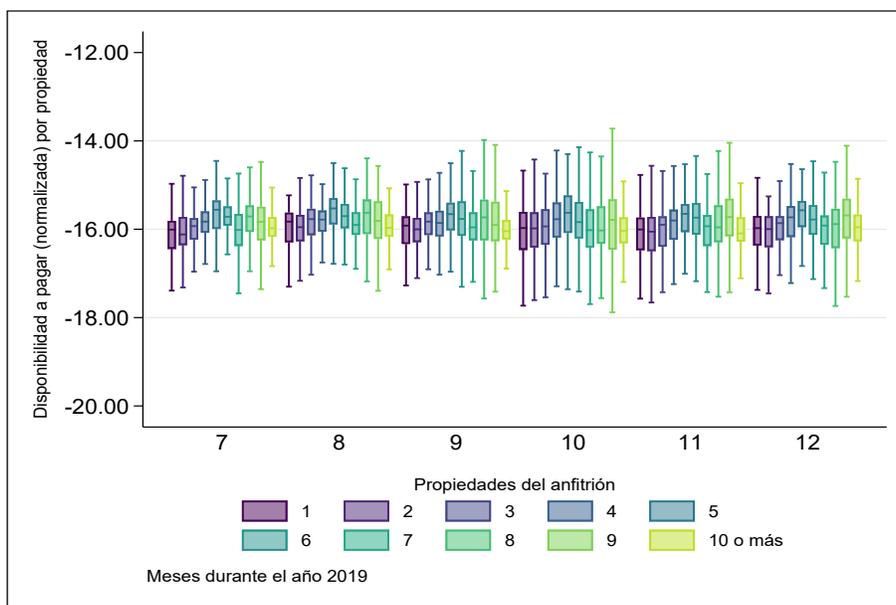
A1.2.3 Logit considerando endogeneidad del precio

Figura A.9: Disponibilidad a pagar (normalizada) por los alojamientos pertenecientes a los anfitriones de Airbnb, por cantidad de alojamientos por anfitrión(1.^a parte). Logit con endogeneidad.



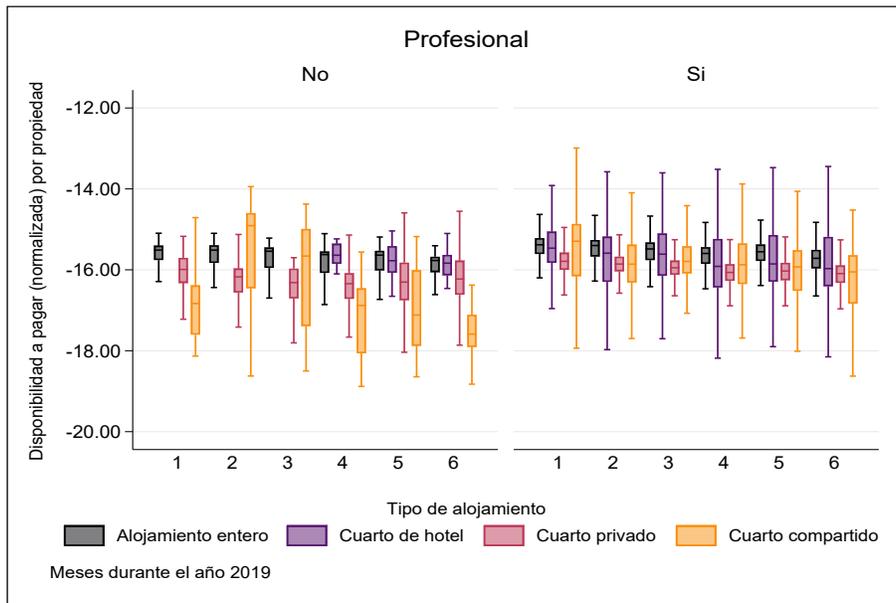
Es la disponibilidad a pagar por rentar un alojamiento respecto a optar por la opción externa.

Figura A.10: Disponibilidad a pagar (normalizada) por los alojamientos pertenecientes a los anfitriones de Airbnb, por cantidad de propiedades por anfitrión(2.^a parte). Logit con endogeneidad.



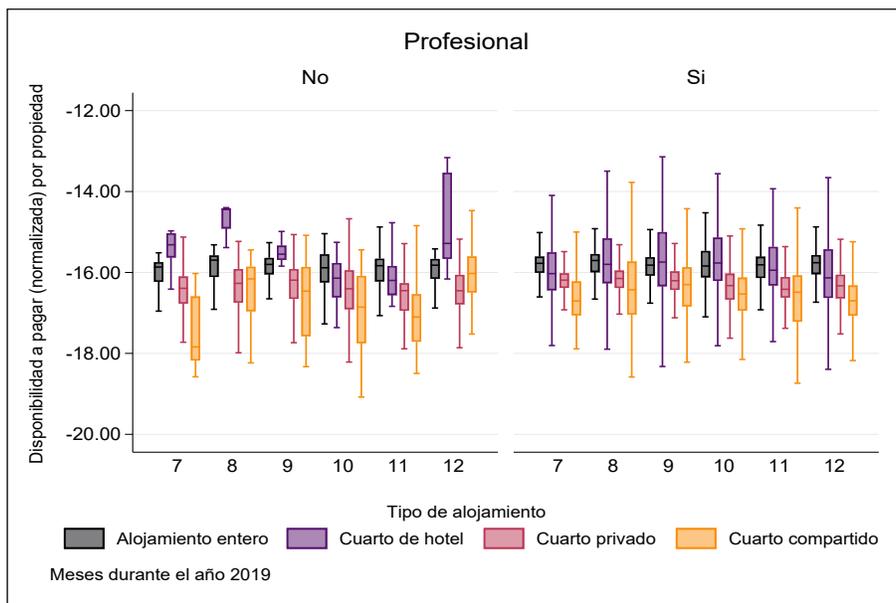
Es la disponibilidad a pagar por rentar un alojamiento respecto a optar por la opción externa.

Figura A.11: Disponibilidad a pagar (normalizada) por rentar un alojamiento en Airbnb, por tipo de anfitrión y por tipo de alojamiento(1.^a parte). Logit con endogeneidad.



Es la disponibilidad a pagar por rentar un alojamiento respecto a optar por la opción externa.

Figura A.12: Disponibilidad a pagar (normalizada) por rentar un alojamiento en Airbnb, por tipo de anfitrión y por tipo de alojamiento, por cantidad de alojamientos por anfitrión(2.^a parte). Logit con endogeneidad.



Es la disponibilidad a pagar por rentar un alojamiento respecto a optar por la opción externa.

Figura A.13: Distribución de los costos marginales de los alojamientos por tipo de anfitrión. Logit con endogeneidad.

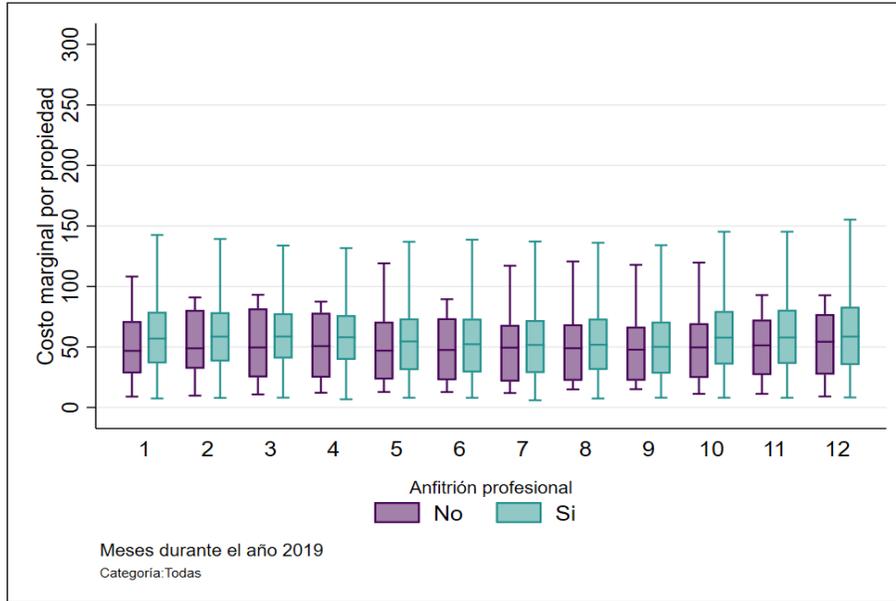


Figura A.14: Beneficios promedio (USD) por propiedades del anfitrión. Logit con endogeneidad.

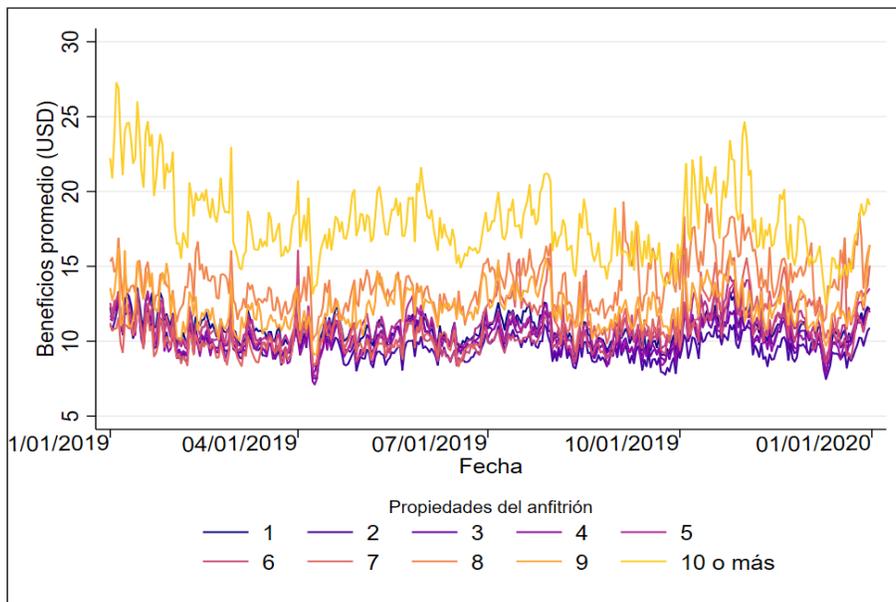


Figura A.15: Beneficios totales (USD) por propiedades del anfitrión. Logit con endogeneidad.

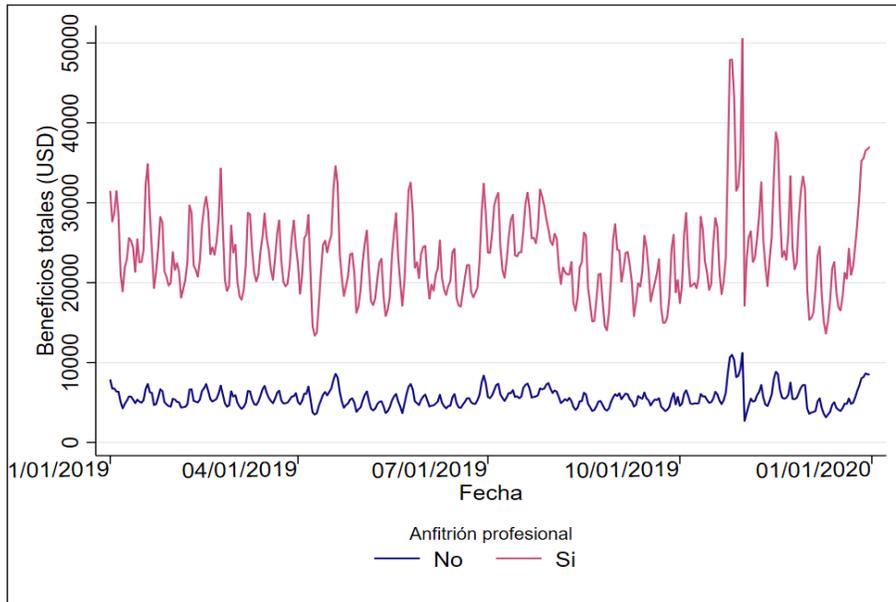


Figura A.16: Beneficios promedio (USD) por propiedades del anfitrión. Logit con endogeneidad.

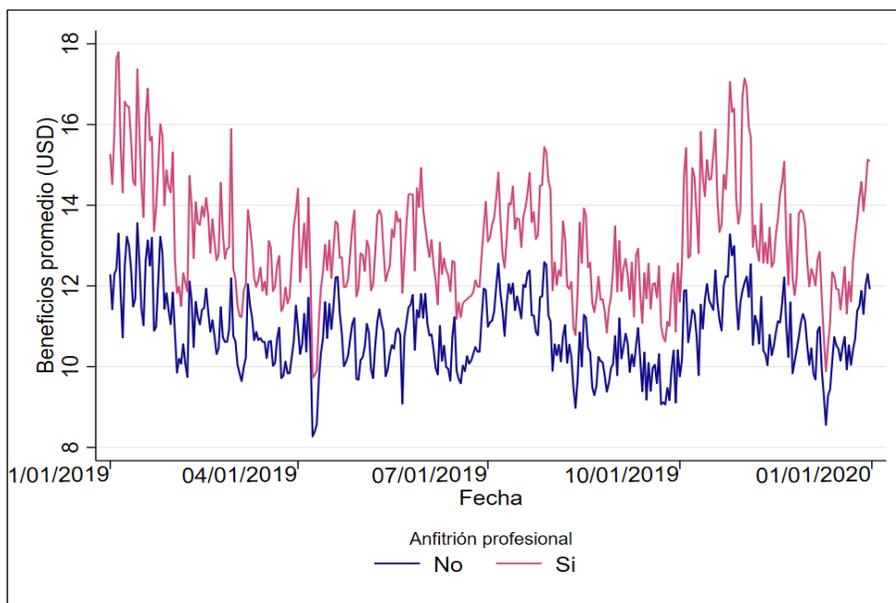


Figura A.17: Distribución del Índice de Lerner correspondiente a cada alojamiento por tipo de anfitrión, suponiendo que cada alojamiento pertenece a un anfitrión distinto. Logit con endogeneidad.

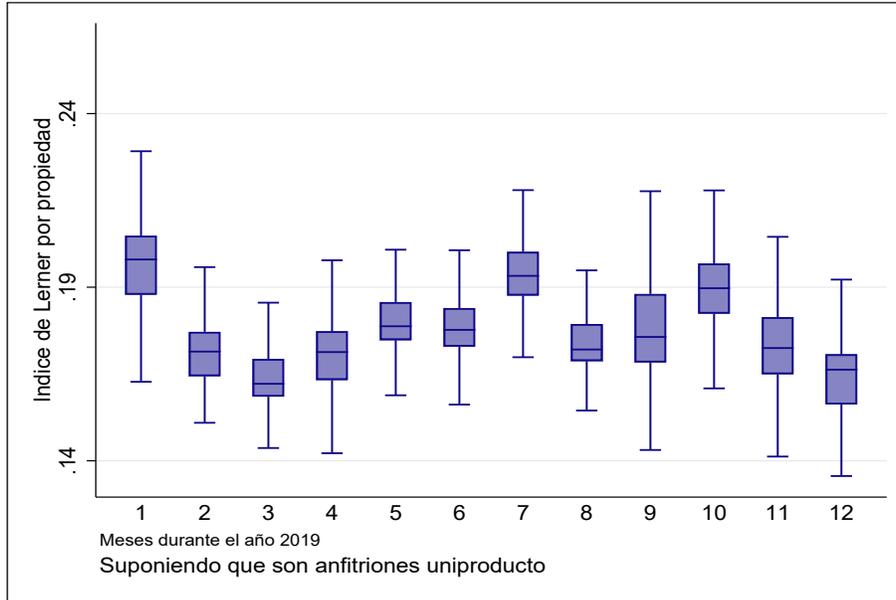


Figura A.18: Distribución del Índice de Lerner correspondiente a cada alojamiento perteneciente a los anfitriones de Airbnb, por cantidad de alojamientos del anfitrión (1.ª parte). Logit con endogeneidad.

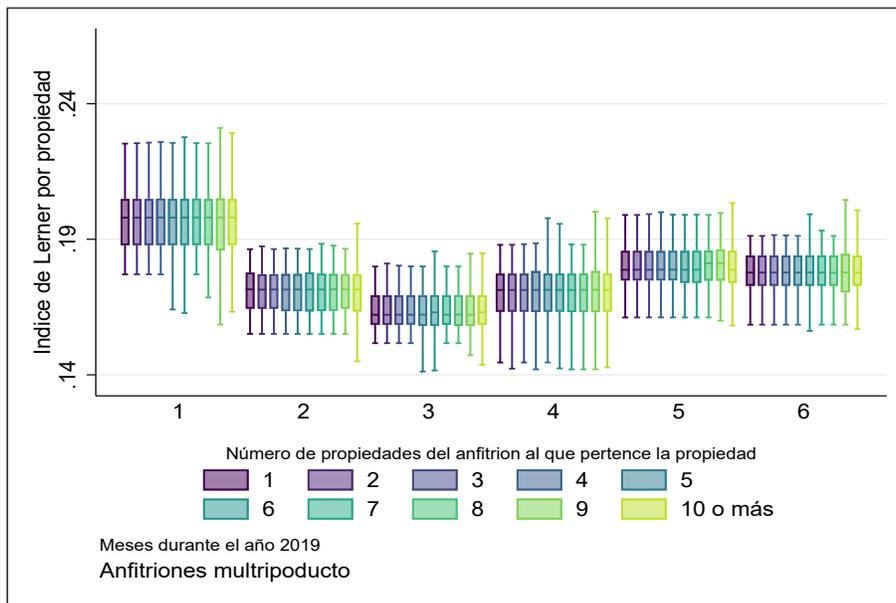
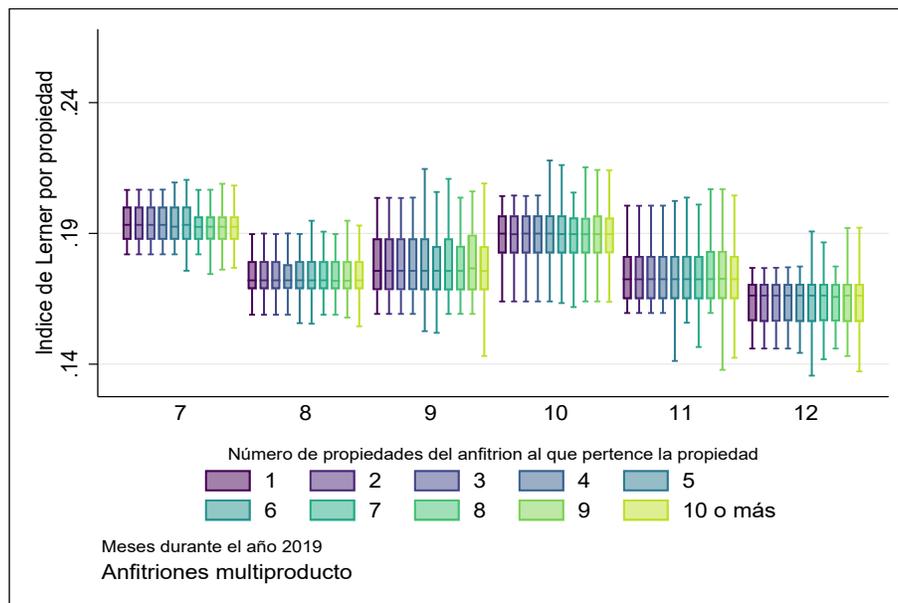


Figura A.19: Distribución del Índice de Lerner correspondiente a cada alojamiento perteneciente a los anfitriones de Airbnb, por cantidad de alojamientos del anfitrión (2.^a parte). Logit con endogeneidad.



A2 Anexo matemático

A2.1 Derivaciones de las probabilidades de elección

A2.1.1 Logit con endogeneidad

Denotamos la probabilidad de elección h_{njt} de un alojamiento de la categoría j , para el modelo logit condicional que considera el problema de endogeneidad, con la siguiente expresión:

$$h_{njt}(\delta, p, \vec{x}) = \left[\frac{e^{\delta_{jt}}}{1 + \sum_i e^{\delta_{it}}} \right] \quad (\text{A.1})$$

Cuya derivada respecto al precio del alojamiento de la categoría j es:

$$\begin{aligned} \frac{d [h_{njt}(\delta, p, \vec{x})]}{dp_{jt}} &= \\ \frac{d}{dp_{jt}} \left[\frac{e^{\delta_{jt}}}{1 + \sum_i e^{\delta_{it}}} \right] &= \frac{1}{1 + \sum_i e^{\delta_{it}}} \frac{de^{\delta_{jt}}}{dp_{jt}} + e^{\delta_{jt}} \frac{d}{dp_{jt}} \left[\frac{1}{1 + \sum_i e^{\delta_{it}}} \right] \\ &= \frac{1}{1 + \sum_i e^{\delta_{it}}} \left[-e^{\delta_{jt}} \frac{\alpha_t}{p_{jt}} \right] + e^{\delta_{jt}} \left[-\frac{1}{(1 + \sum_i e^{\delta_{it}})^2} e^{\delta_{jt}} \left(-\frac{\alpha_t}{p_{jt}} \right) \right] \\ &= -\frac{\alpha_t}{p_{jt}} h_{njt} + \frac{\alpha_t}{p_{jt}} (h_{njt})^2 \\ &= \frac{\alpha_t}{p_{jt}} (h_{njt}) (h_{njt} - 1) \\ &= -\frac{\alpha_t}{p_{jt}} (h_{njt}) (1 - h_{njt}) \end{aligned} \quad (\text{A.2})$$

La derivada de la expresión (A.1) respecto al precio del alojamiento de la categoría i , $i \neq j$, es:

$$\begin{aligned}
\frac{d[h_{nit}(\delta, p, \vec{x})]}{dp_{jt}} &= \\
\frac{d}{dp_{jt}} \left[\frac{e^{\delta_{it}}}{1 + \sum_i e^{\delta_{it}}} \right] &= e^{\delta_{it}} \frac{d}{dp_{jt}} \left[\frac{1}{1 + \sum_i e^{\delta_{it}}} \right] \\
&= e^{\delta_{it}} \left[-\frac{1}{(1 + \sum_i e^{\delta_{it}})^2} e^{\delta_{jt}} \left(-\frac{\alpha_t}{p_{jt}} \right) \right] \\
&= \frac{\alpha_t}{p_{jt}} (h_{njt}) (h_{nit})
\end{aligned} \tag{A.3}$$

A2.1.2 Logit con coeficientes aleatorios con endogeneidad

Para el modelo con coeficientes aleatorios, estas derivadas son ligeramente distintas. De manera análoga al resultado (A.2), la derivada de la probabilidad de elección g_{njt} condicional, la expresión (4.6), respecto al precio de un alojamiento de la categoría j es:

$$\frac{d[g_{njt}]}{dp_{jt}} = -\frac{1}{p_{jt}} [\alpha_t - \sigma_{pt}\nu_{pt}] (g_{njt}) (1 - g_{njt}) \tag{A.4}$$

Por otro lado, similar al resultado (A.3), la derivada de la probabilidad de elección g_{njt} condicional, la expresión (4.6), respecto al precio de un alojamiento de la categoría i , $i \neq j$, es:

$$\frac{d[g_{nit}]}{dp_{jt}} = \frac{1}{p_{jt}} [\alpha_t - \sigma_{pt}\nu_{pt}] (g_{njt}) (g_{nit}) \tag{A.5}$$

La derivada de la expresión (4.7) respecto del precio del alojamiento de la categoría j , $\frac{ds_{njt}}{dp_{jt}}$, por su estructura, puede ser obtenida mediante la Regla de Leibniz. Cabe recordar que al considerarse que F es una distribución normal multivariada, sus límites de integración van desde $-\infty$ hasta $+\infty$.

$$\frac{ds_{njt}}{dp_{jt}} = \frac{d}{dp_{jt}} \left[\int_{\tilde{\gamma}_1} \cdots \int_{\tilde{\gamma}_{K+1}} g_{njt} F(d\tilde{\gamma}|\sigma) \right]$$

Aplicando la regla de leibniz:

$$\Rightarrow \int_{\tilde{\gamma}_1} \cdots \int_{\tilde{\gamma}_{K+1}} \frac{dg_{njt}}{dp_{jt}} F(d\tilde{\gamma}|\sigma) \quad (\text{A.6})$$

De manera análoga, se puede obtener $\frac{ds_{nit}}{dp_{jt}}$:

$$\frac{ds_{nit}}{dp_{jt}} = \frac{d}{dp_{jt}} \left[\int_{\tilde{\gamma}_1} \cdots \int_{\tilde{\gamma}_{K+1}} g_{nit} F(d\tilde{\gamma}|\sigma) \right]$$

Aplicando la regla de leibniz:

$$\Rightarrow \int_{\tilde{\gamma}_1} \cdots \int_{\tilde{\gamma}_{K+1}} \frac{dg_{nit}}{dp_{jt}} F(d\tilde{\gamma}|\sigma)$$

A2.2 Demostración de la ecuación (4.10)

A2.2.1 Logit con coeficientes aleatorios con endogeneidad

La condición de primer orden de la ecuación (4.8) es la siguiente:

$$\begin{aligned}\pi_t^\omega &= \sum_{jt} [(p_{jt} - c_{jt})\psi_{jt}] \\ \frac{d\pi_t^\omega}{dp_{jt}} &= \sum_{jt} \left[\psi_{jt} + (p_{jt} - c_{jt}) \frac{d\psi_{jt}}{dp_{jt}} \right] + \sum_{it \neq jt} \left[(p_{it} - c_{it}) \frac{d\psi_{it}}{dp_{jt}} \right] = 0\end{aligned}\quad (\text{A.7})$$

Para tener la expresión completa, primero, se calcula la derivada de la probabilidad de elección del alojamiento de la categoría j respecto al precio de la categoría j .

$$\begin{aligned}\frac{d\psi_{jt}}{dp_{jt}} &= \frac{d}{dp_{jt}} \left(1 - \prod_{n \in \mathcal{N}_t} (1 - s_{njt}) \right) \\ \frac{d\psi_{jt}}{dp_{jt}} &= -\frac{d}{dp_{jt}} \left(\prod_{n \in \mathcal{N}_t} (1 - s_{njt}) \right) \\ \frac{d\psi_{jt}}{dp_{jt}} &= -\sum_{n \in \mathcal{N}_t} \frac{d}{dp_{jt}} (1 - s_{njt}) \left(\prod_{(k \neq n) \in \mathcal{N}_t} (1 - s_{kjt}) \right) \\ \frac{d\psi_{jt}}{dp_{jt}} &= \sum_{n \in \mathcal{N}_t} \frac{ds_{njt}}{dp_{jt}} \left(\prod_{(k \neq n) \in \mathcal{N}_t} (1 - s_{kjt}) \right)\end{aligned}\quad (\text{A.8})$$

Posteriormente, se calcula la derivada de que el alojamiento de la categoría j se rente respecto al precio de la categoría i , $i \neq j$, donde i y j pertenecen al mismo anfitrión ω .

$$\begin{aligned}
\frac{d\psi_{it}}{dp_{jt}} &= \frac{d}{dp_{jt}} \left(1 - \prod_{n \in \mathcal{N}_t} (1 - s_{nit}) \right) \\
\frac{d\psi_{it}}{dp_{jt}} &= -\frac{d}{dp_{jt}} \left(\prod_{n \in \mathcal{N}_t} (1 - s_{nit}) \right) \\
\frac{d\psi_{it}}{dp_{jt}} &= -\sum_{n \in \mathcal{N}_t} \frac{d}{dp_{jt}} (1 - s_{nit}) \left(\prod_{(k \neq n) \in \mathcal{N}_t} (1 - s_{kit}) \right) \\
\frac{d\psi_{it}}{dp_{jt}} &= \sum_{n \in \mathcal{N}_t} \frac{ds_{nit}}{dp_{jt}} \left(\prod_{(k \neq n) \in \mathcal{N}_t} (1 - s_{kit}) \right)
\end{aligned} \tag{A.9}$$

A2.2.2 Logit con endogeneidad

Los casos particulares de las derivadas (A.8) y (A.9) para el logit con endogeneidad son los siguientes:

$$\frac{d\psi_{jt}}{dp_{jt}} = \sum_{n \in \mathcal{N}_t} \frac{dh_{njt}}{dp_{jt}} \left(\prod_{(k \neq n) \in \mathcal{N}_t} (1 - h_{kjt}) \right) \tag{A.10}$$

$$\frac{d\psi_{it}}{dp_{jt}} = \sum_{n \in \mathcal{N}_t} \frac{dh_{nit}}{dp_{jt}} \left(\prod_{(k \neq n) \in \mathcal{N}_t} (1 - h_{kit}) \right) \tag{A.11}$$

Bibliografía

- Abrate, G., Sainaghi, R., & Mauri, A. G. (2022). Dynamic pricing in Airbnb: Individual versus professional hosts. *Journal of Business Research*, 141(100), 191-199. <https://EconPapers.repec.org/RePEc:eee:jbrese:v:141:y:2022:i:c:p:191-199>
- Banco de México. (2021). *El Mercado de Propiedades Residenciales de Alquiler Temporal en México* (inf. téc.).
- Berry, S., Levinsohn, J., & Pakes, A. (1995). Automobile Prices in Market Equilibrium. *Econometrica*, 63(4), 841-890. <http://www.jstor.org/stable/2171802>
- Berry, S. T., & Haile, P. A. (2021). *Foundations of Demand Estimation* (Working Paper N.º 29305). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w29305>
- Bradbury, J., Frostig, R., Hawkins, P., Johnson, M. J., Leary, C., Maclaurin, D., Necula, G., Paszke, A., VanderPlas, J., Wanderman-Milne, S., & Zhang, Q. (2018). *JAX: composable transformations of Python+NumPy programs* (Ver. 0.2.5). <http://github.com/google/jax>
- Calder-Wang, S. (2021). The Distributional Impact of the Sharing Economy on the Housing Market. *Social Science Research Network*, 64. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3908062>
- Chen, H. S., Chen, Y., & He, Y. (2021). Does terrorism impact on the peer-to-peer accommodation market? Empirical evidence from Airbnb in Paris. *Current Issues in Tourism*, 24(13), 1781-1791. <https://doi.org/10.1080/13683500.2020.1784105>

-
- Conlon, C., & Gortmaker, J. (2020). Best practices for differentiated products demand estimation with PyBLP. *RAND Journal of Economics*, 51(4), 1108-1161. <https://doi.org/10.1111/1756-2171.12352>
- de Oca, Á. M. M., Favà, J. S., & Gay, A. L. (2018). El auge de Airbnb en la Ciudad de México : implicaciones espaciales y sociodemográficas. <http://www.recercat.cat/handle/2072/510837>
- Einav, L., Farronato, C., & Levin, J. (2016). Peer-to-Peer Markets. *Annual Review of Economics*, 8(1), 615-635. <https://doi.org/10.3386/w21496>
- Farhoodi, A. (2021). Democratizing the Opportunities: Who Benefits from the Airbnb Market? *Social Science Research Network*, 48. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3480518>
- Farronato, C., & Fradkin, A. (2021). The Welfare Effects of Peer Entry in the Accommodation Market: The Case of Airbnb. <https://doi.org/10.3386/w24361>
- Gandhi, A., & Houde, J.-F. (2019). *Measuring Substitution Patterns in Differentiated-Products Industries* (Working Paper N.º 26375). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w26375>
- Gandhi, A., & Nevo, A. (2021). *Empirical Models of Demand and Supply in Differentiated Products Industries* (Working Paper N.º 29257). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w29257>
- Goolsbee, A., & Petrin, A. (2004). The Consumer Gains from Direct Broadcast Satellites and the Competition with Cable TV. *Econometrica*, 72, 351-381. <https://doi.org/10.1111/j.1468-0262.2004.00494.x>
- Harris, C. R., Millman, K. J., van der Walt, S. J., Gommers, R., Virtanen, P., Cournapeau, D., Wieser, E., Taylor, J., Berg, S., Smith, N. J., Kern, R., Picus, M., Hoyer, S., van Kerkwijk, M. H., Brett, M., Haldane, A., del Río, J. F., Wiebe, M., Peterson, P., ... Oliphant, T. E. (2020). Array programming with NumPy. *Nature*, 585(7825), 357-362. <https://doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2>

-
- Heiss, F., & Winschel, V. (2008). Likelihood approximation by numerical integration on sparse grids. *Journal of Econometrics*, 144(1), 62-80. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2007.12.004>
- Judd, K. L., & Skrainka, B. (2011). *High performance quadrature rules: How numerical integration affects a popular model of product differentiation* (cemmap working paper CWP03/11). London, Centre for Microdata Methods; Practice (cemmap). <https://doi.org/10.1920/wp.cem.2011.0311>
- Leoni, V. (2020). Three essays on peer-to-peer markets: the case of Airbnb.
- López Tamayo, D. A., & Ramírez Álvarez, A. A. (2021). *Análisis de Precios Hedónicos para Airbnb en la CDMX* (Serie documentos de trabajo del Centro de Estudios Económicos). El Colegio de México, Centro de Estudios Económicos. <https://EconPapers.repec.org/RePEc:emx:ceedoc:2021-07>
- Nevo, A. (2001). Measuring Market Power in the Ready-to-Eat Cereal Industry. *Econometrica*, 69(2), 307-42. <https://EconPapers.repec.org/RePEc:ecm:emetrp:v:69:y:2001:i:2:p:307-42>
- ONU. (2019). *Plataformas digitales y creación de valor en los países en desarrollo: repercusiones en las políticas nacionales e internacionales* (inf. téc.). https://unctad.org/system/files/official-document/tdb_ed4d2_es.pdf
- Pan, Q. (2020). Studies of the Airbnb Peer-To-Peer Platform.
- Petrin, A. (2002). Quantifying the Benefits of New Products: The Case of the Minivan. *Journal of Political Economy*, 110(4), 705-729. <https://EconPapers.repec.org/RePEc:ucp:jpolec:v:110:y:2002:i:4:p:705-729>
- Ruiz-Correa, S., Ruiz-Correa, I., Olmos-Carrillo, C., Rendón-Huerta, F. A., Ramirez-Salazar, B., Nguyen, L. S., & Gatica-Perez, D. (2019). Mi Casa Es Su Casa? Examining Airbnb Hospitality Exchange Practices in a Developing Economy. *Trans. Soc. Comput.*, 2(1). <https://doi.org/10.1145/3299817>

-
- Schäfer, M., & Tran, K. D. (2020). *Airbnb, Hotels, and Localized Competition* (Discussion Papers of DIW Berlin N.º 1889). DIW Berlin, German Institute for Economic Research. <https://ideas.repec.org/p/diw/diwwpp/dp1889.html>
- Smolyak, S. (1963). Quadrature and Interpolation Formulas for Tensor Products of Certain Classes of Functions. *Soviet Mathematics Doklady*, 4.
- Train, K. (2009). *Discrete Choice Methods with Simulation*. Cambridge University Press. <https://EconPapers.repec.org/RePEc:cup:cbooks:9780521766555>
- Train, K., & Winston, C. (2007). VEHICLE CHOICE BEHAVIOR AND THE DECLINING MARKET SHARE OF U.S. AUTOMAKERS. *International Economic Review*, 48(4), 1469-1496. <https://EconPapers.repec.org/RePEc:ier:iecrev:v:48:y:2007:i:4:p:1469-1496>

Índice de cuadros

5.1	Distribución de los coeficientes y errores del logit considerando endogeneidad del precio	30
5.2	Distribución de los coeficientes promedio y sigmas del logit con coeficientes aleatorios considerando la endogeneidad del precio	31
5.3	Comparación de la distribución de los deltas entre modelos	32
A.1	Precios en dólares de los alojamientos de Airbnb en 2019 para la Ciudad de México, por alcaldía	46
A.2	(Algunas) Características cualitativas de los alojamientos de Airbnb en 2019 en la Ciudad de México	46
A.3	Número de alojamientos registrados en Airbnb en 2019 en la alcaldía Cuauhtémoc, por tipo de anfitrión	47
A.4	Distribución de los coeficientes y errores del logit sin considerar endogeneidad del precio	48
A.5	Distribución de los coeficientes promedio y errores del logit con coeficientes aleatorios sin considerar la endogeneidad del precio	48
A.6	Distribución de los sigmas y sus errores correspondientes al logit con coeficientes aleatorios sin considerar la endogeneidad del precio	49

Índice de figuras

3.1	Propiedades únicas ofertadas en la Ciudad de México en la plataforma de Airbnb durante el año 2019 por alcaldía	16
3.2	Noches promedio de alojamiento ofertadas en la plataforma de Airbnb durante el año 2019 por alcaldía	17
3.3	Precio promedio de alojamiento de los alojamientos ofertados en la plataforma de Airbnb durante el año 2019 por alcaldía	17
5.1	Disponibilidad a pagar (normalizada) por las propiedades pertenecientes a los no profesionales y a profesionales. Logit con endogeneidad.	31
5.2	Distribución del costo marginal promedio correspondiente a cada alojamiento perteneciente a los anfitriones de Airbnb, por tipo de anfitrión y tipo de alojamiento. Logit con endogeneidad.	33
5.3	Beneficios totales (USD) por propiedades del anfitrión. Logit con endogeneidad.	34
5.4	Distribución del Índice de Lerner correspondiente a cada alojamiento por tipo de anfitrión. Logit con endogeneidad.	34
5.5	Índice de Lerner promedio correspondiente a cada alojamiento perteneciente a los anfitriones de Airbnb, por tipo de anfitrión y tipo de alojamiento. Logit con endogeneidad.	35
A.1	Número de alojamientos ofertados en la Ciudad de México en Airbnb por tipo de alojamiento durante el año 2019.	41
A.2	Densidad de anfitriones registrados en Airbnb en la Ciudad de México por alojamientos pertenecientes a un anfitrión durante el año 2019 por alcaldía	42

A.3	Número de alojamientos por anfitrión registrado en Airbnb por tipo de alojamiento durante el año 2019 en la alcaldía Cuauhtémoc	42
A.4	Número de anfitriones por número de alojamientos de su pertenecía registrados en Airbnb durante el año 2019 en la alcaldía Cuauhtémoc.	43
A.5	Precio promedio en dólares de los alojamientos registrados en Airbnb por tipo de alojamiento a lo largo del año 2019 en la alcaldía Cuauhtémoc.	43
A.6	Precio promedio en dólares de los alojamientos registrados en Airbnb por tipo de anfitrión a lo largo del año 2019 en la alcaldía Cuauhtémoc.	44
A.7	Precio promedio en dólares de los alojamientos registrados en Airbnb por estatus de disponibilidad a lo largo del año 2019 en la alcaldía Cuauhtémoc.	44
A.8	Número de noches promedio ofertadas por anfitriones profesionales y no profesionales por estatus de disponibilidad a lo largo del año 2019 en la alcaldía Cuauhtémoc.	45
A.9	Disponibilidad a pagar (normalizada) por los alojamientos pertenecientes a los anfitriones de Airbnb, por cantidad de alojamientos por anfitrión(1. ^a parte). Logit con endogeneidad.	50
A.10	Disponibilidad a pagar (normalizada) por los alojamientos pertenecientes a los anfitriones de Airbnb, por cantidad de propiedades por anfitrión(2. ^a parte). Logit con endogeneidad.	50
A.11	Disponibilidad a pagar (normalizada) por rentar un alojamiento en Airbnb, por tipo de anfitrión y por tipo de alojamiento(1. ^a parte). Logit con endogeneidad.	51
A.12	Disponibilidad a pagar (normalizada) por rentar un alojamiento en Airbnb, por tipo de anfitrión y por tipo de alojamiento, por cantidad de alojamientos por anfitrión(2. ^a parte). Logit con endogeneidad.	51
A.13	Distribución de los costos marginales de los alojamientos por tipo de anfitrión. Logit con endogeneidad.	52

A.14 Beneficios promedio (USD) por propiedades del anfitrión. Logit con endogeneidad.	52
A.15 Beneficios totales (USD) por propiedades del anfitrión. Logit con endogeneidad.	53
A.16 Beneficios promedio (USD) por propiedades del anfitrión. Logit con endogeneidad.	53
A.17 Distribución del Índice de Lerner correspondiente a cada alojamiento por tipo de anfitrión, suponiendo que cada alojamiento pertenece a un anfitrión distinto. Logit con endogeneidad.	54
A.18 Distribución del Índice de Lerner correspondiente a cada alojamiento perteneciente a los anfitriones de Airbnb, por cantidad de alojamientos del anfitrión (1. ^a parte). Logit con endogeneidad.	54
A.19 Distribución del Índice de Lerner correspondiente a cada alojamiento perteneciente a los anfitriones de Airbnb, por cantidad de alojamientos del anfitrión (2. ^a parte). Logit con endogeneidad.	55