



GRADO EN ECONOMÍA

Análisis espacial del mercado de alojamiento de Airbnb en la isla de Gran Canaria en 2017

Presentado por: Alba Acosta Perera

Fdo:

Las Palmas de Gran Canaria, a 9 de julio de 2018

ÍNDICE DE CONTENIDOS

1	INTRODUCCIÓN	3
2	LITERATURA	4
3	CASO DE ESTUDIO	9
4	METODOLOGÍA	11
4.1	MÉTODOS PARA EL ANÁLISIS DE DISTRIBUCIÓN ESPACIAL	11
4.2	MODELOS DE REGRESIÓN ESPACIAL	14
5	RESULTADOS	16
6	CONCLUSIÓN	24
7	REFERENCIAS	26

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1 DISTRIBUCIÓN DE LA OFERTA DE AIRBNB EN LA ISLA DE GRAN CANARIA (2017).....	17
FIGURA 2 DIAGRAMA DE DISPERSIÓN DE MORAN (GLOBAL) DEL NÚMERO DE CAMAS DE AIRBNB EN GRAN CANARIA	18
FIGURA 3 MAPA DE SIGNIFICACIÓN DEL NÚMERO DE CAMAS DE AIRBNB EN GRAN CANARIA	20
FIGURA 4 MAPA AUTOCORRELACIÓN ESPACIAL BIVARIANTE.....	21

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 1 RESULTADOS DEL MODELO DE REGRESIÓN CON RETARDO ESPACIAL	22
TABLA 2 RESULTADOS DEL MODELO DE REGRESIÓN DE ERROR ESPACIAL	23

1 Introducción

El movimiento de consumo colaborativo ha supuesto un cambio cultural y económico en los hábitos de consumo potenciado sobretudo por los medios sociales y las plataformas del tipo *peer-to-peer*. La economía colaborativa se basa en la interacción entre dos o más personas con el fin de satisfacer una necesidad: un desplazamiento en coche, comida a domicilio o alquiler de casas entre otros servicios. España es líder europeo de economía colaborativa, el 6% de la población ofrece productos y servicios bajo este modelo, superando la media continental.

Un claro ejemplo de este tipo de empresas que se dedican al consumo colaborativo es Airbnb (air bed and breakfast), nacida en 2008 es una plataforma que oferta alojamientos a particulares y turistas. En la actualidad, Airbnb es utilizada por más de 160 millones de huéspedes alrededor de 191 países. El crecimiento de los apartamentos y pisos turísticos publicitados a través de esta plataforma ha experimentado un crecimiento explosivo en sus apenas 10 años de vida. Este fenómeno también ha llegado con fuerza a España donde destaca el caso de Barcelona, ciudad que empezó ofertando 40 alojamientos en 2010, y que en el 2017 ya ofrecía 24.000 viviendas (Canalis, 2018).

Las Palmas de Gran Canaria, capital de la isla de Gran Canaria se encuentra entre las 8 ciudades de España donde más ha crecido Airbnb, ofreciendo más de 2000 posibles alojamientos. Esto junto con la importancia que tiene el sector turístico en las islas hace que aumente la curiosidad por saber cómo se desenvuelve esta plataforma en el sector y como convive con el sector hotelero.

Con este trabajo se pretende ofrecer una visión general del mercado de Airbnb en la isla de Gran Canaria a través de un conjunto de herramientas conocido como sistema de información geográfica (SIG) que permite analizar la información espacial, elaborar mapas y obtener múltiples resultados de interés. Se quiere observar cómo se distribuyen los alojamientos en los distintos puntos de la isla y responder a preguntas como ¿Existe relación entre la oferta hotelera y los alojamientos Airbnb?, ¿se distribuyen este tipo de alojamientos de forma homogénea alrededor de la isla? o ¿afectan los núcleos vecinos a la oferta de un área determinada? Podemos encontrar respuesta a estas cuestiones gracias

al análisis exploratorio de datos espaciales, disciplina que cada vez adquiere mas importancia ya que se está convirtiendo en un instrumento fundamental para el estudio de información socio-espacial potenciado por el creciente desarrollo digital en términos de representación gráfica.

2 Literatura

Las nuevas tecnologías se han colado en los últimos tiempos en la forma de viajar. Según el Instituto de Turismo de España (2012) el 74,8% de los viajeros recurrieron a Internet para realizar alguna reserva tanto de transporte como de alojamiento. Con este despliegue de Internet, han nacido nuevas plataformas como Airbnb que tienen que convivir con la oferta hotelera tradicional.

Pero el crecimiento de este tipo de servicios a través de los nuevos modelos de negocio junto con la evolución del sector turístico, ha provocado ciertas externalidades y cambios en la sociedad actual. Por un lado, ha habido un gran impacto en el mercado mobiliario debido a que muchas de las viviendas que antes estaban destinadas al alquiler de larga duración han pasado a ser utilizadas como pisos turísticos, provocando un descenso del número de viviendas en el mercado residencial. Además, como consecuencia de la disminución de la oferta de la vivienda de larga duración se ha producido un aumento de los precios del alquiler.

Airbnb también ha desatado numerosos conflictos entre vecinos y turistas debido al incumplimiento de las normas de convivencia como el elevado nivel de ruido que perturba a los vecinos, el mal uso de espacios comunes, y en general al empeoramiento de la calidad de vida de los barrios.

Todo esto, genera también una pérdida de seguridad y confianza en las zonas con mayor proliferación de viviendas turísticas. Esto sucede porque en muchas de las comunidades autónomas no se exige un registro de datos de los clientes que se alojan en este tipo de viviendas debido a la falta de regulación.

Pero Airbnb también ha provocado externalidades positivas. Según un estudio de ESADE (2015) realizado en 6 ciudades de España, clasificadas en 3 tipos distintos: ciudades, Madrid y Barcelona; costeras: Mallorca y Calpe y culturales: San Sebastián y Granada, el 92% de los arrendadores de alquiler vacacional

afirman que este tipo de negocio les ayuda en la economía familiar. Además, el gasto medio de los turistas que se alojaron en viviendas de uso vacacional fue de 249€ por persona en alojamiento. El gasto en comida, transporte y otras actividades se estimó en 477€ por persona, del cual, una tercera parte de este gasto se lo llevaban los comercios de proximidad. Por lo que en general, el alquiler vacacional contribuye también a la economía de la zona, afirmando que el 46% de los propietarios tienen a alguna persona encargada del mantenimiento y limpieza de la vivienda. Este estudio de 775 encuestados, también revela que, el 32% de los turistas no iría a un destino que no dispusiera de viviendas de alquiler vacacional.

En cambio un estudio realizado por EXCELTUR (2015) a partir de los datos del INE afirma que el empleo directo e inducido que se genera en España por cada vivienda de alquiler turístico es inferior a lo que genera la industria del alojamiento reglado, sobretodo el hotelero. Por cada 100 plazas de alojamientos reglados se generaran 17,9 puestos directos, frente al 2,23 que se genera en las viviendas vacacionales. Por otro lado, el gasto de los turistas alojados en viviendas vacacionales en restauración y otras actividades de ocio es menor, generando 3,8 puestos de trabajo por cada 100 plazas, frente los 14,8 puestos que se crean en el caso de los clientes que se alojan en establecimientos hoteleros u otros reglados en general.

Investigaciones previas aportan datos sobre cómo coexisten el mercado hotelero tradicional y las viviendas vacacionales que compiten en la oferta de alojamiento y que puede variar dependiendo de la zona que se estudie. Se observa por ejemplo, que la llegada de los alojamientos Airbnb no ha afectado a los ingresos hoteleros en Corea (Choi, Jung, Ryu, Kim y Yoon, 2015) pues a pesar de que el número de turistas aumenta continuamente, estos siguen decantándose por hospedarse en hoteles en lugar de Airbnb.

En cuanto a la rivalidad del sector hotelero y las viviendas vacacionales, es necesario diferenciar entre los hoteles de 4 y 5 estrellas, los hoteles de 3 o menos estrellas y las pensiones y hostales. A partir de datos del ISTAC, se ha podido comprobar que los dos primeros grupos se han mantenido estables en la isla de Gran Canaria, con 95 establecimientos abiertos de 1, 2 y 3 estrellas en 2010 y

96 en 2017; y 61 establecimientos de 4 y 5 estrellas en 2010 y 70 en el año 2017. Además la tasa de ocupación por plazas ha aumentado en ambos grupos en el periodo 2010-2017, de un 64,14% a un 78,90% en los hoteles de 1,2 y 3 estrellas y de un 67,59% a un 84,84% en los hoteles de 4 y 5 estrellas. En cambio, probablemente sean las pensiones y hostales el sector que más se ve afectado por la competencia de las plataformas *peer-to-peer* debido a la similitud de sus características.

La gran ventaja comparativa que tiene Airbnb se debe fundamentalmente a que no está sujeto a ningún tipo de exigencias legales ni fiscales a los que sí tienen que hacer frente el conjunto de establecimientos turísticos reglados. Existen vacíos y ambigüedades legales que evitan que tengan que cumplir el marco de la normativa tradicional del sector turístico como es garantizar los derechos del consumidor, el cumplimiento de unos estándares de calidad, seguridad e higiene, proteger la integridad física del turista, cobertura de riesgos o la contribución al sistema de bienestar a través del cumplimiento de las obligaciones tributarias. Algunas ciudades españolas ya han intervenido para tratar de abordar estos problemas.

En 2012 en Barcelona se estableció una tasa turística que tenía como objetivo recaudar fondos con los que hacer frente a los sobrecostes generados por la llegada masiva de turistas. Además en 2017 entró en vigor el Plan Especial Urbanístico de Alojamientos Turísticos de Barcelona, en el cual se segmentaba la ciudad en cuatro zonas para la concesión de licencias. En la zona formada por los barrios del centro de la ciudad no se concedían licencias, en la zona 2 solo se concedían si otro proyecto cesaba previamente y en el resto de zonas se irían concediendo licencias con límites. Por otro lado, la Ley de Turismo catalana también establece que el número de inscripción del Registro de turismo de Cataluña de las empresas y los establecimientos turísticos debe constar en todo tipo de publicidad que anuncie las viviendas vacacionales. Medida que también estableció la Junta de Andalucía, quien obliga a todas las personas que alquilen su vivienda a registrarla previamente para llevar un censo oficial de viviendas y cuyo número de registro debe ser visible en los anuncios de la plataforma. Además, la alcaldesa de Barcelona, Ada Colau, impuso una multa de 600.000

euros a la plataforma Airbnb en 2016 ante la falta de colaboración de la misma para legalizar su oferta.

La comunidad de Madrid también exige a los propietarios que oferten sus casas como vivienda vacacional a disponer de un número de registro, de forma que queden registrados en el censo oficial y desde el 2012, están obligados a pagar la tasa turística. Además desde el año 2016 se iniciaron inspecciones para detectar pisos ilegales. En cambio, Baleares fue la primera administración en limitar la oferta de Airbnb, en donde se fijó un máximo de plazas tanto para hoteles como para viviendas turísticas, tratando de esta forma de evitar la masificación.

En Canarias la patronal de viviendas turísticas ganó el primer asalto judicial, donde se pretendía prohibir la oferta de viviendas vacacionales, que lidera Airbnb, en zonas turísticas, pues el Tribunal considera que el propósito del Ejecutivo canario de prohibir la oferta de inmuebles o viviendas turísticas carecía de cobertura legal en la Ley de Turismo de Canarias. Como resultado se podrá alquilar viviendas ubicadas en zonas calificadas como turísticas y alquilar los pisos por habitaciones ya que el Tribunal no considera que haya razones para exigir a un cliente que solo desea contratar una habitación, asumir el coste del alquiler de la totalidad de la vivienda. El Gobierno de Canarias presentó en 2018 un recurso ante esta sentencia. Por otro lado, el Gobierno canario presentó en Mayo de 2018 un borrador que pretende dar mejor solución a los problemas detectados donde dibuja un marco general para el alquiler vacacional sobre el que ayuntamientos y cabildos podrán hacer excepciones, ya que consideran que el fenómeno del alquiler vacacional no se desarrolla de la misma manera en todas las islas ni en todos los municipios.

Es posible estudiar la importancia que el turismo ejerce en la economía de muchas regiones gracias a que existen métodos de autocorrelación espacial que permiten estudiar la relación que hay entre zonas cercanas utilizando herramientas como *I de Moran* (Moran, 1948; Moran, 1950; Cliff y Ord, 1981) y representaciones gráficas como los mapas LISA que nos muestra si la distribución espacial de las zonas estudiadas responden a patrones de dispersión o concentración.

Un ejemplo de la funcionalidad de este tipo de mapas lo encontramos en un estudio que investiga la distribución espacial de los flujos de turistas nacionales e internacionales a las ciudades de China. Este estudio reveló, a través del índice de *Moran* global, que existe una fuerte autocorrelación positiva para los flujos turísticos nacionales. Por otro lado, el *I* de *Moran* local permitió distinguir cuatro áreas importantes de turismo extranjero y cinco de turismo nacional en China, donde los puntos calientes tienden a estar en áreas insulares y costeras y están asociadas con ciudades con importancia urbana en el país (Yang y Wong, 2013). En cambio, en Serbia, se observó una agrupación espacial baja para la llegada de turistas nacionales y una agrupación alta y relativamente estable para los turistas internacionales (Stankov, 2017).

En España también encontramos algunos estudios que han aplicado estas herramientas para revelar patrones o analizar los flujos turísticos y sus impactos sobre la provisión de alojamientos, la oferta hotelera o el tamaño de la población local. En la comunidad de Andalucía, se han hallado fuertes desequilibrios entre el litoral y la zona del interior. Además existe autocorrelación espacial positiva con un alto grado de concentración en el área litoral y con el número de residentes permanentes (Sarrión-Gavilán, Benítez-Márquez y Mora-Rangel, 2015). Por otro lado, se han estudiado ciudades de gran importancia turística como Barcelona, en donde se revela una estrecha relación espacial entre Airbnb y los hoteles, aunque el primero predomine en algunas lugares de la periferia de la ciudad. Además se detectaron áreas donde el aumento de la presión turística está relacionado con la reciente expansión de Airbnb (Gutiérrez, García-Palomares, Romanillos, y Salas-Olmedo, 2017).

Para la elaboración del estadístico de Moran mencionado anteriormente, es necesario construir una matriz de pesos espaciales, comúnmente denominada *W*. Existen diferentes criterios de selección para la elaboración de esta matriz *W*, y cuya decisión será importante pues condicionará el resto del análisis. Algunos utilizan la matriz de ponderación espacial vecino más cercano, pues la estructura del territorio, como la existencia de islas impide la adopción de matrices simples basadas en la contigüidad (Yang y Wong, 2013 ; Sharma, Mahabir, Curtin, Sutherland, Agard y Chadee, 2014). Otros autores emplean matrices en función de un radio fijo, como puede ser por el radio de distancia euclidiana o por la

distancia de tiempo en coche que separa dos puntos (Santana-Jiménez, Suárez-Vega y Hernández, 2011 ; Huang, Zhou y Ali, 2011).

Destacan sobretodo, los estudios realizados que utilizan el efecto vecino para estudiar la correlación espacial entre las distintas áreas turísticas. Esto se debe a que en muchas ocasiones el nivel de desarrollo del turismo en una ciudad determinada depende también del desarrollo en las ciudades vecinas. (Zhang, Xu y Zhuang, 2011).

Con este trabajo, se intentará, entre otros objetivos, definir cuál es la mejor matriz para estudiar el mercado de alojamientos de Airbnb en la isla de Gran Canaria y conocer si los distintos núcleos urbanos de la isla están relacionados. Se estudiará si la existencia de alojamientos Airbnb en un núcleo determinado afecta a sus núcleos vecinos y se comparará este tipo de alojamientos con otras variables, como la oferta hotelera para determinar si existe relación entre ellas. Pues a pesar de que el turismo rural y de ciudad ha ido cogiendo cada vez más fuerza, sigue destacando el turista que llega a Canarias para disfrutar del turismo de sol y playa, donde se encuentran situados gran parte de los microdestinos turísticos de la isla de Gran Canaria. Es por esto por lo que la autocorrelación espacial puede resultar muy útil a la hora de analizar el grado de concentración existente en las distintas zonas y comprobar si existen desequilibrios entre el litoral y las zonas del interior.

3 Caso de estudio

Un factor muy importante en la economía local de Las Islas Canarias se debe al sector turístico. Durante el año 2017, el archipiélago recibió 15.975.507 turistas, un 6,5% más que en 2016, según el Gobierno de Canarias (2018). Tradicionalmente, la isla de Gran Canaria es elegida por los visitantes por las zonas costeras del sur de la isla como Las Dunas de Maspalomas y Playa del Inglés, aunque la capital insular también tiene una gran importancia turística en torno a la Playa de Las Canteras. Gran Canaria fue la isla del archipiélago que experimentó el mayor crecimiento en la llegada de turistas extranjeros durante 2017 con 360.000 visitantes internacionales más que en 2016 (Patronato de turismo, 2017).

Según los datos consultados en el INE, el municipio de San Bartolomé de Tirajana se encuentra en la tercera posición a nivel nacional con respecto a los puntos turísticos con mayor número de pernoctaciones a nivel hotelero y la provincia de Las Palmas está a la cabeza en la ocupación de apartamentos turísticos. Además, con el mayor uso de Internet y el continuo desarrollo de las nuevas tecnologías, han aparecido nuevas plataformas y mercados, como Airbnb y las viviendas vacacionales, que han abierto la frontera de posibilidades de los turistas a la hora de decidir cómo y en dónde pasarán su estancia. De hecho, la demanda de viviendas vacacionales en Canarias en 2016 fue de 1.290.609 turistas, un 8,61% de los 14.981.113 turistas que visitaron las islas. Cifras que aumentan, con respecto años anteriores, pues del 2015 al 2016, se produjo un aumento del 24,83% en la demanda de alquiler vacacional (Gobierno de Canarias, 2017).

Es por esta creciente demanda de la vivienda vacacional, por lo que resulta interesante analizar cómo convive el fenómeno Airbnb con la oferta hotelera de la isla. Para el análisis espacial del mercado de alojamientos de Airbnb en la isla de Gran Canaria se han obtenido los datos a través de Airdna, un servicio de datos que lleva el seguimiento de los cambios en el mercado de Airbnb a través de las tendencias de oferta y demanda. La base de datos de la que partimos ofrece las coordenadas geográficas (latitud y longitud) de cada uno de los alojamientos que se asientan en la isla, el número de habitaciones, camas y baños que poseen cada una de las viviendas vacacionales y el precio por noche para cada una de ellas.

Por otro lado, se ha obtenido a través del Instituto Canario de Estadística (ISTAC) la población registrada para el año 2017 en cada uno de los núcleos urbanos de la isla, para así poder compararlos con el número de viviendas Airbnb establecidas en cada uno de esos núcleos. Todos estos datos se comparan con la oferta hotelera que también se ha medido mediante el número de camas.

Para el análisis de estos datos se han utilizado diferentes sistemas de información geográfica (SIG), que permiten analizar grandes cantidades de datos que estén vinculados a una referencia espacial.

Por un lado, se han utilizado el GeoDa y GeoDa Space que facilitan el análisis de asociación espacial de los datos a través de indicadores de autocorrelación espacial, indicando patrones de agrupamiento o dispersión. Por otro lado, nos hemos servido de otros programas como el ArcGIS y QGIS, ambos destinados también al tratamiento de información geográfica. Para ello se ha trabajado con el formato “Shapefile” (SHP), que permite guardar la localización de distintos elementos geográficos y características asociadas a ellos, y que es comúnmente utilizado para el intercambio de información geográfica entre SIG.

Además, se ha llevado a cabo una unión espacial, conocida como Spatial Join, que permite vincular información entre varias entidades geométricas de distintas capas en el espacio. De esta forma, se ha podido vincular, por ejemplo, la ubicación de los distintos alojamientos Airbnb con los núcleos y municipios de la isla. Así como relacionar los diferentes atributos que ofrecían cada uno de los alojamientos como el número de camas, precio por noche y baños entre otros.

4 Metodología

A través de la econometría espacial pretendemos estudiar la interacción entre distintos puntos geográficos, es decir, como los sucesos que ocurren en una ubicación específica tienen repercusiones sobre sus vecinos directos o incluso aquellos más alejados. En este caso, no solo se va a analizar cómo repercute la población y la oferta hotelera de cada zona al mercado de alojamientos de Airbnb, sino cómo afectan los alojamientos existentes en los núcleos vecinos.

4.1 Métodos para el análisis de distribución espacial

Para estudiar la existencia de autocorrelación espacial, el estadístico más utilizado es el denominado *I de Moran* (Cliff y Ord, 1981). Para ello, se necesita de una matriz de pesos W que define a los vecinos de cada unidad geográfica. Es decir, W se utiliza para evaluar el grado de similitud entre localidades y valores. La matriz se puede definir a través de un sistema binario (0,1), en el que los vecinos serán definidos como 1 y los no vecinos, así como la ubicación en sí misma, como 0. La matriz debe estar estandarizada de forma que los elementos de cada una de las filas sumen uno. Además, deberá ser simétrica y cuadrada.

Sus elementos w_{ij} representan la interdependencia existente entre las regiones i y j , y serán no estocásticos y exógenos al modelo (Anselin, 1999).

Esta matriz de pesos W , puede ser construida basándose en diferentes aspectos dependiendo del caso de estudio. Entre las más comunes se encuentra la matriz de contigüidad y la de distancia. Se denomina matriz de contigüidad a la matriz W donde cada una de las filas y de las columnas representa una región en el espacio que se está estudiando. En ella se representa también la relación que tiene cada una de las regiones con las demás unidades. Existen diferentes formas de definir la presencia o ausencia de contigüidad. Las más conocidas son:

- Contigüidad de reina (Queen): Para unidades que comparten un lado o un vértice común con la región de interés, se define $w_{ij} = 1$.
- Contigüidad de torre (Rook): en la cual se define $w_{ij} = 1$ para unidades que comparten un lado común con la región de interés.
- Contigüidad de alfil (Bishop): se define $w_{ij} = 1$ para unidades que comparten un vértice común con la región de interés.

Una vez obtenidas las matrices de pesos espaciales, se estudia la existencia de autocorrelación espacial a través del contraste conocido como *I de Moran*. Con este contraste se verifica que la distribución espacial, obtenida a partir de los valores de una variable, no sean producidas de manera aleatoria con el fin de comparar los valores de cada localización con los valores presentados por las localizaciones contiguas. El estadístico de prueba *I de Moran* utilizado para contrastar la autocorrelación espacial coincide con el estimador de la pendiente de la regresión por mínimos cuadrados ordinarios.

La estructura de *I de Moran* es la siguiente:

$$I = \frac{n}{S_0} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{i,j} z_i z_j}{\sum_{i=1}^n z_i^2}$$

Donde $S_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{i,j}$ corresponde a la suma de elementos de la matriz de pesos (Anselin, 1999) y los elementos $z_i z_j$ la desviación de cada i con respecto a su media $(X_i - \bar{X})$. $w_{i,j}$ es el peso espacial entre los elementos i y j .

El valor esperado de *I de Moran* se encuentra entre -1 y 1, donde 1 significa una fuerte autocorrelación espacial positiva y -1 la existencia de autocorrelación espacial negativa. Los valores cercanos a 0, ó 0 indican que existe un ordenamiento espacial aleatorio.

Una vez calculado el estadístico de *Moran*, se verifica la existencia de una autocorrelación espacial significativa a través de la generación de un contraste de hipótesis que tiene por objetivo comprobar si la distribución espacial de la variable se produce aleatoriamente. La hipótesis nula, H_0 , plantea una distribución espacial aleatoria mientras que, si se aceptase la hipótesis alternativa, H_1 , estaríamos ante una distribución espacial no aleatoria, y por lo tanto, se confirmaría la existencia de correlación espacial.

A través del estadístico global de autocorrelación *I de Moran* se consigue contrastar la presencia o ausencia de un esquema de dependencia espacial a nivel univariante, es decir, contrastar si se cumple o no la hipótesis de que una variable se encuentre distribuida de forma totalmente aleatoria en el espacio o si, por el contrario, existe una asociación significativa de valores similares entre regiones vecinas. Dado que este contraste de autocorrelación espacial global analiza todas las observaciones de la muestra de forma conjunta, no contempla la posibilidad de que el esquema de dependencia detectado a nivel global pueda no mantenerse en todas las unidades del espacio analizado. Para solucionar esto, se puede calcular el llamado contraste local de asociación espacial, el estadístico local de *Moran I*.

El método LISA (Local Indicator of Spatial Association) descompone el índice *I de Moran* y verifica en cuánto contribuye cada unidad espacial a la formación del valor general, permitiendo así obtener un valor de significancia para cada *cluster* o grupo formado por los valores similares de cada unidad espacial y sus vecinos. Estos agrupamientos de concentración de valores extremos de una variable se conocen también como zonas calientes/frías (*hot spots/cold spots*) según se trate de una concentración de valores especialmente altos/bajos de una variable.

Podemos visualizar el comportamiento del análisis espacial local en dos tipos de mapas. El primero, es conocido como mapa de significatividad, a partir del cual

se obtiene para cada unidad espacial la probabilidad de que sus relaciones de contigüidad se produzcan de manera aleatoria en varias categorías: 1 en 10.000, 1 en 1.000, 1 en 100, 5 en 100 y no significativo. En el segundo, también denominado mapa *cluster* o de agrupamiento, se observa como cada unidad espacial se diferencia de sus unidades espaciales vecinas de acuerdo con el tipo de autocorrelación espacial que posea.

También el mapa LISA tiene una versión bivalente, que permite visualizar para cada unidad espacial la relación existente entre los valores estandarizados de la variable de interés y el retardo espacial de otra variable diferente. De esta manera, es posible identificar tanto agrupamientos (que se producen cuando una unidad espacial registra un valor alto o bajo de la variable y se encuentra rodeada de unidades espaciales que también registran un valor alto o bajo de dicha variable, se conoce como *high-high* o *low-low*) como atípicos espaciales (son aquellos que surgen cuando una unidad espacial con un elevado valor de la variable analizada se encuentra rodeada de unidades espaciales en la que la variable registra valores pequeños o viceversa, *high-low* o *low-high*) teniendo en cuenta simultáneamente dos variables.

4.2 Modelos de regresión espacial

En el modelo de regresión lineal estándar, la dependencia espacial se puede incorporar de dos maneras distintas: por un lado, el modelo de retardo espacial (Spatial Lag Model), la incorpora a través de un regresor adicional en forma de variable dependiente retardada espacialmente (Wy). Por otro lado, el modelo conocido como modelo de error espacial (Spatial Error Model), incluye la dependencia espacial mediante la estructura del error ($E[\varepsilon_i \varepsilon_j] \neq 0$).

El modelo de retardo espacial se expresa de la siguiente manera:

$$y = \rho Wy + X\beta + \varepsilon$$

Siendo ρ un parámetro autorregresivo que recoge la intensidad de las interdependencias entre las N observaciones, Wy el retardo espacial de la variable (W representa la matriz de pesos e y se correlaciona con las perturbaciones), X es una matriz de k variables exógenas y ε es un vector de términos de error.

El término de retardo espacial, Wy , debe tratarse como una variable endógena y los métodos de estimación deben de tener en cuenta esta endogeneidad, pues la estimación por MCO dará lugar a estimadores sesgados e inconsistentes debido al sesgo de simultaneidad (Anselin, 2001).

Una forma de abordar la endogeneidad de la variable dependiente espacial retardada es mediante mínimos cuadrados en dos etapas (MC2E) (Anselin, 1980, 1988a, 1990; Kelejian and Robinson, 1993; Kelejian and Prucha, 1998). Para ello, además de las variables exógenas (X), que siempre se pueden utilizar como instrumentos, se incluyen también su versión retardada espacialmente, WX , como un conjunto de instrumentos.

Bajo un conjunto de supuestos razonables que se satisfacen fácilmente cuando los pesos espaciales se basan en la contigüidad, el estimador espacial de mínimos cuadrados en dos etapas logra la consistencia y las propiedades de normalidad asintótica.

Para determinar la existencia de dependencia espacial sustantiva se estudia el parámetro ρ . Donde la hipótesis nula, H_0 , es la no existencia de dependencia espacial, lo cual implica que $\rho = 0$, frente a la hipótesis alternativa, H_1 , en la que $\rho \neq 0$.

Por otro lado, el modelo de error espacial tiene la siguiente forma:

$$y = X\beta + \varepsilon$$

En la que $\varepsilon = \lambda W\varepsilon + \mu$, y μ se distribuye tal que: $\mu \sim N(0, \sigma_\mu^2 I_N)$. En este modelo, la autocorrelación espacial se recoge en el término de perturbación ε , a través de λ . Esta dependencia espacial se explica por la omisión de variables que se hallen correlacionadas espacialmente o por la existencia de errores de medida.

Las hipótesis que presenta este contraste son las siguientes:

$$H_0: \lambda = 0$$

$$H_1: \lambda \neq 0$$

Por lo tanto, la aceptación de la hipótesis nula implicaría la ausencia de dependencia espacial en el término de perturbación, mientras que si se aceptase

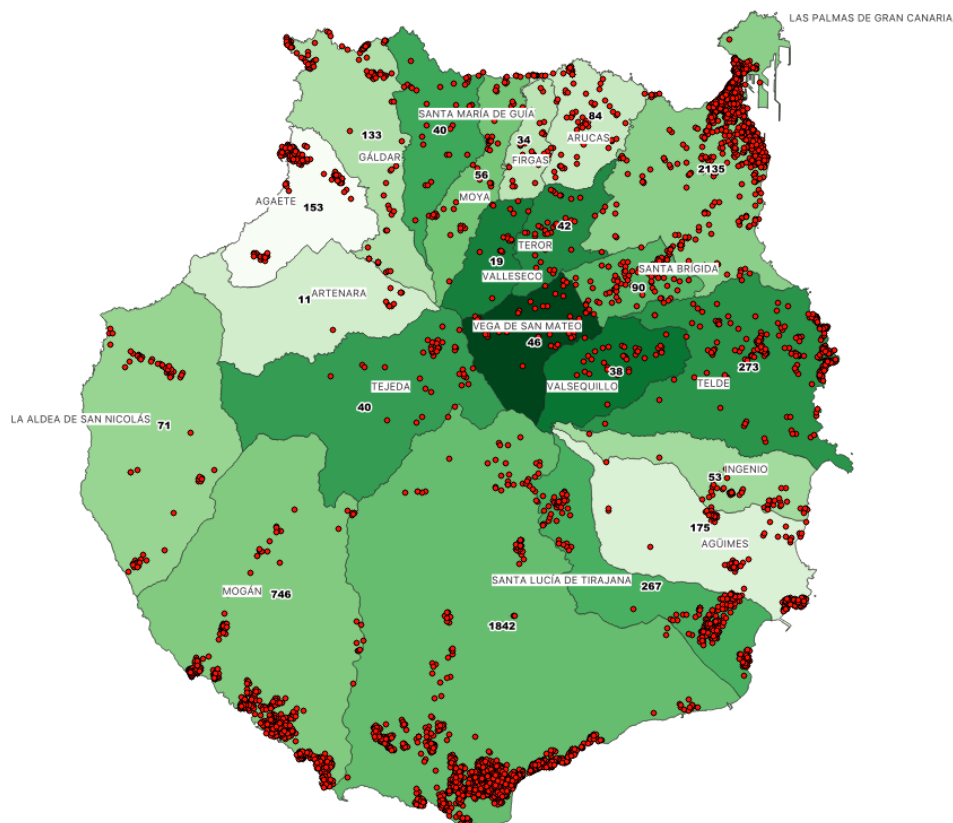
la hipótesis alternativa estaríamos ante la existencia de un esquema de media móvil o autorregresivo en el término de la perturbación.

Aunque ambos modelos, retardo espacial y error espacial, incluyen en su forma la dependencia espacial, se utilizan en casos distintos. El primero, el modelo de retardo espacial, es apropiado cuando el foco de interés es evaluar la existencia y la fuerza de la interacción espacial; mientras que el segundo se utiliza cuando se trata de corregir la influencia potencialmente sesgada de la autocorrelación espacial (Anselin, 2001).

5 Resultados

A continuación, se mostrarán los resultados obtenidos a partir de los datos anteriormente descritos. En la Figura 1 se observa la distribución y recuento de cada uno de los alojamientos Airbnb en los distintos municipios de la isla de Gran Canaria. En el año 2017, la oferta de viviendas a través de Airbnb ascendía a un total de 6.348 alojamientos en la isla de Gran Canaria repartidas alrededor de todo el territorio insular. Es importante destacar que no todos los municipios recogen la misma cantidad de este tipo de alojamientos, pues el 33,63% del total, se encuentran en la capital de isla, Las Palmas de Gran Canaria, el 29,01% en el municipio de San Bartolomé de Tirajana y el 11,75% se sitúan en el municipio costero de Mogán, es decir, que estos tres municipios ofertan más del 74% de alojamientos Airbnb de la isla mientras que el resto se encuentran distribuidos por los otros 18 municipios. Resulta interesante comparar estos datos con los que nos ofrece el ISTAC, en el que se puede observar la distribución que eligen los turistas cuando llegan a Gran Canaria para alojarse, donde el 62,8% escogen San Bartolomé, el 25,2 % el municipio de Mogán y el 10,1% prefieren quedarse en Las Palmas de Gran Canaria. Por lo que menos del 2% de los viajeros que llegan a Gran Canaria eligen como municipio para permanecer durante su estancia alguna de las otras zonas de la isla. Coincide que los municipios donde los turistas prefieren alojarse es donde más oferta de alojamientos Airbnb encontramos.

Figura 1 Distribución de la oferta de Airbnb en la isla de Gran Canaria (2017)



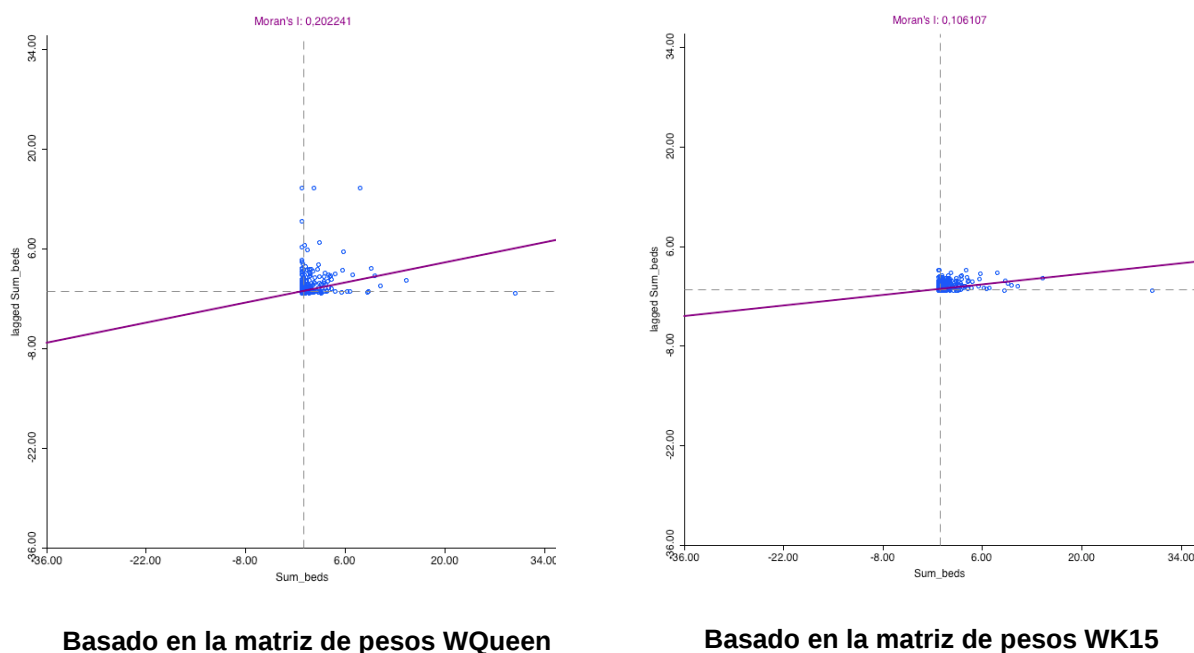
Con el objetivo de determinar la posible correlación espacial entre la oferta de camas de Airbnb y la población de los distintos núcleos de la isla, así como, el número de camas de hotel, se han considerado las siguientes variables espaciales referidas al año 2017:

- Camas de alojamientos en Airbnb
- Población registrada en cada núcleo poblacional
- Camas de hotel

Para realizar el análisis de la existencia o no de correlación espacial y el cálculo de los distintos estadísticos, primero se han creado dos matrices de pesos espaciales. Por un lado, se obtuvo la matriz de contigüidad basado en el movimiento de la reina (a la que llamaremos “WQueen”) y una matriz que tiene en cuenta a los 15 núcleos vecinos más cercanos (que denominaremos “WK15”).

A continuación, en la Figura 2, se presentan dos gráficos de dispersión de Moran univariante, el primero basado en la matriz de pesos espaciales “WQueen” y el segundo en base a la matriz “WK15”, los valores del estadístico son 0,202 y 0,106 respectivamente. Para confirmar la existencia de autocorrelación espacial, se calcula el valor estandarizado de *I de Moran*, y se determina la significación asociada a dicho valor, es decir, el p-valor, que en este caso es 0,001 en ambos casos. Teniendo en cuenta que la hipótesis nula, H_0 , sugiere una configuración espacial aleatoria, como el valor del p-valor es menor que 0,05, rechazamos dicha hipótesis, confirmando la existencia de una distribución espacial no aleatoria. Por lo tanto, se confirma que a nivel global se detecta un patrón de autocorrelación espacial en los alojamientos Airbnb en la isla de Gran Canaria.

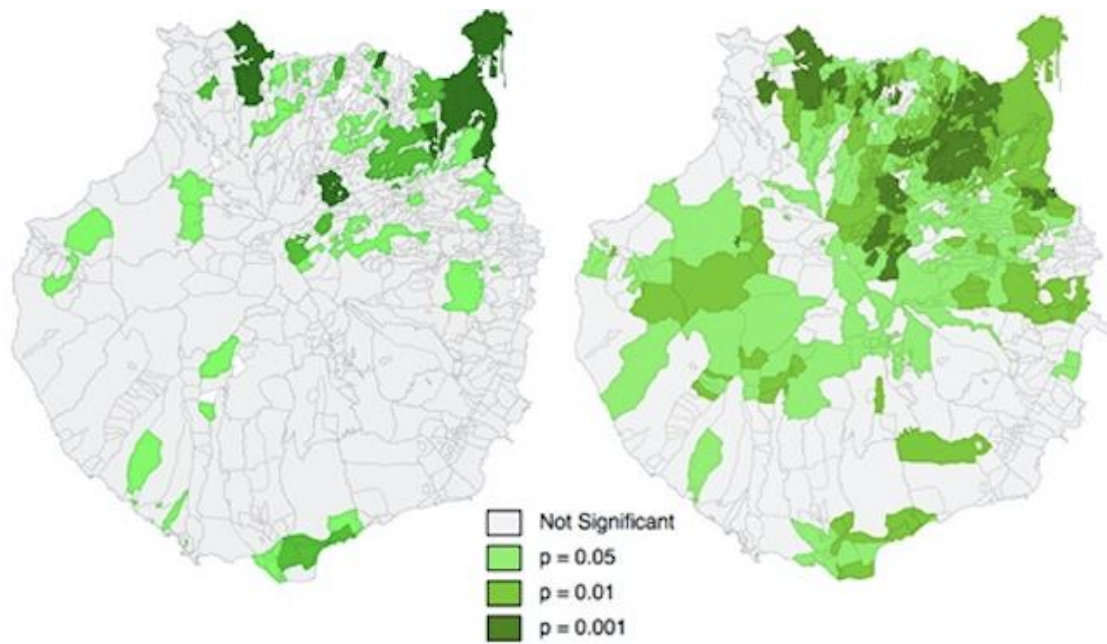
Figura 2 Diagrama de dispersión de Moran (Global) del número de camas de Airbnb en Gran Canaria



Ahora procederemos a comprobar si, además de existir autocorrelación en el conjunto de la isla, hay indicios de autocorrelación a nivel local. Para ello se ha empleado el cálculo de *I de Moran* local y se ha obtenido el mapa de significatividad LISA del número de camas de Airbnb en Gran Canaria y que podemos observar en la Figura 3. En ella se representa la localización espacial de los estadísticos locales de Moran que han resultado ser estadísticamente

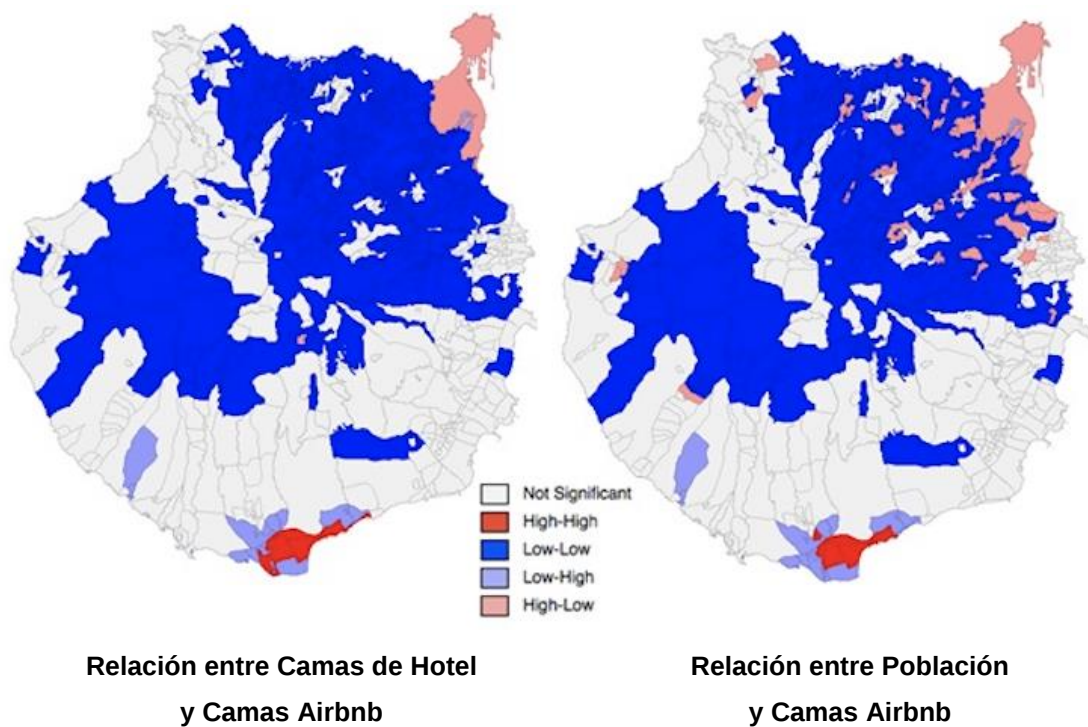
significativos y que se representan con distintas intensidades de verde. Siendo las zonas con una tonalidad más intensa las que se corresponden con los núcleos en las que la significatividad del estadístico local ha sido más alta. En el mapa de la izquierda se muestra el mapa de significación basado en la matriz de pesos “WQueen” y a su derecha, el basado en la matriz de pesos “WK15”. En el primero, las zonas más significativas ($p=0,001$) se encuentran en la ciudad de Las Palmas de Gran Canaria, la zona noroeste del municipio de Moya y una pequeña zona del interior de la isla en el municipio de Teror. Además, también encontramos núcleos significativos al 5% y el 1% en Meloneras, Sonneland, Campo internacional, Puerto de Mogán, Puerto Rico y Playa del Cura. En general, la mayor parte del interior y sur de la isla, sin ser las nombradas anteriormente, no resultan ser significativas. Por otro lado, en el segundo mapa, observamos que el número de zonas significativas es mucho mayor. La capital sigue siendo significativa pero a un 5%, mientras que las zonas más significativas se encuentran en la zona del centro de Gáldar, Arucas, noreste de Santa María de Guía y algunas zonas del interior de la isla como partes del municipio de San Mateo. En general, prácticamente toda la mitad noroeste de la isla es significativa. Además, los municipio de Artenara y Tejeda, junto con las zonas más interiores de la Aldea de San Nicolás y Mogán también lo son. Al igual que el primer mapa, las zonas más turísticas del sur de la isla, junto con San Agustín, Playa del Águila son claramente significativas.

Figura 3 Mapa de significación del número de camas de Airbnb en Gran Canaria



Una vez sabemos que existe correlación a nivel global y se han observado los distintos niveles de significación en la isla a nivel local, resulta interesante estudiar cómo conviven los alojamientos Airbnb junto con la oferta hotelera de la isla, en la que en el año 2017 albergaba 166 hoteles, de los cuales 71 se encontraban en el municipio de San Bartolomé de Tirajana y 45 en la capital de la isla, ofertando en total más de 66.000 plazas hoteleras. Para ello, se ha empleado el contraste bivalente local de Moran, que permite relacionar ambas variables. Al igual que ocurría con el mapa anterior, la matriz de pesos basada en el número de vecinos ofrece resultados mucho más interesantes y significativos que la matriz W basada en la contigüidad de la reina, es por esto, por lo que basaremos nuestros resultados en la matriz que tiene en cuenta a los 15 núcleos más cercanos.

Figura 4 Mapa Autocorrelación espacial bivalente



En la Figura 4, el mapa *cluster* de la izquierda muestra la correlación existente entre el número de camas de hotel y el número de camas de Airbnb. Podemos observar como predomina las zonas de un azul más intenso que simboliza los núcleos donde existe poca oferta hotelera y alojamientos Airbnb. Esto ocurre probablemente, por la fuerte concentración hotelera en el sur de la isla debido a la alta demanda turística de sol y playa de los visitantes que llegan a Canarias frente a un mercado de turismo rural mucho más pequeño y disperso en las zonas interiores de Gran Canaria. Por ello, encontramos que en los microdestinos más al sur de la isla como Playa del Inglés, Campo Internacional, Meloneras y San Agustín tienen una correlación fuerte entre el número de camas de hotel y de viviendas vacacionales. Sorprende, quizás, el resultado que se obtiene en la capital de la isla, donde a pesar de que es la zona en la que hay un mayor número de alojamientos Airbnb, la oferta hotelera es mucho más fuerte que la que ofrece Airbnb.

Por otro lado, el mapa de la derecha representa la relación que existe entre la población registrada y los alojamientos Airbnb. Los resultados son muy similares al mapa anterior, con la diferencia de que se observan más zonas, además de

la capital, en donde hay pocas camas Airbnb en relación con la población. Este resultado no sorprende en el caso de la ciudad de Las Palmas, cuya población supera los 375 mil habitantes siendo la ciudad más poblada de Canarias. Lo contrario ocurre, en los alrededores de Playa del Inglés y Campo Internacional, donde la oferta de camas es muy alta si se tiene en cuenta la población registrada.

A continuación, en la Tabla 1, se muestra el resultado de la estimación del modelo de retardo espacial:

Tabla 1 Resultados del modelo de regresión con retardo espacial

<i>Variable</i>	<i>Coefficiente</i>	<i>Error estándar</i>	<i>Estadístico z</i>	<i>P-valor</i>
Constante	6.9588057	1.9399838	3.5870433	0.0003344
Población	0.0111391	0.0002116	52.6539669	0.0000000
Camas hotel	0.0491241	0.0011798	41.6369847	0.0000000
W_CamasAirbnb	0.2901357	0.0493284	5.8817139	0.0000000

Donde la variable endógena es el número de camas de Airbnb, las variables explicativas son el número de camas de hotel y la población. La variable W_CamasAirbnb representa el valor de ρ . De forma que la expresión del modelo sería la siguiente:

$$\text{Camas Airbnb} = 6.958 + 0.290 W \text{ Camas Airbnb} + 0.011 \text{ Población} + 0.049 \text{ Camas Hotel} + \varepsilon$$

En este modelo de 2301 observaciones, con media 30.39 y desviación típica de 142.09, se observa que todas las variables son significativas al 1% y que la calidad del modelo es buena, representada por el valor del pseudo- R^2 , 0,7242. El valor del pseudo R^2 espacial es 0.7242. Por otro lado, para la correcta interpretación de los coeficientes es necesario partir de la forma reducida del modelo de retardo espacial:

$$y = (I - \rho W)^{-1} X \beta + (I - \rho W)^{-1} \varepsilon$$

y calcular la derivada de y con respecto a X ,

$$\frac{\delta y}{\delta X} = (I - \rho W)^{-1} \beta$$

En este caso, como no se tiene el valor de $(I - \rho W)^{-1}$, solo podemos fijarnos en el signo de los coeficientes β , que resulta ser positivo en todos los casos. Es decir, que el aumento de la población o del número de camas de hotel provocará un aumento del número de camas ofertadas en Airbnb. En cuanto al valor de $\rho=0.290$, podemos afirmar que se rechaza la hipótesis nula, $H_0: \rho = 0$, y por lo tanto, se confirma que existe dependencia espacial.

Por otro lado, la prueba Anselin-Kelejian (Anselin y Kelejian, 1997), permite comprobar la presencia de autocorrelación espacial para modelos de mínimos cuadrados en 2 etapas. Donde la hipótesis nula es que no hay autocorrelación espacial en los residuos del modelo. La variable instrumentada es *W_CamasAirbnb* y los instrumentos serán las variables población y camas de hotel. El valor del estadístico es 36.291.

En este caso, como la probabilidad del estadístico (0.0000) es menor a 0,05, rechazaríamos la hipótesis nula y por lo tanto se confirma la existencia de autocorrelación espacial.

En la siguiente Tabla 2 se muestra los resultados obtenidos para la estimación del modelo de error espacial:

Tabla 2 Resultados del modelo de regresión de error espacial

<i>Variable</i>	<i>Coeficiente</i>	<i>Error estándar</i>	<i>Estadístico z</i>	<i>P-valor</i>
Constante	18.9157190	4.2976477	4.4014122	0.0000108
Población	0.0112822	0.0002065	54.6273142	0.0000000
Camas hotel	0.0480928	0.0011183	43.0042479	0.0000000
Lambda	0.6470396	0.0383709	16.8627799	0.0000000

Siendo la expresión del modelo la siguiente:

$$\text{Camas Airbnb} = 18.915 + 0.011 \text{ Población} + 0.048 \text{ Camas Hotel} + \varepsilon$$

Este modelo tiene también 2301 observaciones, una media de 30.39 y una desviación típica de 142.09. Al igual que el modelo de retardo espacial, la bondad

del ajuste es bastante alta, un 69,94. En cuanto a los coeficientes, observamos que la influencia que la oferta hotelera y la población ejerce sobre Airbnb es en ambos casos positiva, ya que aumentos en cualquiera de estas variables provocará un crecimiento de la oferta de viviendas vacacionales a través de Airbnb.

Para comprobar si existe o no dependencia espacial, debemos fijarnos en el término λ . En este caso, podemos rechazar la hipótesis nula del contraste, que implica que $\lambda = 0$, pues $\lambda = 0.647$, y por lo tanto podemos afirmar la existencia de dependencia espacial en el modelo.

6 Conclusión

Las plataformas digitales de intercambio de productos y servicios se expanden rápidamente compitiendo con las empresas tradicionales. Pero es en el sector del transporte y del turismo donde la economía colaborativa ha experimentado el mayor avance. Teniendo en cuenta el peso del turismo en Canarias resulta interesante analizar el impacto que las plataformas de alojamiento *peer to peer* están causando en Canarias. Con este trabajo se ha tratado de analizar el desarrollo de la plataforma Airbnb en la isla de Gran Canaria para el año 2017 a través del análisis exploratorio de datos espaciales (AEDE). Para ello se ha estudiado la ubicación de los alojamientos Airbnb en la isla y se ha comparado con otras variables de relevancia como la oferta hotelera de la isla y la población registrada en los diferentes núcleos urbanos de la misma.

Comenzábamos este trabajo planteándonos algunas cuestiones como: ¿se distribuyen este tipo de alojamientos de forma homogénea alrededor de la isla?, ¿Existe relación entre la oferta hotelera y los alojamientos Airbnb? o ¿afectan los núcleos vecinos a la oferta de un área determinada?.

Se ha observado que la oferta de Airbnb se despliega por toda la isla de Gran Canaria, ofertando más de 6.000 posibles alojamientos distribuidos por todos los municipios. Dicha distribución no ha sido homogénea pues existe una gran concentración de este tipo de viviendas vacacionales en el municipio de Las Palmas de Gran Canaria y San Bartolomé de Tirajana. Por lo que encontramos

una mayor cantidad de este tipo de alojamientos en zonas tradicionalmente visitada por los turistas.

El análisis de autocorrelación espacial bivariante muestra una estrecha relación espacial entre los alojamientos Airbnb ofertados y los hoteles en algunas zonas del sur de la isla, pero en los núcleos contiguos encontramos atípicos espaciales donde la concentración de camas de Airbnb es más fuerte que la oferta hotelera. Aunque en general predomina un patrón Low-Low, es decir, que existe una baja concentración de ambos tipos de alojamiento, sobre todo en las zonas del interior de la isla. Esto se debe probablemente a que el turismo rural no está tan desarrollado como el de sol y playa. En cambio, en la capital de la isla se observó un nuevo atípico espacial debido a una alta concentración de hoteles pero no de Airbnb.

Por otro lado, la relación entre los alojamientos Airbnb y la población registrada muestra en general un agrupamiento bajo entre ambas variables. Sorprenden algunos núcleos al sur de la isla donde la presencia de Airbnb es muy fuerte en comparación con la población registrada.

Por otro lado, el análisis reveló que existe autocorrelación espacial tanto a nivel global, es decir, en el conjunto de la isla, como a nivel local. Por lo tanto, lo que ocurre en los núcleos vecinos influye en la oferta de cada núcleo en particular.

Es obvio que Airbnb está modificando el modelo de alojamiento turístico, que al margen de romper con el modelo tradicional ofrece nuevas posibilidades de mercado a un nuevo tipo de consumidor *low-cost* que busca experiencias más personalizadas. Pero esta plataforma parte con ciertas ventajas competitivas con respecto al alojamiento tradicional debido a la falta de una legislación clara.

En mi opinión, el problema principal al que se enfrente Airbnb en la actualidad es que se encuentra en un juicio continuo con las administraciones y plataformas que luchan por conseguir unas normas comunes dentro del sector turístico y regular la oferta ilegal de viviendas vacacionales. Aunque es difícil obtener una legislación común ya que las leyes dependerán de los códigos urbanísticos o administrativos de cada ciudad y deberá de tenerse en cuenta las características que posee cada comunidad.

Las autoridades deben hacer frente a las externalidades que este tipo de viviendas puede causar a los vecinos debido a la masificación de turistas que, además de generar sobrecostes, provoca grandes molestias por el ruido o la suciedad sobretodo en zonas con mucha vida nocturna como puede ser Playa del Inglés en la isla de Gran Canaria.

Por otro lado, este tipo de alojamientos dinamiza los comercios de la zona donde se encuentra ubicado y la economía del anfitrión ofreciendo nuevas posibilidades de negocios para aquellos que tienen pisos deshabitados o habitaciones libres disponibles.

7 Referencias

Anselin, L. (2001) Spatial Econometrics. En B.H. Baltagi (Ed.), *A Companion to Theoretical Econometrics* (pp. 310-330).

Ayuntamiento de Madrid. Junta Municipal de Distrito Centro (2017). *Análisis del impactode las viviendas de uso turístico en el distrito centro*. Recuperado en [http://www.madrid.es/UnidadesDescentralizadas/UDCMedios/noticias/2017/05 Mayo/05viernes/Notasprensa/ficheros/Informe_final_5_mayo%20vivendas%20uso%20tur%C3%ADstico%20\(1\).pdf](http://www.madrid.es/UnidadesDescentralizadas/UDCMedios/noticias/2017/05_Mayo/05viernes/Notasprensa/ficheros/Informe_final_5_mayo%20vivendas%20uso%20tur%C3%ADstico%20(1).pdf)

Canalis (2018) “Las 8 ciudades de España donde más ha crecido Airbnb”, *Hosteltur*. Recuperado de https://www.hosteltur.com/127379_8-ciudades-espana-donde-ha-crecido-airbnb.html.

Choi, K.-H., Jung, J., Ryu, S., Kim, S.-D., Yoon, S.-M. The relationship between airbnb and the hotel revenue: In the case of Korea (2015) *Indian Journal of Science and Technology*, 8 (26), art. no. IPL0517,

ESADE (2015). *Impacto social y económico de las viviendas vacacionales de uso turístico en España*. Recuperado en https://www.fevitur.com/images/Esade_FEVITUR_executive_medios_Versi%C3%B3n_Prensa_ESADE_26junio.pdf

EXCELTUR (2016) *Observaciones al estudio de la CNMC sobre nuevos modelos de prestaciones de servicios y la economía colaborativa*. Documento de Trabajo

E/CNMC/004/15. Recuperado en <http://www.exceltur.org/wp-content/uploads/2016/04/Alegaciones-de-EXCELTUR-al-documento-preliminar-sobre-Econom%C3%ADa-Colaborativa-de-la-CNMC.pdf>

Gobierno de Canarias. Consejería de Turismo, Cultura y Deportes (2017). *El Turismo en Canarias. "Vivienda Vacacional en Canarias 2016. Análisis de la evolución de su demanda, oferta y canales"*. Recuperado en http://www.gobiernodecanarias.org/cmsgobcan/export/sites/turismo/downloads/Alquiler_vacacional/ViviendasVacacionalesCanarias2017_VRE_170616.pdf

Gobierno de Canarias (2018). *El Gobierno dibuja un marco general para el alquiler vacacional sobre el que ayuntamientos y cabildos podrán establecer excepciones*. Recuperado en: <http://www.gobiernodecanarias.org/noticias/lanzadera/95987/gobierno-dibuja-marco-general-alquiler-vacacional-ayuntamientos-cabildos-podran-establecer-excepciones>

Gutiérrez, J., García-Palomares, J.C., Romanillos, G., Salas-Olmedo, M.H. The eruption of Airbnb in tourist cities: Comparing spatial patterns of hotels and peer-to-peer accommodation in Barcelona (2017) *Tourism Management*, 62, pp. 278-291.

Huang, G., Zhou, W., Ali, S. Spatial patterns and economic contributions of mining and tourism in biodiversity hotspots: A case study in China (2011) *Ecological Economics*, 70 (8), pp. 1492-1498.

Instituto de Turismo de España (2012). *Movimientos turísticos de los españoles (FAMILITUR). Informe anual 2012*. Madrid, España: Instituto de Turismo de España. Ministerio de Industria, Energía y Turismo.

Patronato de Turismo de Gran Canaria (2017). *Informe de situación del sector turístico- Cierre 2017*. Recuperado en http://www.grancanaria.com/turismo/fileadmin/PDF/informes/ICT_cierre_17.pdf

Sarrión-Gavilán, M.D., Benítez-Márquez, M.D., Mora-Rangel, E.O. Spatial distribution of tourism supply in Andalusia (2015) *Tourism Management*

Perspectives, 15, pp. 29-45.

Stankov, U., Armenski, T., Klauco, M., Pavluković, V., Cimbaljević, M., Drakulić-Kovačević, N. Spatial autocorrelation analysis of tourist arrivals using municipal data: A Serbian example (2017) *Geographica Pannonica*, 21 (2), pp. 106-114.

Yang, Y., Wong, K.K.F. Spatial Distribution of Tourist Flows to China's Cities (2013) *Tourism Geographies*, 15 (2), pp. 338-363.

Zhang, Y., Xu, J.-H., Zhuang, P.-J. The spatial relationship of tourist distribution in Chinese cities (2011) *Tourism Geographies*, 13 (1), pp. 75-90.