
This is the **published version** of the bachelor thesis:

Algarrada Vera, Pablo; García-López, Miquel-Àngel , dir. Análisis de la potencial correlación entre alojamiento compartido y criminalidad. Caso Airbnb en Barcelona. 2022. 49 pag. (1408 Grau en Economia)

This version is available at <https://ddd.uab.cat/record/263118>

under the terms of the  license

Treball de Final de Grau

Facultat d'Economia i Empresa

**TÍTOL: ANÁLISIS DE LA POTENCIAL CORRELACIÓN ENTRE
ALOJAMIENTO COMPARTIDO Y CRIMINALIDAD. CASO AIRBNB
EN BARCELONA.**

AUTOR/A: PABLO ALGARRADA VERA

TUTOR/A: MIQUEL ÀNGEL GARCIA LÓPEZ

GRAU: ECONOMIA

DATA: 30 DE MAIG DEL 2022

ABSTRACTO:

Partiendo del estudio de diversos trabajos de investigación sobre la posible existencia de una relación entre el aumento de las ratios de criminalidad a raíz de un incremento del volumen de alojamientos de la plataforma Airbnb, intentamos demostrar si esta relación se confirma en una ciudad europea de primer nivel como Barcelona. Para poder analizarlo, hacemos la construcción de un modelo econométrico y sus correspondientes regresiones a partir del método OLS, que nos permita comentar la presencia o no de esta relación y su intensidad en caso de que exista.

PALABRAS CLAVES:

Airbnb, turismo, Barcelona, criminalidad, modelo econométrico, OLS, tipologías de delito.

Índice

1	Introducción.....	3
2	Metodología	5
3	Estudio de los agentes involucrados.....	7
3.1	La compañía Airbnb.....	7
3.1.1	Normas de la comunidad	7
3.1.2	Seguridad en el hogar	9
3.2	Turistas.....	10
3.2.1	Características y comportamiento	10
3.3	Criminalidad y sus actores.....	12
3.3.1	Papel de la criminalidad y el turismo.....	12
3.3.2	Características del criminal	13
4	Estudio geográfico de la zona de influencia	15
4.1	¿Por qué estudiar la ciudad de Barcelona?	15
4.2	Distribución urbanística y su influencia en Barcelona	16
5	Trabajo empírico.....	18
5.1	Variables y datos	18
5.2	Estrategia empírica	21
6	Resultados y análisis.....	29
7	Conclusiones	41
8	Aprendizajes y agradecimientos	44
9	Bibliografía.....	45

1 Introducción

Iniciamos este trabajo haciendo un viaje temporal hasta el año 2008, que será el punto de partida. Este es considerado uno de los años más importantes de las últimas décadas, debido a hechos tan relevantes en nuestra historia reciente como la quiebra de Lehman Brothers o la victoria de Barack Obama en la carrera presidencial de los Estados Unidos.

Crucial fue su mes de noviembre, ya que ahí surgió una pequeña y desconocida en el aquel momento start-up denominada Air Bed and Breakfast, lo que hoy conocemos mundialmente como Airbnb. Sus tres fundadores, Brian Chesky, Joe Gebbia y Nathan Blecharczyk, consiguieron materializar una idea que llevaban ya tiempo trabajando: hacer que alquilar un alojamiento privado fuese tan fácil como lo es un hotel. (Airbnb , 2022)

Los inicios de la compañía tienen momentos de auténtico relato del sueño americano, como, por ejemplo, cuando tuvieron que vender cajas de cereales con las caras de los candidatos a las elecciones estadounidenses del 2008, para poder financiarse y pagar las deudas de los anteriores intentos fallidos de proyectos. Pero una de las mayores dificultades que encontraron y que siempre comentan sus fundadores en conferencias y debates, era la de combatir la sensación de inseguridad que podría significar introducir un extraño en casa, tal y como leemos en estas declaraciones de Nathan Blecharczyk a la revista GQ: *“Cuando montamos Airbnb, todo el mundo trató de disuadirnos. Nos decían que era la peor idea que se nos podía haber ocurrido. Creo que el sentir general era que nadie confiaría en meter a un extraño en su casa.”* (Izquierdo, 2017)

Avanzamos en este viaje y nos situamos en la más reciente actualidad, el año 2022. Airbnb se ha consolidado mundialmente como un modelo de crecimiento casi exponencial, revolucionando un sector tan relevante como el del alojamiento turístico. Dicen que un dato puede valer más que mil palabras, por lo que vamos a dejar dos de ellos para entender su repercusión.

El primero es una cifra: 800.000.000 (Airbnb , 2022). Este es el número de llegadas a alojamientos vía Airbnb que se han hecho desde que se inició la empresa de forma ya oficial. El segundo es un valor: 30.000.000.000 dólares (30 millones de millones), que fue la capitalización de mercado que tuvo la compañía hace un par de años (Farrell & Bensinger, 2016). Por tanto, es lógico entender que se haya estudiado, discutido y puesto encima de la mesa los efectos que esta compañía y este tipo de modelo turístico tienen, ya sea sobre el sector hotelero, en el mercado laboral o inclusive, desde un punto de vista tributario.

El objetivo en este trabajo es el de analizar si hay una relación constatable y significativamente relevante entre el aumento de los alojamientos de Airbnb y el de las ratios de criminalidad en esas zonas. ¿Y por qué? La respuesta es simple: la importancia de entender los efectos de desarrollo o por su parte, degradación, desde un punto de vista social de esta relación.

En el siguiente apartado vamos a focalizar las preguntas esenciales del trabajo y el cómo vamos a intentar contestarlas, uno de los puntos fundamentales de esta investigación.

2 Metodología

En primer lugar, vamos a poner encima de la mesa las preguntas a plantear e intentar resolver a lo largo del trabajo:

- ¿El aumento de la concentración de alojamientos está relacionada o no con un mayor nivel de criminalidad?
- ¿Hay una relación entre un elevado número de alojamientos turísticos y crímenes contra la propiedad o las personas?
- La influencia o no de ciertas variables de control en esta relación.

Para dar respuesta a estas 3 preguntas, los pilares de nuestro trabajo, haremos primeramente un análisis descriptivo, con la exposición de un argumentario basándonos en publicaciones, informes y *research papers*, de los cuales estarán todas las referencias en el apartado de bibliografía.

Complementando este análisis de carácter descriptivo, encontraremos la parte analítica/estadística. Esta herramienta nos va a permitir entender, dar firmeza o inclusive, contrarrestar los argumentos que vayamos exponiendo anteriormente. Esto se va a materializar en un modelo econométrico de mínimos cuadrados ordinarios (OLS, Ordinary Least Square) con el aplicativo Gretl con la siguiente estructura:

- Variables dependientes:
 - Número de delitos contra el patrimonio y contra el orden socioeconómico
 - Número de delitos contra la libertad e indemnidad sexual
 - Número de delitos contra el orden público
- Variables independientes:
 - Número de alojamientos Airbnb
- Variables extras de control:
 - Índice socioeconómico territorial
 - Precio alquiler medio mensual
 - Proporción de universitarios por barrios

Para conseguir los datos necesarios utilizaremos principalmente dos grandes bases de datos, como son la de Open Data Portal of Barcelona y Airbnb Insider. Durante el trabajo citaremos adicionalmente ciertas tablas y gráficos de otros trabajos que nos pueden ser de ayuda para complementar nuestra explicación.

Junto a esto también trabajaremos en un mapeado interactivo para ciertos apartados, gracias al software KGIS Maps, que nos permite trabajar con la información a nivel geográfico de forma dinámica.

3 Estudio de los agentes involucrados

En este capítulo va a servir para entender los agentes protagonistas de esta relación, divididos en tres grandes bloques: la compañía Airbnb, los turistas y el criminal.

3.1 La compañía Airbnb

Si nos fijamos en su página web corporativa, Airbnb se describe como una compañía en la que *“millones de anfitriones y huéspedes se animan a crear una cuenta gratuita para publicar sus anuncios y reservar alojamientos únicos en todo el mundo.”* (Airbnb, 2020).

Entendemos, por tanto, que Airbnb tiene una función de intermediario entre las dos partes, es decir, el propietario, en la jerga de los alojamientos turísticos “el host”, y el turista/visitante, a través de su plataforma digital. En esta encontramos los anuncios de los diferentes tipos de alojamientos, teniendo la posibilidad de reservar y hacer el correspondiente pago.

Pero uno de los aspectos claves es el de la seguridad. Este papel de intermediario debe incluir una función de control de los propietarios que ofrecen sus alojamientos en la plataforma y de los clientes que los alquilan, para poder actuar en caso de mala praxis, incumplimiento de la normativa, fraudes...

Encontramos un apartado dedicado a esclarecer estas posibles dudas en su portal, con diversos puntos relevantes que comentaremos a continuación.

3.1.1 Normas de la comunidad

Lo primero que observamos es que Airbnb publica una guía de conducta que se basa en 5 grandes ideas como son: *la seguridad, la protección, la imparcialidad, la autenticidad y la fiabilidad* (Airbnb, 2020). En este documento encontramos mensajes de carácter general, sin entrar en profundidad en las medidas que se pueden llevar a cabo. Se pide que no se amenace a otros usuarios, que no se intente extorsionar a los hosts, que no se robe... Una de las cuestiones que nos planteamos es cómo actúa Airbnb en caso de que estas deseadas buenas prácticas no se materialicen, hecho que ya podemos presuponer que no siempre se cumple.

En el caso del chantaje a través de amenazas de escribir evaluaciones dañinas, con un objetivo de conseguir mejores ventajas económicas en el precio, Airbnb interviene a través de la eliminación de la evaluación en cuestión, en aquellos casos en que se incumpla la Política de Contenido de Airbnb, tenga un carácter sesgado o no sea pertinente. Durante el documento se explican los significados de estos supuestos, pero siempre queda una sensación de cierto vacío en su descripción, ya que podemos preguntarnos qué consideramos sesgado o no pertinente, siendo difícil encontrar dónde se ubican los límites de lo que es pertinente, por ejemplo.

Otra cuestión que puede aparecer es la de la discriminación, tanto en los anuncios que se publican como en la propia experiencia durante la estancia en el alojamiento.

Airbnb hace referencia a siete características esenciales en su Política contra la Discriminación: *“Color de piel, etnia, nacionalidad, religión, orientación sexual, identidad de género o estado civil.”* (Airbnb, 2022).

Debemos comentar que esta política sirve para las jurisdicciones de los países que pertenecen a la Unión Europea, Estados Unidos y Canadá, pero para aquellos territorios que no formen parte de las zonas anteriores, es todavía más difuso, debido a que puede haber legislaciones en contra de lo que defienden estos principios.

La política en contra de la discriminación describe que *“no se puede rechazar una reserva, imponer ninguna condición distinta y publicar ningún anuncio ni realizar ninguna declaración que disuada al huésped o indique una preferencia a favor o en contra de dicho huésped por motivos de color de piel, etnia, nacionalidad, religión, orientación sexual, identidad de género ni estado civil.”* (Airbnb, 2022)

En caso de que no se cumplan estos puntos desde la compañía, se pide al host que retire el lenguaje ofensivo de su anuncio y en caso de que no cumpla esta advertencia, se puede dar de baja al anfitrión de la propia plataforma. Podemos ver que las medidas sancionadoras de Airbnb se materializan a través del propio funcionamiento de su portal.

¿Y en los territorios con legislaciones contrarias a esta política? Aquí encontramos uno de los puntos en los cuales Airbnb todavía tiene trabajo por delante, ya que la respuesta ante esta situación es la siguiente: *“no exigiremos a los anfitriones que incumplan la legislación local, como tampoco les pediremos que acepten a huéspedes que puedan ponerles en riesgo de ser detenidos o que puedan causarles daño físico o moral, a sí mismos o a sus propiedades.”* (Airbnb, 2020). Una buena respuesta corporativa, pero que cede la responsabilidad a la buena disposición o no de su comunidad de anfitriones.

3.1.2 Seguridad en el hogar

Ahora nos adentramos en uno de los puntos conflictivos en lo que podríamos denominar “la experiencia Airbnb”, la seguridad en el hogar. Primeramente, vamos a poner encima de la mesa las herramientas que proporciona la compañía, que comienzan con *“la necesidad de identificarse, incluyendo nombre y apellidos, fecha de nacimiento, teléfono, correo electrónico y la información de pago.”* (Airbnb, 2021). Esto ya es una primera barrera de seguridad, al tener ciertos elementos de control sobre los huéspedes y clientes que van a alojarse. La siguiente medida de carácter preventivo que encontramos es el propio sistema de evaluaciones, el cual se intenta enfocar desde la compañía como un elemento disuasorio de malas prácticas.

¿Pero qué sucede si estas barreras no funcionan y hay un altercado o accidente en el alojamiento? Aquí es donde entra en escena Aircover. Según el portal web de Airbnb, Aircover es *“una protección amplia para los anfitriones. Incluye un Seguro de responsabilidad civil para anfitriones de 1 millón de dólares, un Seguro de responsabilidad civil para experiencias de 1 millón de dólares y una Protección frente a daños para anfitriones de 1 millón de dólares, y también cubre los daños causados por mascotas, las limpiezas exhaustivas que se salgan de lo habitual y mucho más.”* (Airbnb, 2022)

En este caso, nos encontramos con una medida de carácter reactivo, puesto que es un programa de seguros, tanto de responsabilidad civil (por ejemplo, un cliente se hace daño en una estancia en un hospedaje a través de Airbnb) y de daños (un cliente rompe algo durante la estancia en el alojamiento en cuestión). Además, este sistema garantiza una agilización en los procesos de notificación de los daños, la asistencia técnica y el reembolso.

Tal y como hemos visto durante este apartado y el anterior, las medidas de protección se dividen en actuaciones preventivas a través del papel de la comunidad y reactivas a través del programa Aircover y de la supresión de anuncios/baja de usuarios de la plataforma.

3.2 Turistas

3.2.1 Características y comportamiento

Debemos entender que la pluralidad de turistas es enorme, al encontrarnos ante una compañía con un target internacional (como indica su portal, *“220 países o regiones con anuncios activos”* (Airbnb , 2022)). Este hecho nos debe hacer buscar las características principales y en común entre los diferentes tipos:

Apariencia:

- Los turistas llevan normalmente productos de más valor encima, como podrían ser dispositivos tecnológicos de última generación, cámaras fotográficas... (Xu, Pennington Gray, & Kim, 2018).
- Otro punto que se debe valorar es el de su ropa/indumentaria, ya que es fácil identificar a un turista en una zona concurrida, al tener un estilo posiblemente diferente al autóctono. (Crofts, 1996)
- El lenguaje también resulta un elemento fácil para distinguir, puesto que es común que no conozcan la lengua del destino (Torkington, 2010); el catalán/castellano, en el caso de la ciudad de Barcelona, por ejemplo.

Localización:

- Podemos observar cómo los turistas tienen una tendencia a la concentración en los puntos neurálgicos de las grandes ciudades, lo que conlleva que haya zonas con una densidad de turistas en relación con la población autóctona superior (Crofts, 1996).

- Encontramos otra dinámica en contraposición a la anterior, que es la del turismo expansivo en las ciudades, que, en la búsqueda de bares, clubes nocturnos y discotecas, finalmente acaban en zonas más remotas y fuera del foco urbano habitual (Chesney Lind & Lind, 1986).
- Por último, vemos que hay una tendencia a la concentración de turistas en zonas de las ciudades con grupos de su misma nacionalidad, evidente en el caso del sector de la restauración o del ocio nocturno, lo que podríamos denominar un “factor agrupación” (Torkington, 2010).

Carácter:

- La forma de actuar de los turistas puede variar mucho, ya sea por motivos culturales/identitarios propios, razón y duración del viaje... Una de las visiones más generales es la de que el turista extranjero está arrasando con la zona, viendo entonces el turismo como una actividad casi extractiva, por lo que los delincuentes pueden ver a los visitantes como explotadores de su tierra e ignorantes de sus tradiciones locales, infravalorando entonces su papel como víctima cuando sufren un ataque (Mawby, 2010).
- Otro factor relevante es el que comentan (Cocola-Gant & López-Gay, 2020) sobre la mezcla entre visitantes y habitantes locales, que en muchas ocasiones es complicado de llevar a cabo y produce evidentes diferenciaciones, que se traducen en hábitos opuestos y que pueden chocar entre sí: horarios del sueño, de las comidas... Este hecho se acentúa todavía más cuando los viajes tienen una duración reducida, ya que el turista tiene mayores dificultades para adaptarse a los ritmos de vida locales e intenta trasladar los suyos al lugar donde está en ese momento.

3.3 Criminalidad y sus actores

3.3.1 Papel de la criminalidad y el turismo

La relación entre el turismo y la criminalidad ha sido foco de un interesante número de estudios e informes, intentando encontrar los elementos claves entre estas dos variables.

Una de las grandes corrientes es la de nombrar la correlación directa entre las dos, con aumentos de la criminalidad si hay incrementos del turismo (Fuji & Mak, 1980), (Montolio & Planells-Struse, 2016), (Recher & Rubil, 2020).

Esto se debe a la tendencia a la concentración de objetivos atractivos para los criminales en ciertas zonas, y en el caso de Airbnb, por la falta de elementos disuasorios y de protección que, por ejemplo, un hotel sí que tiene, como pueden ser la vigilancia a través de porteros o el uso de cámaras y mecanismos de seguridad (Xu, Pennington Gray, & Kim, 2018).

También encontramos una corriente que rompe lo establecido históricamente, explicando que los niveles superiores de turismo conllevan una mejora de la estabilidad comunitaria, como en el caso estudiado en la ciudad estadounidense de Milwaukee (Garate, Pennington-Cross, & Zhao, 2020), donde se observó que un aumento de un 10% en el número de alojamientos a través de Airbnb, suponía una reducción de más del 25% en los crímenes y en los delitos contra la propiedad en las zonas residenciales y barrios con un mayor status económico, debido a la mejora en los hogares para ser más seguros y atractivos de cara a estos turistas, juntamente con el enriquecimiento de los hosts por el arrendamiento de sus alojamientos.

Esta relación iremos viendo que es compleja y oculta mucha información en sí misma; podríamos decir de forma general que hay una relación de interdependencia entre el turismo y la criminalidad, ya que la presencia turística atrae y genera situaciones de incrementos del consumo de alcohol, drogas, prostitución... Estas primeras causas acaban derivando, en muchas ocasiones, en delitos como robos, asaltos con violencia o violaciones (De La Torre & Navarrete Escobedo, 2013).

Otro factor que hay que tener en cuenta y que podemos empezar a situar es el de la relación entre el visitante y el visitado, puesto que un buen entendimiento entre estas dos partes genera un importante factor de seguridad para ambos.

El habitante autóctono puede adquirir un papel de guardián (Mawby, 2010), al ser el primer canal de aviso, dando la voz de alarma en caso de que haya una actividad delictiva, además de poder disuadir a los criminales de esas zonas.

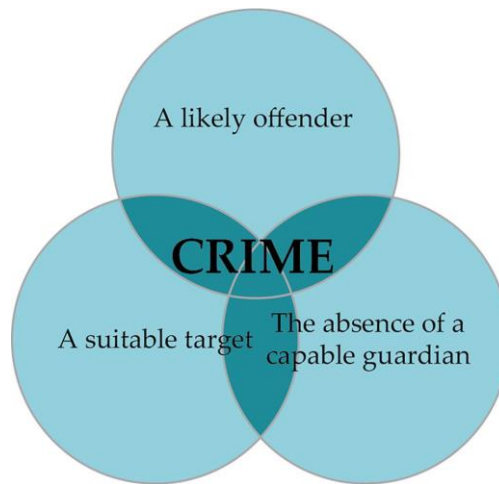
Mencionar también el papel de las estadísticas, ya que la traducción de los delitos que ocurren realmente a los que son contabilizados en muchas ocasiones no coincide, al no haber una denuncia detrás. Esto es evidente, en robos de poco valor o cantidad, en los que el turista va a estar pocos días o inclusive horas en el lugar y no tiene el conocimiento ni el tiempo suficiente para realizar la denuncia pertinente. Aquí entra en juego el papel de la burocracia y de los tiempos administrativos, que pueden resultar totalmente desesperanzadores para iniciar el proceso. Encontramos el caso de delitos que tampoco se pueden cuantificar correctamente, como ciertos robos de información o fraudes, ya que muchas veces se detectan cuando la persona ya no está en su destino, por lo que no se registra al ya no estar allí o al sentirse la víctima avergonzada, por lo que decide dejarlo pasar.

3.3.2 Características del criminal

En este punto, nos vamos a enfocar en explicar las características del criminal a través de la denominada Routine Activities Theory, una de las teorías más relevantes en el campo de la criminología. (Cohen & Felson, 1979)

Según esta teoría, la criminalidad sigue la lógica de una función de oportunidad, donde si la recompensa supera al riesgo y el objetivo está desprotegido, se llevará a cabo el crimen o delito. Esto ha supuesto una base crucial para el estudio de su relación con el turismo o, por ejemplo, en el campo de la evasión fiscal, ya que permite entender la no tributación en ciertos casos, puesto que la sanción no ahuyenta lo suficiente a la persona de cometer la infracción (Brandon, 2020)

Según dicta la teoría, se deben cumplir tres condiciones indispensables para que una persona sea víctima de un delito: que haya un delincuente con motivación para actuar, un objetivo atractivo para el primer actor y una falta de tutela.



Elementos clave para la realización de un crimen (Nickerson, 2022)

Podemos entender entonces que la concentración turística es un escenario idóneo para que se cumplan las tres condiciones que marca la teoría; pensemos en las entradas al metro en Plaza Catalunya, un espacio con una densidad de turistas muy grande, que son percibidos como objetivos atractivos para los delincuentes y un lugar que, aun habiendo un dispositivo importante de seguridad, es complicado poder disuadir a estos delincuentes.

Es relevante añadir que se diferenciará entre los tres elementos dependiendo de la disposición que tenga el visitante, ya que podemos encontrar casos en los que el turista actúe con el mismo rol del delincuente. en el caso de la prostitución o la drogadicción, u ocasiones donde sea realmente la víctima, como hurtos o fraudes. Este hecho diferenciador genera un cambio en la forma de entender la concentración turística (Montolio & Planells-Struse, 2016)

4 Estudio geográfico de la zona de influencia

4.1 ¿Por qué estudiar la ciudad de Barcelona?

En estos primeros puntos, nos hemos dedicado a entender los principales agentes que participan en esta relación que queremos estudiar, pero nos falta un elemento crucial para analizar, cómo es el sitio, es decir, el “dónde”. Aunque encontramos trabajos que se han ubicado en ciudades como San Francisco (Han & Wang, 2019) o el estado de Florida (Xu, Pennington Gray, & Kim, 2018), la ciudad de Barcelona será la localización de esta investigación.

Un primer elemento interesante que nos proporciona la Ciudad Condal es que es una ciudad europea, con lo que nos situamos en un marco occidental, pero dejando al margen las capitales norteamericanas que se han estudiado en los trabajos anteriormente citados.

Otro aspecto relevante es que se posiciona a la cabeza en los rankings internacionales de destinos favoritos para el turismo internacional (Gutiérrez, García-Palomares, Romanillos, & Salas-Olmedo, 2017).

Complementando esta afirmación, a nivel nacional y según los datos proporcionados en la web de Airbnb, Barcelona está en el top de ciudades españolas con mayor volumen de alojamientos disponibles, con un total de 15704 alojamientos, según los datos de este mes de enero (Airbnb, 2022).

Juntamente, a estos factores de posicionamiento y ranking, encontramos también los de carácter social. Uno de ellos es el proceso de transformación que ha tenido la ciudad en los últimos 30 años, poniendo como fecha inicial de este auge los 90, aunque es cierto que ya había empezado tímidamente años antes. Esta rápida y en algunos momentos, descontrolada expansión, ha tenido efectos sobre el seno de la sociedad barcelonesa, materializándose, por ejemplo, en un proceso de gentrificación y de traslado de la población “autóctona” por parte de una población con un carácter rotativo superior. Este hecho es algo que ya hemos comentado a lo largo del trabajo y que es importante no olvidar.

Finalmente, añadir un factor que comentaremos más en profundidad en el siguiente apartado, que es el de la distribución urbanística de la ciudad, la cual ha sufrido cambios en las últimas décadas y que nos puede indicar como se ha ido moviendo los flujos urbanísticos y sociales entre las diferentes zonas de la ciudad.

4.2 Distribución urbanística y su influencia en Barcelona

Primeramente, debemos entender la terminología propia de la ciudad de Barcelona, ya que tiene alguna particularidad respecto a otras ciudades, al dividirse en distritos y en un segundo nivel, en barrios.

Un distrito hace referencia a la unidad territorial más grande dentro de la ciudad, los cuales tienen cierta capacidad de decisión política y económica, entre otros.

Según el artículo 3 del Acuerdo del 28/9/2001 del plenario del Consejo Municipal del Ayuntamiento de Barcelona que aprueba las Normas reguladoras del funcionamiento de los distritos, *“las competencias harán referencia a aspectos de gestión que se hayan delegado o desconcentrado desde el gobierno municipal, que pueden tener carácter decisorio, de gestión, consultivo o de control.* Por su parte, en el artículo 4 de este mismo documento, se menciona *que también tendrá competencias en materia de participación ciudadana, para fomentar las relaciones del Ayuntamiento con las entidades y ciudadanía del distrito, juntamente con la capacidad de informar a los órganos municipales sobre la eficiencia de los servicios municipales y de posibles necesidades del entorno.”* (Consejo Municipal del Ayuntamiento de Barcelona, 28/9/2001)

Esta visión de los distritos comienza en el año 1984, teniendo un proceso previo complicado de estudio de las diferentes realidades, personalidades y cohesiones internas que tenían las diferentes partes de la ciudad. Estas dificultades se deben al hecho de que en Barcelona se anexionaron diferentes municipios colindantes en los siglos XIX y XX, lo que añade a la fórmula un factor todavía mayor de complejidad.

De distritos encontramos en la actualidad los siguientes diez: Ciutat Vella, L'Eixample, Sants-Montjuïc, Les Corts, Sarrià-Sant Gervasi, Gràcia, Horta-Guinardó, Nou Barris, Sant Andreu y Sant Martí. (Ayuntamiento de Barcelona, 2022)

En un segundo nivel, encontramos los barrios, pudiendo cuantificar hasta 73. (Ayuntamiento de Barcelona, 2022). En el año 2005, con el alcalde socialista Joan Clos al mando del ayuntamiento, se quiso potenciar el papel de estos a través de un plan municipal de desarrollo, con el famoso nombre de “La Barcelona del Barris”, que tenía como objetivo mejorar a nivel más micro los equipamientos y los servicios municipales. (Clos, 2004).

La historia de los barrios de Barcelona y su origen es algo apasionante y que nos permitiría entender de una forma mucho más clara los valores y la cultura que se respira en cada calle y rincón de la Ciudad Condal.

Esta expansión de la ciudad siempre ha tenido un determinante clave a lo largo del tiempo, el espacio. Nos encontramos ante de un territorio que tiene una frontera marítima en su parte este y una frontera montañosa en su parte oeste. Este hecho ha provocado que la ciudad haya tenido a expandirse en la dirección norte-sur y con una tendencia hacia la ladera de Collserola, donde se encuentra un ejemplo claro de esto en el distrito de Nou Barris, el cual surgió de las necesidades de expansión urbanística de las barriadas obreras de los finales de los años 40 y la década de los 50. (Ayuntamiento de Barcelona, 2022)

Todos estos factores tienen diversas afectaciones, pero una de las más relevantes es que hay una tendencia a la centralización en las zonas más antiguas, lo que provoca congestiones turísticas en puntos muy concretos de la ciudad. Tal y como hemos ido comentando en apartados anteriores, la concentración es un factor de atracción para los delincuentes, ya que encuentran muchas posibles víctimas de sus delitos en un núcleo de espacio muy concreto y específico.

5 Trabajo empírico

5.1 Variables y datos

En esta tabla que se muestra a continuación, podemos analizar y visualizar las principales variables que vamos a utilizar durante los siguientes puntos, que nos van a servir como herramienta para intentar resolver las cuestiones que nos hemos planteado al inicio del trabajo.

Variables	Explicación
Variables dependientes	
<i>Número de delitos contra el patrimonio y contra el orden socioeconómico</i>	Delitos contra la propiedad, propiedad privada y propiedad pública.
<i>Número de delitos contra la libertad e indemnidad sexuales</i>	Entendemos delitos contra las personas como los delitos de agresiones y contra la libertad sexual
<i>Número de delitos contra el orden público:</i>	En este grupo se engloban los siguientes delitos e infracciones según la LORSC: actividades molestas en los espacios públicos, vandalismo, delitos contra el orden público, discusiones, convivencia vecinal, conflictos en locales, estupefacientes, infracciones de extranjeros y venta ambulante.
Variables independientes	
<i>Número de alojamientos Airbnb</i>	Número de alojamientos Airbnb por barrios de Barcelona a nivel agrupado.

Variables de control	
Índice socioeconómico territorial (IST)	Indicador que concentra la información de la situación laboral, nivel educativo, inmigración y renta de todas las personas en cada unidad territorial. A nivel de Cataluña lo encontramos por localidades, y en el caso específico de Barcelona, también se hace una división por distritos y barrios, utilizando en nuestro trabajo este último punto. Se compone de 6 grandes apartados como son: ¹  Población ocupada: % de población de 20 a 64 años dados de alta en la Seguridad Social  Trabajadores de baja cualificación: % de población dada de alta en la Seguridad Social que cotiza en el grupo 10, peones.  Población con estudios bajos: % de población de 20 o más años que es analfabeta o tiene estudios de primaria.  Población joven sin estudios postobligatorios: % de la población de 20 a 34 años que tiene como máximo la primera etapa de educación secundaria y similar.  Extranjeros de países de renta baja o media: % de la población de una nacionalidad de un país de renta baja o media según la clasificación del año 2019 del Banco Mundial.  Renta media por persona: Renta media neta por persona percibida durante el año anterior, en euros.

¹ (Instituto de Estadística de Cataluña, 2021)

<i>Alquiler medio mensual</i>	Precio del alquiler medio mensual en el año 2017 en cada uno de los 73 barrios de la ciudad.
<i>Proporción de estudiantes universitarios y de grado superior</i>	Proporción de estudiantes universitarios y grado superior por barrio

Fuente: Tabla de creación propia

Si nos fijamos ahora en el apartado más relacionado con la extracción de datos, encontramos dos grandes fuentes de información.

- ✚ Primeramente, los datos relacionados con los delitos han sido obtenidos a través del portal de la Oficina Municipal de Dades del Ayuntamiento de Barcelona. En concreto, nos vamos a focalizar en el apartado de “Fets coneguts per districte de l’any 2017”. En este mismo portal también nos servirá de punto de extracción de información para las variables de control comentadas anteriormente.
- ✚ Ubicándonos ahora en el aspecto de los alojamientos de Airbnb, nuestra principal fuente de información será el portal InsideAirbnb, en la cual se hace una descripción detallada de aspectos como el tipo de alojamiento, sus coordenadas... Este portal es, según palabras literales de su creador Murray Cox, “la pieza angular de un proyecto activista con el objetivo de dar acceso a la información que permita cuantificar el impacto a corto plazo de los alquileres de corta duración y sea el soporte para políticas y medidas de protección de las ciudades de los efectos de los alquileres cortoplacistas”. Actualmente, tenemos todos los usuarios libre acceso a los últimos datos disponibles de las principales ciudades de Estados Unidos, Canadá, Europa, Asia/Pacífico, Latino América y por parte del continente africano, Ciudad del Cabo. (Cox, 2022).

5.2 Estrategia empírica

En este apartado vamos a explicar de forma detallada cuál ha sido el proceso de elaboración de la estrategia empírica del trabajo.

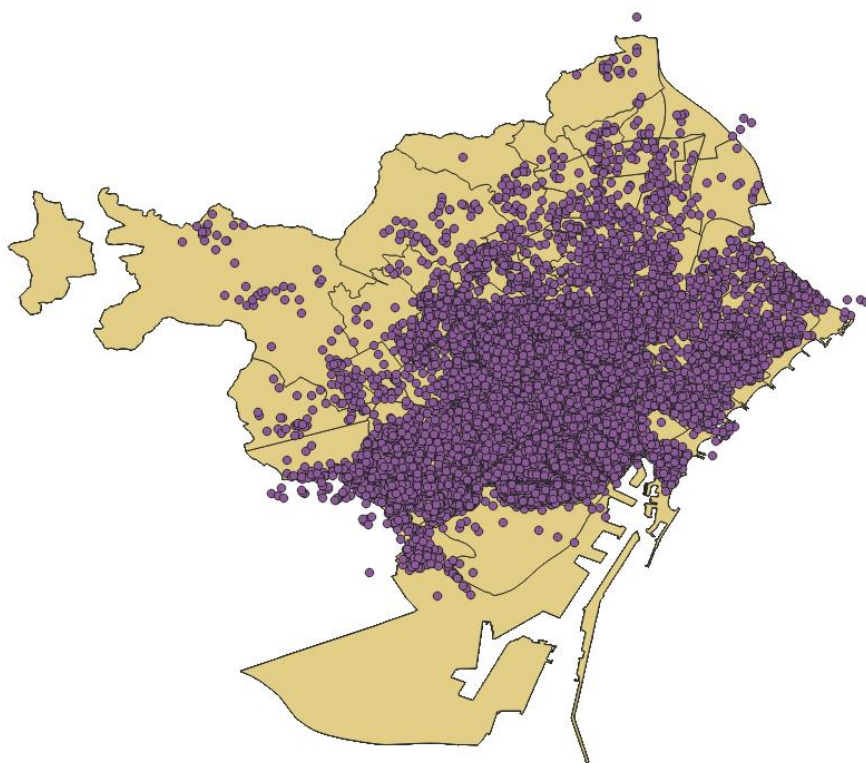
La primera gran cuestión ha sido la de identificar cuál es el número de alojamientos que están subidos en el portal de Airbnb para la ciudad de Barcelona. Para recoger esta información descargamos desde el portal Inside Airbnb los “listings” disponibles para el año 2017.

El hecho de escoger este año y no los datos del último disponible tiene una explicación, ya que hemos valorado los efectos positivos sobre el modelo que podría tener el hecho de añadir estos efectos retardados en el aspecto temporal. Las ventajas de utilizar este caso concreto de modelos dinámicos, es que permiten ver la evolución de la variable endógena ante cambios en la exógena y la distribución del efecto total. Tanto los datos de la variable independiente como de las variables de control las vamos a ubicar en el año 2017.

Teniendo ya esta información, nuestro siguiente paso es la de contabilizar cuántos alojamientos hay por barrio. El hecho de hacer esta división por barrios y no por distritos es fruto del intento de mejorar la fiabilidad de los resultados estadísticos del modelo econométrico. Si hacemos la división por distritos solo disponemos de 10 grupos, mientras si lo hacemos por barrios este número aumenta considerablemente. Inicialmente, valoré la opción de los distritos, pero este aspecto fue decisivo para hacer el cambio y enfocarnos totalmente a la recogida de datos a nivel más “micro”, lo que nos permitiría además poder llegar a hacer análisis sobre barrios específicos gracias al modelo planteado.

¿Pero cómo podemos unir estas dos fuentes de información? Aquí es donde introducimos el programa QGIS, un software gratuito y de código abierto, impulsado por voluntarios y que está en continuo crecimiento. (QGIS, 2022). Entre sus diversas utilidades incluye la de que nos permite crear una serie de capas geográficas interrelacionadas, uniendo la ubicación de cada alojamiento listado a partir de sus coordenadas (longitud y latitud), juntamente con las de un mapa de Barcelona dividido por unidades administrativas, por ejemplo.

Como resultado obtenemos un mapeado con los dos ítems que hemos comentado que tiene la siguiente apariencia:



Mapa del número de alojamientos listados en Airbnb en el año 2017 en la ciudad de Barcelona.
(Creación propia)

Dentro de QGIS tenemos además una opción que nos permite contabilizar el número de puntos dentro de un polígono, herramienta con la que podremos saber con exactitud la respuesta a la primera gran pregunta de este apartado, ¿cuántos apartamentos hay subidos en Airbnb por barrio? El resultado de este conteo se materializa en una tabla estadística que tiene la siguiente forma y que nos permite ordenar la información que hemos recogido:

<u>PERIMETRO</u>	<u>AREA</u>	<u>TIPO</u>	<u>NOMBRE</u>	<u>N.POINTS</u>
114036.625	101704973.852	TERME	BARCELONA	17608
21366.692	4204930.807	DISTRICTE	CIUTAT VELLA	3923
13931.644	7464303.216	DISTRICTE	EIXAMPLE	5740
46711.857	22879850.05	DISTRICTE	SANTS-MONTJUÏC	2106
12551.602	6010769.037	DISTRICTE	LES CORTS	350
35757.403	19915566.168	DISTRICTE	SARRIÀ-SANT GERVASI	769
12482.174	4224277.839	DISTRICTE	GRÀCIA	1768
20607.189	11919630.83	DISTRICTE	HORTA- GUINARDÓ	575
14707.881	8056467.799	DISTRICTE	NOU BARRIS	209
15121.527	6592479.935	DISTRICTE	SANT ANDREU	291
23493.828	10436698.17	DISTRICTE	SANT MARTÍ	1877
5521.647	1100286.137	BARRI	EL RAVAL	1423
5198	815593.938	BARRI	EL BARRI GÒTIC	1158
13853.129	1179381.956	BARRI	LA BARCELONETA	283

Fuente: Tabla de creación propia en base a los datos extraídos en Airbnb Insider para la ciudad de Barcelona. (2022)

Después de esto cambiamos totalmente de visión y nos centramos en los datos relacionados con la criminalidad. Para conseguir la información utilizamos la fuente de datos de la Guardia Urbana, ya que está clasificada por barrios y nos permite agilizar el proceso estadístico.

Los datos que aquí encontramos están a fecha de 1 de enero del 2017, y tiene una estructura que se divide en varios apartados:

- Localización por distrito y con un subapartado por barrios.
- Código/Título del delito, debido a que encontramos una gran cantidad de tipologías, pero en todos los casos muy bien especificados.
- Número de hechos, un factor clave para saber el número real de delitos que se han llevado a cabo por cada tipo.

Código	Descripción Incidente	Districto	Barrio	N. Incidentes GUB
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Ciutat Vella	el Raval	1
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Ciutat Vella	el Raval	1
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Ciutat Vella	el Raval	1
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Ciutat Vella	la Barceloneta	1
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Ciutat Vella	la Barceloneta	2
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Ciutat Vella	la Barceloneta	1
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Ciutat Vella	Sant Pere, Santa Caterina i la Ribera	2
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Ciutat Vella	Sant Pere, Santa Caterina i la Ribera	1
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Eixample	el Fort Pienc	1
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Eixample	el Fort Pienc	1
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Eixample	la Sagrada Família	1
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Eixample	la Dreta de l'Eixample	1
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Eixample	la Dreta de l'Eixample	1
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Eixample	la Dreta de l'Eixample	1
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Eixample	la Nova Esquerra de l'Eixample	1
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Eixample	la Nova Esquerra de l'Eixample	1
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Sants-Montjuïc	la Marina del Prat Vermell	1
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Les Corts	la Maternitat i Sant Ramon	1
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Les Corts	la Maternitat i Sant Ramon	1
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Gràcia	la Vila de Gràcia	1
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Gràcia	la Vila de Gràcia	1
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Sant Martí	el Camp de l'Arpa del Clot	1
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Sant Martí	el Parc i la Llacuna del Poblenou	1
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Sant Martí	el Besòs i el Maresme	1
640	INFRACCIONS D'ESTRANGERS	Sant Martí	Sant Martí de Provençals	1

Fuente: Tabla de creación propia según los datos de la GUB con fecha del 1.1.2018 respecto al año 2017.

Los datos en bruto incluyen 100 tipologías de intervenciones por parte de la Guardia Urbana, pero nosotros haremos una selección de aquellas que puedan resultar más significativas para el modelo econométrico que queremos calcular. Finalmente, se traducirá en los siguientes apartados:

-  Actos contra el patrimonio y contra el orden socioeconómico: Propiedad, propiedad privada y pública.
-  Actos contra el orden público: Actividades molestas en los espacios públicos, vandalismo, delitos contra el orden público, peleas, convivencia vecinal, conflictos en locales, estupefacientes, infracciones de extranjeros y venta ambulante.

- Actos contra la libertad e indemnidad sexuales: Agresiones y delitos contra la libertad sexual.

Finalmente, para las variables de control utilizaremos los datos disponibles en el portal de Estadística i Difusió de dades del Ayuntamiento de Barcelona, de donde extraemos las siguientes series:

- Índice Socioeconómico Territorial (IST). 2015-2018

Barrios de Barcelona	2015	2016	2017	2018
Situación ciudad de Barcelona	108,6	108,4	108,8	108,9
1. Baró de Viver	72,1	73,1	74,0	76,0
2. Can Baró	96,7	96,9	95,0	90,9
3. Can Peguera	93,3	95,1	95,1	95,4
4. Canyelles	98,8	99,6	99,7	100,6
5. Ciutat Meridiana	113,7	114,0	112,9	113,2
6. Diagonal Mar i el Front Marítim del Poblenou	113,3	113,6	113,3	113,3
7. El Baix Guinardó	123,5	123,7	123,3	123,1
8. El Barri Gòtic	120,1	120,3	119,6	119,9
...				
73. Vilapicina i la Torre Llobeta	98,2	98,1	98,3	97,7

Fuente: (Institut d'Estadística de Catalunya, 2022)

- Precio del alquiler acumulado trimestralmente en los barrios de Barcelona en el año 2017

Barrio	1T	2T	3T	4T
1. el Raval	735,0	714,3	764,9	776,7
2. el Barri Gòtic	905,3	968,2	1028,5	993,2
3. la Barceloneta	722,8	738,3	758,2	766,0
4. Sant Pere, Santa Caterina i la Ribera	895,3	930,1	927,2	914,8
...				
70. Vallcarca i els Penitents	946.6	932.8	926.0	910.9
71. Vallvidrera, el Tibidabo i les Planes	1248.0	1178.7	1222.3	1220.0
72. Verdun	595.5	585.8	588.4	591.7
73. Vilapicina i la Torre Llobeta	687.4	693.1	711.3	714.8
Total de la ciudad de Barcelona	845.1	855.5	872.6	877.3

Fuente: (Secretaria d'Habitatge i Millora Urbana de la Generalitat de Catalunya, 2022)

- Proporción de universitarios sobre la población de cada barrio de Barcelona (2017)

Localización	Total población	de Estudiantes universitarios	Proporción (%)
1. El Raval	41458	10.042	24
2. el Barri Gòtic	14.796	5.734	39
3. la Barceloneta	13.796	3.763	27
4. Sant Pere, Santa Catarina i la Ribera	20.557	8.172	40
...			
70. el Besòs i el Maresme	19.389	2.157	11
71. Provençals del Poblenou	17.576	4.088	23

72. Sant Martí de Provençals	22.801	4.275	19
73. la Verneda i la Pau	25.007	3.306	13
Total de Barcelona	1.406.490	434.910	31

Fuente: (Institut d'Estadística de Catalunya, 2022)

Todas estas variables que vamos uniendo tienen la función de ir perfilando el modelo y así poder encontrar cuáles son factores que pueden tener una cierta relevancia, o por su parte, rechazar algunos que teóricamente podrían tener una importancia mayor.

La construcción de la tabla que una toda esta información no es una tarea sencilla, ya que es la base principal del trabajo y debe tener una serie de características para que pueda ser funcional con el aplicativo que utilizaremos, en este caso, Gretl. Hemos analizado al detalle cuáles podrían ser las mejores opciones, debido al hecho de que un enfoque incorrecto de la tabla puede dar lugar a resultados e interpretaciones erróneas. Las dos opciones que planteamos finalmente fueron:

- Nuestra opción inicial era una tabla con forma de matriz de 73 x 19. Las 73 filas indican el número de barrios que tiene la ciudad de Barcelona, mientras que las 19 columnas harían referencia a las 15 tipologías de delito que hemos escogido juntamente con las 3 variables de control seleccionadas y la columna de número de alojamientos en el barrio en cuestión. Esta macro-tabla tiene una ventaja, que es la facilidad para hacer un análisis más general, al tener toda la información agrupada en una sola unidad. Pero no nos acababa de convencer porque la muestra pasaba a ser más pequeña que con la siguiente opción que valorábamos.
- Una segunda tabla que podríamos definirla como una tabla de tablas, ya que hemos cambiado la idea de macro-tabla por una subdivisión, la cual se traduce en tablas de 73 x 5, en las que las 73 filas son los barrios, mientras que las columnas son la tipología de delito a analizar, las 3 variables de control y el número de alojamientos. Con esta forma lo que conseguimos es tener 15 tablas (una tabla por cada tipología diferente de delito) de 73 x 5, lo que hace que la muestra sea mucho mayor y así tengamos unos resultados más significativos, además que nos permite hacer análisis a un nivel más micro sobre ciertos delitos que nos pueda resultar de interés.

Esta segunda tabla es la que finalmente hemos materializado y con la que hemos conseguido los siguientes resultados generados por Gretl.

6 Resultados y análisis

En este apartado vamos a mostrar las diferentes regresiones que nos proporciona el modelo al utilizar el método de los mínimos cuadrados ordinarios (OLS, Ordinary Least Squares), según las variables que hemos ido añadiendo en cada uno de los casos.

✚ En primer lugar, tenemos los resultados incluyendo la totalidad de delitos y de alojamientos, pero sin añadir las variables de control.

Los resultados obtenidos son:

```
Model 1: OLS, using observations 2-1022 (n = 1021)
Dependent variable: DELITOS

      coefficient    std. error    t-ratio    p-value
-----
const      56.0149      11.6079      4.826      1.61e-06 ***
ALOJAMIENTO 0.262275      0.0262528    9.990      1.75e-22 ***

Mean dependent var    119.3389    S.D. dependent var    325.4297
Sum squared resid     98386033    S.E. of regression    310.7275
R-squared              0.089209    Adjusted R-squared    0.088315
F(1, 1019)            99.80740    P-value(F)            1.75e-22
Log-likelihood         -7307.169    Akaike criterion      14618.34
Schwarz criterion      14628.19    Hannan-Quinn          14622.08
```

Antes de iniciar el análisis, vamos a enfocar los puntos en los que nos centraremos en cada uno de estos modelos. Serán tres los elementos que focalizarán nuestra atención: los coeficientes estimados, la significación individual mediante los p-value y la R-Squared.

En este primer modelo, observamos como el coeficiente estimado de la variable independiente tiene un valor positivo, lo cual nos indica que hay una relación positiva entre un mayor número de alojamientos y un aumento de los delitos totales. Este hecho es crucial y tiene total concordancia con lo que hemos ido mencionando anteriormente en la parte descriptiva.

Por su parte, los tres asteriscos que acompañan a los p-values son un indicador que utiliza Gretl para decirnos que a un nivel de significación del 1%, la variable ALOJAMIENTO es significativa, lo que incluye, por tanto, los niveles del 5% y del 10%. Si encontramos los tres asteriscos es que tenemos una evidencia fuerte frente a la hipótesis nula.

Si nos centramos ahora en la R-Squared encontramos que tiene un valor del 8,92%, lo que nos indica que el modelo explica un 8,92% de la variación en la variable de respuesta que es explicado por el modelo lineal.

Podemos definir la R-Squared como la proporción de la varianza total de una variable explicada por la regresión que hemos hecho, por tanto, un porcentaje mayor en este valor nos indica un mejor ajuste del modelo a los datos.

- ✚ En un segundo lugar, obtenemos los resultados cuando el modelo incluye la totalidad de delitos, alojamientos y en este caso, incluyendo las variables de control mencionadas durante el trabajo.

Los resultados obtenidos son:

Model 2: OLS, using observations 2-1022 (n = 1021)
Dependent variable: DELITOS

	coefficient	std. error	t-ratio	p-value
-----	-----	-----	-----	-----
const	54.0147	39.9595	1.352	0.1768
ALOJAMIENTO	0.288230	0.0301665	9.555	8.97e-021 ***
1_IST	32.3996	21.6317	1.498	0.1345
1_PRECIOALQUILER	-23.8283	20.1078	-1.185	0.2363
PROPORCIONUNIVER	-102.925	80.8634	-1.273	0.2034
Mean dependent var	119.3389	S.D. dependent var	325.4297	
Sum squared resid	98037729	S.E. of regression	310.6346	
R-squared	0.092433	Adjusted R-squared	0.088860	
F(4, 1016)	25.86918	P-value(F)	1.92e-20	
Log-likelihood	-7305.358	Akaike criterion	14620.72	
Schwarz criterion	14645.36	Hannan-Quinn	14630.07	

En este caso, añadir nuevas variables, de control, en este caso, genera nuevos cocientes y variaciones en los resultados.

El coeficiente de la variable ALOJAMIENTO sigue siendo positivo (0,288), e inclusive, aumenta en esta modificación, lo que sigue reafirmando todo lo que habíamos propuesto durante el trabajo. La interpretación es que ante de un aumento en una unidad de la variable independiente, en este caso, ALOJAMIENTOS, la variable dependiente tiene una variación positiva. Juntamente con esto, la inclusión de las diferentes variables de control hace que este coeficiente sea superior al que teníamos en el modelo total pero sin las V.C.

Si nos fijamos ahora en los p-value, podemos ver que la variable ALOJAMIENTOS es significativa a un nivel del 1%, siguiendo la dinámica vista anteriormente.

Finalmente, la R-Squared aumenta con relación al anterior modelo, alcanzando un valor del 9,2%, indicándonos que la inclusión de las variables de control hace que el modelo pueda explicar de mejor manera los datos que estamos analizando.

Estos primeros outputs harían referencia a la totalidad de las variables de tipologías de delitos, pero también hemos añadido modelos donde nos enfocamos a una de ellas en concreto, juntamente con las variables de control correspondientes.

Los resultados obtenidos son:

1. Delitos contra la propiedad

Model 2: OLS, using observations 2-73 (n = 72)
Dependent variable: DelitosPropiedad

	coefficient	std. error	t-ratio	p-value	
const	0.441558	0.544673	0.8107	0.4204	
Alojamientos	0.00342010	0.000411233	8.317	6.46e-012	***
LogIST	-0.659690	0.295427	-2.233	0.0289	**
LogPrecioAlquiler	0.643145	0.274107	2.346	0.0219	**
ProporcUniversi	-1.95681	1.12157	-1.745	0.0856	*
Mean dependent var	0.777778	S.D. dependent var	1.721629		
Sum squared resid	85.79794	S.E. of regression	1.131621		
R-squared	0.592301	Adjusted R-squared	0.567961		
F(4, 67)	24.33426	P-value(F)	1.84e-12		
Log-likelihood	-108.4754	Akaike criterion	226.9508		
Schwarz criterion	238.3342	Hannan-Quinn	231.4826		

La primera diferencia que encontramos respecto a los modelos anteriores es el número de observaciones, reduciéndose hasta 72, debido a que en estos submodelos estamos teniendo en cuenta solamente el número de barrios y un único delito por tabla. La disminución de la muestra es una de las limitaciones que tiene metodología que he utilizado.

Otro problema que encontramos, es que hay tipologías de delitos en las cuales no tenemos un gran volumen de datos, por lo que puede provocar ciertos problemas, siendo esta una de las dificultades más importantes, ya que la clasificación de los delitos es algo que no depende de nosotros, por lo que hay la posibilidad de que haya delitos con un mayor volumen de datos y otras tipologías en la que los datos sean inferiores, tanto por el hecho de que haya menos delitos como por la manera en la que se hayan decidido ordenar desde la administración, debido al factor valorativo e interpretativo que tiene diferenciar por ejemplo, una pelea de un conflicto de orden público.

Enfocándonos en esta primera tipología, los delitos contra la propiedad, podemos observar como el coeficiente de ALOJAMIENTOS tiene un valor positivo, pero en este caso más reducido que los que obteníamos en los modelos anteriores. Esto puede ser a causa de las pocas denuncias notificadas como “delitos contra la propiedad”, ya que la mayoría de los delitos de este estilo se clasifican en “delitos contra la propiedad privada”.

Por su parte, a nivel del p-value, la variable ALOJAMIENTOS tiene una significación a un nivel del 1%, algo que iremos viendo habitualmente a lo largo de las tablas.

También será recurrente el aumento de la R-Squared, en este caso concreto, alcanzando un valor del 59%, pero no debemos malinterpretar este resultado, ya que puede haber factores que interfieran en este valor para incrementarlo. Ni un valor excesivamente bajo debe significar que el modelo tiene un mal ajuste, ni un valor excesivamente alto significa que el ajuste sea el idóneo, hemos de analizar, por tanto, estos valores como un factor orientativo y complementándose con otros.

2. Delitos contra la propiedad privada

Model 1: OLS, using observations 2-73 (n = 72)
Dependent variable: DelitosPropiedadPrivada

	coefficient	std. error	t-ratio	p-value	
const	168.841	88.4242	1.909	0.0605	*
Alojamientos	0.676867	0.0667611	10.14	3.66e-015	***
LogIST	36.7911	47.9607	0.7671	0.4457	
LogPreciosAlquil~	-48.5392	44.4996	-1.091	0.2793	
ProporcionUniver~	-422.318	182.080	-2.319	0.0234	**
Mean dependent var	172.2361	S.D. dependent var	291.3833		
Sum squared resid	2261245	S.E. of regression	183.7115		
R-squared	0.624889	Adjusted R-squared	0.602494		
F(4, 67)	27.90344	P-value (F)	1.19e-13		
Log-likelihood	-474.9349	Akaike criterion	959.8699		
Schwarz criterion	971.2532	Hannan-Quinn	964.4016		

Excluding the constant, p-value was highest for variable 8 (LogIST)

Tal y como hemos comentado anteriormente, en esta tipología encontramos un mayor volumen de datos, por lo que los valores que tenemos tienen una mayor base detrás.

Siguiendo la dinámica ya observada, el coeficiente de ALOJAMIENTOS tiene un valor positivo, un poco más superior al que encontrábamos en el primer modelo individual. Por su parte, la variable de ALOJAMIENTO sigue siendo significativa a un nivel del 1%. Finalmente, la R-Squared tiene un valor superior al que hemos visto en el análisis de la tipología de delitos contra la propiedad, llegando a un valor del 62%.

3. Delitos contra la propiedad pública

Model 1: OLS, using observations 2-73 (n = 72)

Dependent variable: DelitosPropiedadPublica

	coefficient	std. error	t-ratio	p-value	
const	1.11100	1.03638	1.072	0.2876	
Alojamientos	0.00562540	0.000782476	7.189	6.94e-010	***
LogIST	-0.904663	0.562125	-1.609	0.1122	
LogPrecioAlquiler	1.31295	0.521559	2.517	0.0142	**
ProporcUniversita	-2.56641	2.13407	-1.203	0.2334	
Mean dependent var	3.277778	S.D. dependent var	3.082080		
Sum squared resid	310.6294	S.E. of regression	2.153197		
R-squared	0.539429	Adjusted R-squared	0.511933		
F(4, 67)	19.61792	P-value(F)	1.00e-10		
Log-likelihood	-154.7932	Akaike criterion	319.5864		
Schwarz criterion	330.9698	Hannan-Quinn	324.1182		

En este caso volvemos a encontrarnos la misma situación que en la primera tipología (delitos contra la propiedad), ya que el número de volumen de datos de la variable dependiente es bajo, lo que tiene afectaciones en los resultados, al poder encontrarnos casos en los que haya barrios en los que a lo mejor no tengan ninguna denuncia en relación con esta clase de delito.

El coeficiente de ALOJAMIENTOS tiene un valor positivo, pero muy reducido, debido a que un aumento en una unidad de la variable independiente tiene una afectación en la dependiente de 0,005. El p-value de la variable ALOJAMIENTOS nos indica su significación a un nivel del 1%. El R-Squared disminuye respecto a los anteriores modelos, ya que nos muestra que un 53,9% de los datos se pueden explicar gracias al modelo, aunque vemos que de momento en todas las tipologías los valores se sitúan entre el 50-60%.

4. Actos molestos en espacios públicos

Model 1: OLS, using observations 2-73 (n = 72)

Dependent variable: Actosmolestosenespaciospubl

	coefficient	std. error	t-ratio	p-value	
const	273.009	127.033	2.149	0.0352	**
Alojamientos	1.07478	0.0959113	11.21	5.20e-017	***
LogIST	161.749	68.9020	2.348	0.0219	**
LogPrecioAlquile	-110.222	63.9296	-1.724	0.0893	*
ProporciUniversi~	-605.967	261.582	-2.317	0.0236	**
Mean dependent var	516.1250	S.D. dependent var	445.7671		
Sum squared resid	4667019	S.E. of regression	263.9261		
R-squared	0.669200	Adjusted R-squared	0.649451		
F(4, 67)	33.88487	P-value(F)	1.88e-15		
Log-likelihood	-501.0207	Akaike criterion	1012.041		
Schwarz criterion	1023.425	Hannan-Quinn	1016.573		

En esta ocasión encontramos una tipología en la cual el número de datos registrados relativos al delito es importante. Vemos que la variable ALOJAMIENTOS tiene un coeficiente positivo de 1,07, lo que nos indica que un aumento de una unidad en la variable independiente tiene un efecto positivo de 1,07 en la variable Delitos. El p-value por su parte, es significativo al 1%, como hemos ido observando hasta ahora. La R-Squared es la que observamos superior hasta el momento, puesto que nos informa de que un 66,9% de los datos se encuentran explicados por este modelo en concreto.

5. Agresiones

Model 1: OLS, using observations 2-73 (n = 72)
Dependent variable: Agresiones

	coefficient	std. error	t-ratio	p-value	
const	28.3355	12.3982	2.285	0.0255	**
Alojamientos	0.104165	0.00936073	11.13	7.07e-017	***
LogIST	9.79482	6.72468	1.457	0.1499	
LogPreciosAlqui	-4.79031	6.23939	-0.7678	0.4453	
ProporcioUnivers~	-88.5181	25.5298	-3.467	0.0009	***
Mean dependent var	44.54167	S.D. dependent var	43.04139		
Sum squared resid	44454.91	S.E. of regression	25.75861		
R-squared	0.662022	Adjusted R-squared	0.641844		
F(4, 67)	32.80940	P-value(F)	3.83e-15		
Log-likelihood	-333.4839	Akaike criterion	676.9678		
Schwarz criterion	688.3511	Hannan-Quinn	681.4995		

Excluding the constant, p-value was highest for variable 9 (LogPreciosAlqui)

En este modelo y el siguiente vamos a ver dinámicas muy parecidas, ya que nos referimos a los delitos de agresiones y de peleas. Lo primero que observamos es que la variable ALOJAMIENTOS tiene un valor positivo y es significativa al 1%. En este caso particular, un aumento en una unidad en la variable independiente tiene un efecto positivo sobre la variable Agresiones de 0,10. Por su parte, la R-Squared también tiene un valor bastante elevado, llegando hasta el 66%.

6. Peleas

Model 1: OLS, using observations 2-73 (n = 72)

Dependent variable: Peleas

	coefficient	std. error	t-ratio	p-value	
const	26.5043	18.3703	1.443	0.1537	
Alojamientos	0.105464	0.0138697	7.604	1.25e-010	***
LogIST	13.9532	9.96391	1.400	0.1660	
LogPreciosAlqui	-9.47068	9.24486	-1.024	0.3093	
ProporcionUniver~	-122.301	37.8274	-3.233	0.0019	***
Mean dependent var	31.27778	S.D. dependent var	50.79931		
Sum squared resid	97596.91	S.E. of regression	38.16635		
R-squared	0.467325	Adjusted R-squared	0.435524		
F(4, 67)	14.69508	P-value(F)	1.14e-08		
Log-likelihood	-361.7932	Akaike criterion	733.5865		
Schwarz criterion	744.9698	Hannan-Quinn	738.1182		

Excluding the constant, p-value was highest for variable 9 (LogPreciosAlqui)

Misma situación la que encontramos en el caso del modelo específico de las peleas, donde vemos que las dinámicas en los coeficientes y en los p-values son similares. La principal diferencia que encontramos es una reducción en la R-Squared, que en esta ocasión alcanzaría solamente un valor de un 46,7%.

7. Conflictos en locales

Model 1: OLS, using observations 2-73 (n = 72)

Dependent variable: ConflictosLocales

	coefficient	std. error	t-ratio	p-value	
const	7.24139	4.39575	1.647	0.1042	
Alojamientos	0.0535181	0.00331883	16.13	9.33e-025	***
LogIST	2.07347	2.38423	0.8697	0.3876	
LogPreciosAlquile	-1.87809	2.21217	-0.8490	0.3989	
ProporciUniver	-8.97993	9.05157	-0.9921	0.3247	
Mean dependent var	18.18056	S.D. dependent var	21.24792		
Sum squared resid	5588.194	S.E. of regression	9.132682		
R-squared	0.825667	Adjusted R-squared	0.815259		
F(4, 67)	79.33031	P-value(F)	1.11e-24		
Log-likelihood	-258.8264	Akaike criterion	527.6528		
Schwarz criterion	539.0361	Hannan-Quinn	532.1845		

Excluding the constant, p-value was highest for variable 9 (LogPreciosAlquile)

Pasamos ahora a la tabla de la variable Conflictos en locales, donde las dinámicas siguen continuando constantes, con un coeficiente positivo en la variable independiente, en la cual, si sufre un aumento en una unidad, tiene una afectación en 0.05 en la dependiente. El p-value sigue mostrándonos su significación al 1% y en este caso, encontramos una R-squared elevada, alcanzando el 82,5%.

8. Delitos contra la libertad sexual

Model 1: OLS, using observations 2-73 (n = 72)
Dependent variable: DelitosLibertadSexual

	coefficient	std. error	t-ratio	p-value	
const	0.470493	1.27288	0.3696	0.7128	
Alojamientos	0.00671755	0.000961038	6.990	1.58e-09	***
LogIST	1.30248	0.690403	1.887	0.0636	*
LogPreciosAlquil~	-1.31025	0.640579	-2.045	0.0447	**
ProporcionUniver~	5.08958	2.62107	1.942	0.0564	*
Mean dependent var	3.305556	S.D. dependent var	3.777766		
Sum squared resid	468.5779	S.E. of regression	2.644560		
R-squared	0.537562	Adjusted R-squared	0.509954		
F(4, 67)	19.47109	P-value(F)	1.14e-10		
Log-likelihood	-169.5929	Akaike criterion	349.1858		
Schwarz criterion	360.5691	Hannan-Quinn	353.7175		

La variable dependiente en esta ocasión se refiere a los delitos contra la libertad sexual, la cual se ve afectada por la variable independiente en un valor positivo pero muy reducido, 0.006. No deja de ser significativa a un nivel del 1% y a diferencia de la tabla número 7, se reduce la R-Squared hasta el 53/54%.

9. Convivencia vecinal

Model 1: OLS, using observations 2-73 (n = 72)
Dependent variable: ConvivenciaVecinal

	coefficient	std. error	t-ratio	p-value	
const	168.644	147.776	1.141	0.2578	
Alojamientos	1.63372	0.111572	14.64	1.46e-022	***
LogIST	203.964	80.1525	2.545	0.0132	**
LogPreciosAlquil~	-115.866	74.3682	-1.558	0.1239	
ProporciUniversi~	-65.7424	304.294	-0.2160	0.8296	
Mean dependent var	814.6944	S.D. dependent var	667.9624		
Sum squared resid	6315538	S.E. of regression	307.0208		
R-squared	0.800635	Adjusted R-squared	0.788733		
F(4, 67)	67.26693	P-value(F)	9.61e-23		
Log-likelihood	-511.9104	Akaike criterion	1033.821		
Schwarz criterion	1045.204	Hannan-Quinn	1038.353		

Excluding the constant, p-value was highest for variable 7 (ProporciUniversitaric

Pasamos a la variable Convivencia vecinal, donde la tabla nos indica que un aumento en una unidad de la variable independiente ALOJAMIENTOS tiene un efecto positivo en la variable dependiente del delito en cuestión. La significación no varía y en esta ocasión, vuelve a tener un valor alto la R-Squared (80%).

10. Delitos contra el orden público

Model 1: OLS, using observations 2-73 (n = 72)

Dependent variable: DelitosOrdenPublico

	coefficient	std. error	t-ratio	p-value	
const	3.23227	2.19525	1.472	0.1456	
Alojamientos	0.0121304	0.00165743	7.319	4.06e-010	***
LogIST	0.804195	1.19069	0.6754	0.5017	
LogPreciosAlquil~	-0.708476	1.10476	-0.6413	0.5235	
ProporcionUniver~	-11.1930	4.52037	-2.476	0.0158	**
Mean dependent var	3.291667	S.D. dependent var	6.001027		
Sum squared resid	1393.709	S.E. of regression	4.560879		
R-squared	0.454917	Adjusted R-squared	0.422375		
F(4, 67)	13.97928	P-value(F)	2.41e-08		
Log-likelihood	-208.8336	Akaike criterion	427.6673		
Schwarz criterion	439.0506	Hannan-Quinn	432.1990		

Excluding the constant, p-value was highest for variable 9 (LogPreciosAlquiler)

La décima tabla hace énfasis en los delitos contra el orden público, los cuales vemos que están menos afectados por la variable independiente, ya que solamente tienen un aumento del 0,012 cuando la variable ALOJAMIENTOS tiene un aumento de una unidad. Las tres estrellas de la significación continúan presentes y la R-Squared sufre un bajón respecto a las anteriores tablas, situándose en un porcentaje del 45%.

11. Estupefacientes

Model 1: OLS, using observations 2-73 (n = 72)

Dependent variable: Estupefacientes

	coefficient	std. error	t-ratio	p-value	
const	41.2479	26.6423	1.548	0.1263	
Alojamientos	0.174786	0.0201152	8.689	1.38e-012	***
LogIST	21.1829	14.4506	1.466	0.1474	
LogPreciosAlquil~	-19.1381	13.4078	-1.427	0.1581	
ProporcionUniver~	-160.770	54.8608	-2.931	0.0046	***
Mean dependent var	43.04167	S.D. dependent var	78.82722		
Sum squared resid	205280.5	S.E. of regression	55.35240		
R-squared	0.534696	Adjusted R-squared	0.506916		
F(4, 67)	19.24796	P-value(F)	1.40e-10		
Log-likelihood	-388.5604	Akaike criterion	787.1207		
Schwarz criterion	798.5041	Hannan-Quinn	791.6525		

Excluding the constant, p-value was highest for variable 9 (LogPreciosAlquiler)

Avanzamos en el análisis y llegamos al de los estupefacientes, con una afectación del 0,17 en la variable dependiente por cada aumento de una unidad en la variable independiente. El nivel de significación sigue constante en las tres estrellas y la R-Squared aumenta respecto al anterior valor, hasta llegar a un 53%.

12. Infracciones de extranjeros

Model 1: OLS, using observations 2-73 (n = 72)
Dependent variable: InfraccionesExtranjeros

	coefficient	std. error	t-ratio	p-value
const	0.185422	0.344582	0.5381	0.5923
Alojamientos	0.00156445	0.000260163	6.013	8.41e-08 ***
LogIST	0.275516	0.186899	1.474	0.1451
LogPreciosAlquil~	-0.277317	0.173412	-1.599	0.1145
ProporcionUniver~	-0.525055	0.709552	-0.7400	0.4619
Mean dependent var	0.375000	S.D. dependent var	0.879140	
Sum squared resid	34.33932	S.E. of regression	0.715910	
R-squared	0.374227	Adjusted R-squared	0.336867	
F(4, 67)	10.01688	P-value(F)	2.05e-06	
Log-likelihood	-75.51007	Akaike criterion	161.0201	
Schwarz criterion	172.4035	Hannan-Quinn	165.5519	

Excluding the constant, p-value was highest for variable 7 (ProporcionUniversitarios)

Nos situamos ahora en la variable de Infracciones de extranjeros, que podemos ver que tiene un efecto positivo cuando la variable ALOJAMIENTOS aumenta, pero que ese efecto es muy reducido (0,001). El p-value de la independiente se mantiene igual que en todos los análisis, mientras que el R-squared se reduce hasta llegar al valor mínimo en nuestras interpretaciones, 37%.

13. Vandalismo

Model 1: OLS, using observations 2-73 (n = 72)
Dependent variable: Vandalismo

	coefficient	std. error	t-ratio	p-value
const	3.22936	4.91380	0.6572	0.5133
Alojamientos	0.0276529	0.00370996	7.454	2.32e-010 ***
LogIST	1.95995	2.66521	0.7354	0.4647
LogPreciosAlquil~	0.124635	2.47287	0.05040	0.9600
ProporcionUniver~	-4.07001	10.1183	-0.4022	0.6888
Mean dependent var	15.55556	S.D. dependent var	14.26005	
Sum squared resid	6982.964	S.E. of regression	10.20898	
R-squared	0.516341	Adjusted R-squared	0.487466	
F(4, 67)	17.88182	P-value(F)	4.95e-10	
Log-likelihood	-266.8478	Akaike criterion	543.6957	
Schwarz criterion	555.0790	Hannan-Quinn	548.2274	

Excluding the constant, p-value was highest for variable 9 (LogPreciosAlquiler)

Nos acercamos a las últimas tipologías y tenemos que comentar los resultados de la variable dependiente Vandalismo, que tiene un aumento de 0,027 por cada incremento de una unidad en la variable de ALOJAMIENTOS. La R-Squared vuelve a sus niveles habituales (cerca al 50-60%), de los que la p-value por su parte no abandona, siguiendo con su significación habitual.

14. Venta ambulante

Model 1: OLS, using observations 2-73 (n = 72)
Dependent variable: VentaAmbulante

	coefficient	std. error	t-ratio	p-value	
const	32.9823	25.6848	1.284	0.2035	
Alojamientos	0.159929	0.0193923	8.247	8.63e-012	***
LogIST	16.8232	13.9313	1.208	0.2315	
LogPreciosAlquil~	-20.2920	12.9259	-1.570	0.1212	
ProporcionUniver~	-125.985	52.8892	-2.382	0.0201	**
Mean dependent var	22.97222	S.D. dependent var	74.33081		
Sum squared resid	190790.7	S.E. of regression	53.36312		
R-squared	0.513636	Adjusted R-squared	0.484600		
F(4, 67)	17.68925	P-value(F)	5.94e-10		
Log-likelihood	-385.9252	Akaike criterion	781.8503		
Schwarz criterion	793.2336	Hannan-Quinn	786.3820		

Excluding the constant, p-value was highest for variable 8 (LogIST)

Y finalizamos con el análisis de la Venta Ambulante, donde obtenemos que un aumento de una unidad en la variable de los ALOJAMIENTOS tiene un efecto directo en la variable dependiente que estamos observando de 0,15. No varía la significación del p-value respecto a las anteriores tablas y no sale de lo usual el valor de la R-Squared (51%).

Ahora que hemos podido analizar todas las tablas de Gretl, podemos ordenar los principales valores obtenidos:

 Delitos con mayor efecto en la variable dependiente:

- Convivencia vecinal (1,63)
- Actos molestos en espacios públicos (1,07)
- Delitos contra la propiedad privada (0,67)

 Delitos con un efecto positivo, pero más pequeño:

- Estupefacientes (0,17)
- Venta ambulante (0,159)
- Agresiones (0,10)
- Peleas (0,10)

 Delitos con efecto positivo, aunque casi reducido:

- Vandalismo (0,027)
- Conflictos en locales (0,05)
- Delitos contra el orden público (0,01)
- Delitos contra la libertad sexual. (0,006)
- Delitos contra la propiedad pública. (0,005)
- Delitos contra la propiedad (0,003)
- Infracciones de extranjeros (0,001)

7 Conclusiones

Iniciamos el apartado en el que recopilamos toda la información que hemos conseguido, tratado y analizado.

En primer lugar, los datos nos confirman que hay una relación positiva entre los aumentos de hechos delictivos e infracciones administrativas y el incremento de alojamientos de la plataforma Airbnb.

Esto tiene una gran relevancia, ya que nos indica que, en Barcelona, una de las grandes ciudades europeas, encontramos evidencias que siguen reafirmando lo que habíamos visto en otras ciudades del Viejo Continente y en Estados Unidos. Pero es importante advertir de factor, pues aun siguiendo la dinámica vista en otros trabajos, no podemos trasladar esta interpretación de forma directa a otras ciudades. El contexto de cada localidad, cultura y sociedad tiene implicaciones relevantes en los resultados, por lo que cometeríamos un grave error si no hacemos una correcta adaptación del modelo al lugar donde nos queramos ubicar.

Podemos corroborar la afirmación principal con los diversos modelos totales, ya sea incluyendo las variables de control o sin estas, y adicionalmente, en cada uno de los modelos individuales que hemos preparado para las diversas tipologías de delito seleccionadas.

El aspecto de las variables de control es algo que nos ha aportado una mayor sensibilidad al modelo respecto a la realidad; si quisiéramos revisar este trabajo podríamos investigar y añadir un mayor número, ya que nos permitiría llegar a focalizar los factores que explican algunas diferencias significativas en esta relación.

Juntamente con esto, añadir nuevas variables de control daría lugar a poder interpretar relaciones de un segundo nivel en el modelo.

Importante mencionar que hay diferencias relevantes entre las diversas infracciones, tal y como hemos visto en el apartado anterior. La presencia de una tendencia positiva de forma general no significa que tenga la misma intensidad en todas las tipologías, algo que podíamos llegar a intuir cuando hicimos las hipótesis al inicio del trabajo.

Siguiendo con este punto, las relaciones más fuertes las hemos encontrado en las categorías de “Convivencia vecinal”, “Actos molestos en los espacios públicos” y en los “Delitos contra la propiedad pública”.

Esto confirma lo que nuestro análisis descriptivo había mencionado en repetidas ocasiones, la problemática que tiene los incrementos del volumen de alojamientos, y, por tanto, también de visitantes, que a su vez generan situaciones conflictivas con los habitantes de los núcleos locales, debido a las diferencias entre el carácter rotativo del turista y el ritmo de vida de las personas oriundas (Cocola-Gant & López-Gay, 2020).

En el siguiente nivel encontraríamos tipologías como “Agresiones”, “Peleas”, “Venta Ambulante” y “Estupefacientes”, algo que ya vislumbramos en el apartado 3.3.1, cuando hablábamos de la relación entre criminalidad – turismo, y como la presencia de un mayor número de turistas tenía implicaciones en el incremento del consumo de alcohol, drogas o mayor volumen de peleas (De La Torre & Navarrete Escobedo, 2013).

Finalmente, encontramos una serie de tipologías en las cuales la relación es mucho más reducida, aunque en ningún caso tiene un signo contrario al que hemos visto en todas las otras categorías.

Podemos englobar en este grupo “Vandalismo”, “Conflictos en locales”, “Delitos contra el orden público”, “Delitos contra la libertad sexual”, “Delitos contra la propiedad pública”, “Delitos contra la propiedad” e “Infracciones de extranjeros”.

Aquí hemos de mencionar diversas causas para explicar esta reducción de la intensidad de la relación. La primera es evidente, es posible que sean categorías en las cuales efectivamente hay una menor correlación que en otras comentadas anteriormente. Otro factor mencionado a lo largo del trabajo es que hay ciertas categorías en las cuales, el volumen de denuncias puede estar infravalorado, debido a que es posible que se hayan trasladado a otras categorías con un carácter más general. Este hecho deriva ciertas consecuencias, debido que, ante de muestras más reducidas, la consistencia de los análisis quedaría afectada. Por tanto, debemos tener en cuenta estos dos puntos para estos grupos.

Pero sin duda, una de las principales limitaciones que tiene el modelo es el de la posibilidad de aparición de endogeneidad, es decir, que haya una correlación entre la variable explicativa y la variable que queremos explicar a causa de factores que no se han tenido en cuenta. Este hecho puede darse por tres factores en nuestro caso:

- ✚ Causalidad doble/inversa: Puede ser que la localización de los apartamentos se vea afectada por la variable dependiente, en este caso, el número de delitos e infracciones.
- ✚ Errores de medida: La variable utilizada para explicar Airbnb solo aproxima la actividad de esta plataforma, ya que no tenemos las coordenadas exactas del apartamento ni la intensidad de uso de los apartamentos, puesto que la información es relativa a los anuncios, no a las reservas.
- ✚ Omisión de variables: Siguiendo lo dicho anteriormente, es muy probable que haya otros factores que pueden afectar tanto a la variable de Airbnb como a la de criminalidad y que no estén controladas en este modelo.

Con este análisis, es evidente que tras de las hipótesis que planteábamos inicialmente, hay una problemática real, que debe colocarse encima de la mesa e intentar solucionarse por parte de los agentes con capacidad de resolución. Las posibles medidas para tratar este conflicto nos darían para iniciar otras investigaciones, que tocarían temas políticos, sociológicos y económicos de una gran profundidad e interés. Algunas de las ideas podrían ser un impuesto turístico al alojamiento compartido, un incremento selectivo de las unidades de las fuerzas y cuerpos de seguridad locales en ciertas zonas...

8 Aprendizajes y agradecimientos

Para finalizar este trabajo, quería hacer un pequeño apartado sobre aprendizajes que he tenido durante estos meses, puesto que veo importante escribir como ha sido la evolución de mi enfoque. En primer lugar, debo comentar que ha sido mi primera experiencia en solitario en la construcción de un modelo econométrico y debo reconocer que he quedado impresionado. Los conocimientos que tenía sobre esta metodología eran los que había adquirido durante la carrera, pero he visto que es un mundo totalmente diferente, con una amplitud de posibilidades inmensa.

El mayor conocimiento práctico que he adquirido ha sido el de la estructuración, elegir una idea e intentar construir un proyecto con coherencia y una base sólida detrás. Para poder elaborar esto, he dedicado una gran parte del tiempo, ya que el pensar cómo iba a dar forma a la base de datos ha podido significar varias semanas.

En algunos momentos, esto ha supuesto una sensación de avance muy lento, puesto que es un proceso que tiene un retorno inmediato reducido, pero con el paso del tiempo he visto que me ha permitido que pueda llegar a hacer un análisis correcto.

La construcción de la base de datos es sin dudas el mayor reto que he tenido, debido a que ha significado seleccionar entre una cantidad de posibilidades inmensa aquello que podía ser relevante para alcanzar nuestro objetivo. Aquí encontraría el segundo gran aprendizaje, la selección. Es algo que me ha costado interiorizar, entender que las posibilidades son casi infinitas, y que hay una capacidad enorme de revisión y mejora del modelo, pero que esto no tiene que suponer que el actual sea erróneo.

En un futuro, me gustaría poder volver a revisar con un mayor conocimiento econométrico, tiempo y herramientas este proyecto, ya que creo que es apasionante la profundidad que puede llegar a tener.

Como cierre de este trabajo, quería agradecer toda la ayuda, consejo y total disposición que ha tenido mi tutor Miquel Àngel Garcia López durante estos intensos meses. No me olvido de mis familiares, amigos y compañeros, que en innumerables momentos han sido parte imprescindible de este trabajo.

9 Bibliografía

- Airbnb . (2022). *Datos básicos sobre nosotros*. Obtenido de <https://news.airbnb.com/es/about-us/>
- Airbnb. (2020). *Inicio Airbnb*. Obtenido de <https://www.airbnb.es/>
- Airbnb. (30 de Octubre de 2020). *Política contra la discriminación*. Obtenido de <https://www.airbnb.es/help/article/2867/pol%C3%ADtica-contra-la-discriminaci%C3%B3n>
- Airbnb. (9 de 11 de 2021). *Así protege Airbnb a sus anfitriones*. Obtenido de <https://www.airbnb.mx/resources/hosting-homes/a/how-airbnb-protects-hosts-5>
- Airbnb. (2022). *La lucha contra la discriminación en Airbnb*. Obtenido de <https://www.airbnb.es/against-discrimination>
- Airbnb. (2022). *Presentación de Aircover*. Obtenido de <https://www.airbnb.es/aircover>
- Ayuntamiento de Barcelona. (2022). *Breve historia de Nou Barris*. Obtenido de <https://ajuntament.barcelona.cat/noubarris/es/conozca-el-distrito/historia>
- Ayuntamiento de Barcelona. (2022). *Plan de Barrios*. Obtenido de https://www.barcelona.cat/infobarcelona/es/actuaciones-y-servicios/plan-de-barrios_774674.html
- Ayuntamiento de Barcelona. (2022). *Vive el Barrio*. Obtenido de <https://www.barcelona.cat/es/vivir-en-bcn/vive-el-barrio>
- Brandon, C. (13 de Marzo de 2020). *Routine Activity Theory and Tax Evasion*. Obtenido de <https://www.forbes.com/sites/taxnotes/2020/03/13/routine-activity-theory-and-tax-evasion/?sh=2c8701141311>
- Chesney Lind, M., & Lind, I. Y. (1986). Visitors as victims crimes against tourists in Hawaii. En *Annals of Tourism Research* (Vol. 13, págs. 167-191). ELSEVIER. doi:10.1016/0160-7383(86)90036-8
- Clos, J. (19 de 12 de 2004). La Barcelona de los barrios: un nuevo impulso. *El País*. Obtenido de <http://www.iceta.org/clos1204.pdf>

- Cocola-Gant, A., & López-Gay, A. (2020). Transnational gentrification, tourism and the formation of 'foreign only' enclaves in Barcelona. *Urban Studies*, 1-19. doi:10.1177/2F0042098020916111.
- Cohen, E., & Felson, M. (Agosto de 1979). Social Change and Crime Rate Trends: A Routine Activity Approach . *America Sociological Review*, 44(4), 588-608. doi:10.2307/2094589
- Consejo Municipal del Ayuntamiento de Barcelona. (28/9/2001). *BOPB n.º 254* (Vol. BOPB n.254). Barcelona. Obtenido de https://bcnroc.ajuntament.barcelona.cat/jspui/bitstream/11703/114344/1/Normes_reguladores_funcionament_districtes_consolidades_CAST.pdf
- Cox, M. (2022). *About Inside Airbnb*. Obtenido de <http://insideairbnb.com/about.html>
- Crotts, J. C. (Enero de 1996). Theoretical Perspectives on Tourist Criminal Victimization. *Journal of Tourism Studies* , 7(1), 2-9. Obtenido de https://www.researchgate.net/publication/237407222_Theoretical_Perspectives_on_Tourist_Criminal_Victimisation
- De La Torre, M., & Navarrete Escobedo, D. (2013). Turismo, violencia y vulnerabilidad. *Kairos: Revista de temas sociales*(31), 14. Obtenido de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=4349553>
- Farrell, M., & Bensinger, G. (22 de Septiembre de 2016). (T. W. Journal, Ed.) Obtenido de Airbnb's Funding Round Led by Google Capital: <https://www.wsj.com/articles/airbnb-raises-850-million-at-30-billion-valuation-1474569670>
- Fuji, E., & Mak, J. (1980). Tourism and Crime; Implications for Regional Development Policy. *Regional Studies*, 14, 27-36. doi:10.1080/09595238000185031.
- Garate, S., Pennington-Cross, A., & Zhao, W. (2020). The Effect of the Shared Economy on Crime: Evidence from Airbnb. Obtenido de <https://drive.google.com/file/d/1UllhAbJsSMHH-7QUdS7mDjx1H3ix6K3T/view>
- Gutiérrez, J., García-Palomares, J. C., Romanillos, G., & Salas-Olmedo, M. (2017). The eruption of Airbnb in tourist cities: Comparing spatial patterns of hotels and peer-to-peer accommodation in Barcelona. *Tourism Management*, 62, 278-291. doi:10.1016/j.tourman.2017.05.003

- Han, W., & Wang, X. (2019). Does Home Sharing Impacts Crime Rates? A Tale of Two Cities. *40th International Conference on Information Systems, ICIS, Association for Information Systems*. Munich, Alemania. Obtenido de https://aisel.aisnet.org/icis2019/sustainable_is/sustainables_is/
- Institut d'Estadística de Catalunya. (2022). Obtenido de <https://www.idescat.cat/?lang=es>
- Instituto de Estadística de Cataluña, G. (14 de Mayo de 2021). *Metodología Índice socioeconómico territorial*. Obtenido de <https://www.idescat.cat/pub/?id=ist&lang=es&m=m>
- Izquierdo, H. (18 de Mayo de 2017). Entrevista fundador Airbnb Nathan Blecharczyk. (J. Nelson, Ed.) *Revista GQ*. Obtenido de <https://www.revistagq.com/noticias/articulos/entrevista-fundador-airbnb-nathan-blecharczyk-gq/26082>
- Mawby, R. (2010). Property Crime and Tourists. En D. Botterill, & T. Jones, *Tourism and Crime: Key Themes* (págs. 21-36). Oxford: Goodfellow Publisher. doi:10.23912/978-1-906884-14-7-1275
- Montolio, D., & Planells-Struse. (2016). Does Tourism Boost Criminal Activity? Evidence from a Top Touristic Country. *Crime and Delinquency*, 62, 1597-1623. doi:10.1023/A:1007544208712.
- Nickerson, C. (11 de Enero de 2022). *Routine activities theory*. Obtenido de Simple Psychology: www.simplypsychology.org/routine-activities-theory.html
- QGIS. (2022). *Acerca de QGIS*. Obtenido de <https://www.qgis.org/es/site/about/index.html>
- Recher, V., & Rubil, I. (2020). More Tourism, More Crime: Evidence from Croatia. *Social Indicators Research*, 147, 651 - 675. doi:10.1007/s11205-019-02160-6
- Secretaria d'Habitatge i Millora Urbana de la Generalitat de Catalunya. (7 de Marzo de 2022). *Lloguers Barcelona per districtes i barris*. Obtenido de https://habitatge.gencat.cat/ca/dades/estadistiques_publicacions/indicadors_estadistiques/estadistiques_de_construccio_i_mercat_immobiliari/mercat_de_lloguer/lloguers-barcelona-per-districtes-i-barris/
- Torkington, K. (Enero de 2010). Defining lifestyle migration. *Dos Algarves*, 19, 99-111. Obtenido de https://www.researchgate.net/publication/49614748_Defining_lifestyle_migration

Xu, Y.-H., Pennington Gray, L., & Kim, J. (25 de Septiembre de 2018). The Sharing Economy: A Geographically Weighted Regression Approach to Examine Crime and the Shared Lodging Sector. *Journal of Travel Research* , 58, 1-16. doi:10.1177/0047287518797197