

Fernández Ferrero, María del Mar; Teruel Gutiérrez, Ricardo; Maté Sánchez De Val, Mariluz

Article

El impacto del deterioro medioambiental del Mar Menor en los precios de Airbnb

Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa

Provided in Cooperation with:

Universidad Pablo de Olavide, Sevilla

Suggested Citation: Fernández Ferrero, María del Mar; Teruel Gutiérrez, Ricardo; Maté Sánchez De Val, Mariluz (2022) : El impacto del deterioro medioambiental del Mar Menor en los precios de Airbnb, Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa, ISSN 1886-516X, Universidad Pablo de Olavide, Sevilla, Vol. 34, pp. 446-465, <https://doi.org/10.46661/revmetodoscuanteconempresa.6202>

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/286297>

Standard-Nutzungsbedingungen:

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

Terms of use:

Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.

You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.

If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.



<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>



El impacto del deterioro medioambiental del Mar Menor en los precios de Airbnb

FERNÁNDEZ FERRERO, MARÍA DEL MAR

Universidad Politécnica de Cartagena (España)

Correo electrónico: mariadelmar.fernandez@edu.upct.es

TERUEL GUTIÉRREZ, RICARDO

Universidad Politécnica de Cartagena (España)

Correo electrónico: ricardo.teruel@edu.upct.es

MATÉ SÁNCHEZ-VAL, MARILUZ

Universidad Politécnica de Cartagena (España)

Correo electrónico: mluz.mate@upct.es

RESUMEN

En 2008, la empresa Airbnb inició su actividad convirtiéndose en la empresa de oferta de alojamientos más representativa de economía colaborativa con más de 6.500.000 alojamientos en todo el mundo. Si bien se han realizado aplicaciones de modelos hedónicos sobre el mercado de alojamientos turísticos de este tipo de plataformas, la literatura sobre cómo afectan los factores relacionados con la contaminación medioambiental en este contexto es escasa. Los problemas de contaminación del agua marina preocupan a un gran número de ciudadanos de la zona turística del Mar Menor (región de Murcia). Gracias a los avances en bases de datos micro-territoriales de carácter abierto (como los datos obtenidos por el Satélite Sentinel 3 de la Agencia Espacial Europea) podemos mejorar la precisión de los modelos hedónicos y determinar cuál es el impacto económico de la contaminación del agua marina en el precio de las ofertas de Airbnb localizadas en las zonas costeras. Este es el objetivo del presente estudio. Los resultados muestran un impacto significativo de niveles elevados de contaminación marina reduciendo los precios de los alojamientos Airbnb de la zona del Mar Menor. Por tanto, los gerentes de los servicios turísticos de esta zona tienen incentivos para adoptar medidas estratégicas con el fin de mejorar la situación medioambiental de la laguna.

Palabras clave: modelos hedónicos; Airbnb; contaminación marina; bases de datos abiertas.

Clasificación JEL: C2, D16, L83.

MSC2010: 62-07, 62H25, 62J05.

Artículo recibido el 16 de septiembre de 2021 y aceptado el 17 de marzo de 2022.

The environmental degradation impact in Mar Menor on Airbnb prices

ABSTRACT

In 2008, the company Airbnb started its activity becoming the most representative tourism accommodation company from the sharing economy. Nowadays, it has more than 6.500.000 registered listings around the world. Previous literature examines hedonic models where Airbnb's prices are explained in function of accommodation characteristics. In this context, studies about the environmental degradation effects on Airbnb listing prices are practically nonexistent. Citizens are concerned about the marine pollution problems in the tourist area of Mar Menor (Murcia). The advances in micro-territorial open databases (as the information from the Sentinel 3 satellite provided by the European Spatial Agency) allow improving the hedonic models accuracy and determining the economic impact of marine water pollution on Airbnb prices located in this coastal area. This is the objective of our study. The results show a significant impact of high levels of marine water pollution in Mar Menor reducing Airbnb listing prices in this zone. Therefore, managers in the tourism sector have incentives to adopt measures to reduce marine pollution in order to reduce the environmental degradation in this lagoon.

Keywords: hedonic models; Airbnb listings; marine pollution; open databases.

JEL classification: C2, D16, L83.

MSC2010: 62-07, 62H25, 62J05.



1. Introducción

En los últimos años, se ha agravado el proceso de anoxia en el Mar Menor como consecuencia de los altos niveles de contaminación acumulados. A pesar de la gran repercusión mediática de este proceso, la puesta en marcha de iniciativas para solucionar esta situación es lenta debido a diferentes incentivos y a la dificultad de coordinación de todos los agentes que puedan estar involucrados. La alta contaminación del Mar Menor está teniendo efectos negativos tanto para los habitantes de la comarca como para el sector turístico. En este caso de estudio centramos el foco sobre los precios de los alojamientos turísticos procedentes de la economía colaborativa, particularmente en la empresa Airbnb. Esta empresa actúa de intermediario de alojamientos entre usuarios y propietarios de arrendamientos de corto plazo a un coste que tiende a ser más bajo que el ofrecido por el sector hotelero tradicional. Airbnb surgió en 2008 y desde entonces su ritmo de crecimiento ha sido exponencial, operando en más de 220 países y acumulando siete millones de alojamientos en todo el mundo (Airbnb, 2020). Dada la alta competencia de alojamientos publicitados en Airbnb, los anfitriones de las ofertas buscan diferenciarse a través de ofertas exclusivas ligadas muchas veces a experiencias relacionadas con las características del entorno cercano a la oferta. Cualquier característica diferenciadora puede resultar beneficiosa para mejorar el posicionamiento de la oferta en la plataforma Airbnb. En particular, la literatura previa ha destacado el papel que juega las características de la localización de la oferta Airbnb tanto en su precio como en su demanda (Gutiérrez et al., 2017). De este modo, los alojamientos próximos a las zonas de costa y con carácter estacional se asocian con una mayor demanda y precios más elevados (Chica et al., 2020).

Esta relación positiva (precio-proximidad a zona costera) podría no cumplirse en casos particulares donde existan otros factores externos que limiten la demanda de alojamientos Airbnb. Los factores medioambientales podrían influir en la demanda Airbnb a pesar de las características generales de los entornos de estos alojamientos. En este estudio, a diferencia de estudios anteriores, examinamos el efecto de las condiciones medioambientales en los precios Airbnb. El efecto medioambiental en el sector turístico es una cuestión abierta de la que existen un número reducido de investigaciones (Villeneuve & O'Brien, 2019; Eusebio et al., 2020). El objetivo de este trabajo es analizar el efecto de la contaminación medioambiental en los precios Airbnb. Para ello, presentamos una aplicación empírica en el caso particular de la laguna del Mar Menor, localizada en la Región de Murcia, cuyo deterioro ambiental de los últimos años ha podido afectar al precio de los alojamientos turísticos. La importancia turística de este territorio, así como el importante deterioro medioambiental de esta zona justifica la relevancia del presente estudio. Con el fin de abordar el objetivo de análisis se construye una muestra de alojamientos Airbnb en la zona del Mar Menor con datos de oferta para cada uno de los años del periodo 2015-2019. Esta información se obtiene a partir de la base de datos AirDNA. Además, se añade información de bases de datos externas, como los obtenidos del satélite Sentinel-3 ofrecida por la Agencia Espacial Europea (ESA, 2021) y a partir de los que se realiza un proceso de filtrado y transformación de imagen que genera información geo-referenciada sobre la calidad medioambiental del Mar Menor en cada año del periodo analizado. A partir de estos datos, se desarrolla un primer análisis exploratorio espacial donde el efecto de interacción espacial precios-contaminación es considerado. En una segunda etapa del estudio se desarrolla un análisis de regresión sobre la base de un modelo hedónico de precios en Airbnb en cada uno de los años del periodo examinado. Los resultados corroboran el efecto significativo del factor medioambiental en los precios Airbnb. Este trabajo es una contribución a los estudios desarrollados que determinan los factores explicativos de los precios de la oferta de apartamentos turísticos. A diferencia de estudios anteriores, en éste se incluye la contaminación marina como factor adicional en la determinación de los precios.

El presente trabajo se estructura como sigue. En la siguiente sección se presenta el territorio geográfico donde se realiza este análisis. La sección 3 presenta el marco teórico de referencia. La siguiente sección muestra la base de datos y variables planteadas en este análisis. Finalmente, se presentan los resultados y las principales conclusiones.

2. El área del Mar Menor

El Mar Menor se encuentra ubicado en el sureste peninsular, dentro del territorio de la de la Región de Murcia (Figura 1). Es una formación tipo laguna salada, limítrofe por el norte con la Comunidad Valenciana y por el sur con Cabo de Palos. Tiene 135 Km², separada del Mar Mediterráneo por La Manga del Mar Menor, esta última de 22 Km de longitud y una anchura media de 500 metros, siendo su profundidad máxima de siete metros con apertura al Mar Mediterráneo (Martínez-Graña et al., 2018). Estas características la hacen la laguna salada más grande de Europa.

Figura 1. Territorio del Mar Menor.

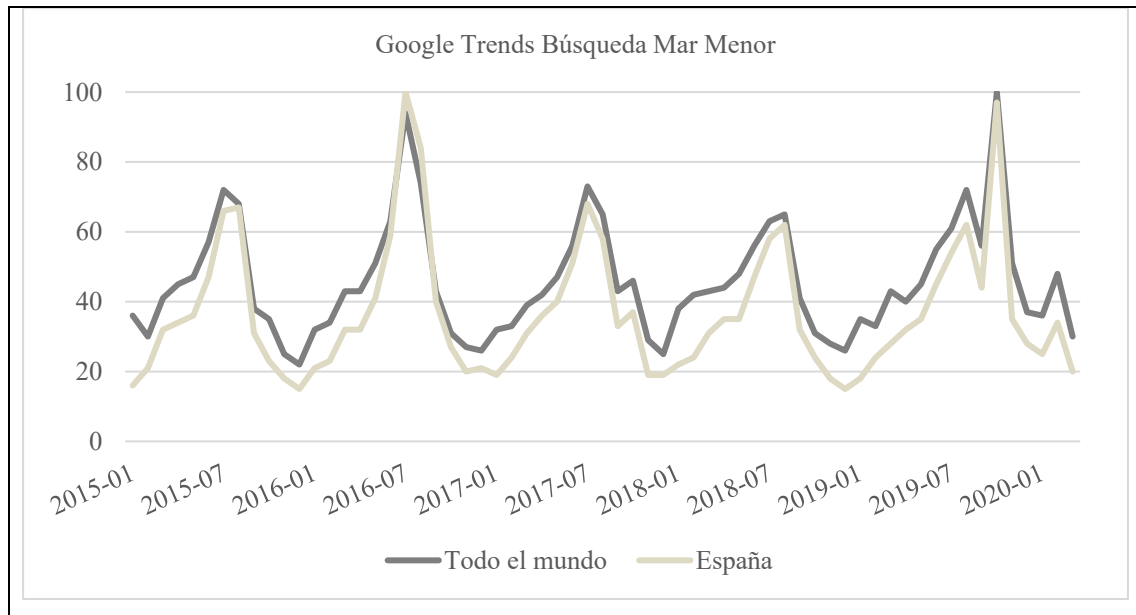


Fuente: GoogleMaps.

Dadas sus características particulares, la comarca del Mar Menor es un lugar que tradicionalmente ha presentado un alto interés turístico tanto interno, de carácter local, como externo (Murciaturística, 2020). La relevancia de esta zona se puede observar en las búsquedas mostradas por la plataforma Google Trends sobre el Mar Menor (Figura 2).

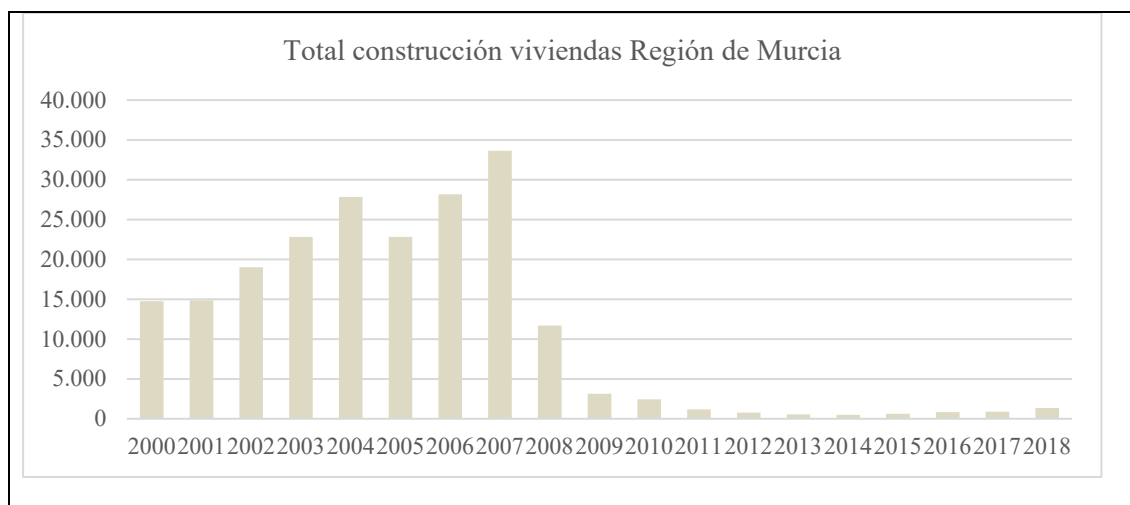
Esto ha dado lugar a un proceso de explotación urbanística de la zona muy intenso sobre todo antes de la crisis financiera de 2008. En este sentido, los datos sobre construcción de viviendas del Ministerio de Transportes, Movilidad y Agenda Urbana (MITMA, 2020) indican que desde el año 2000 al 2007, en la delimitación geográfica analizada, hubo un aumento de construcción de viviendas, llegando a duplicarse el número de viviendas de nueva construcción en esta zona (Figura 3).

Figura 2. Búsquedas sobre el Mar Menor en Google Trends.



Fuente: Google Trends (2021).

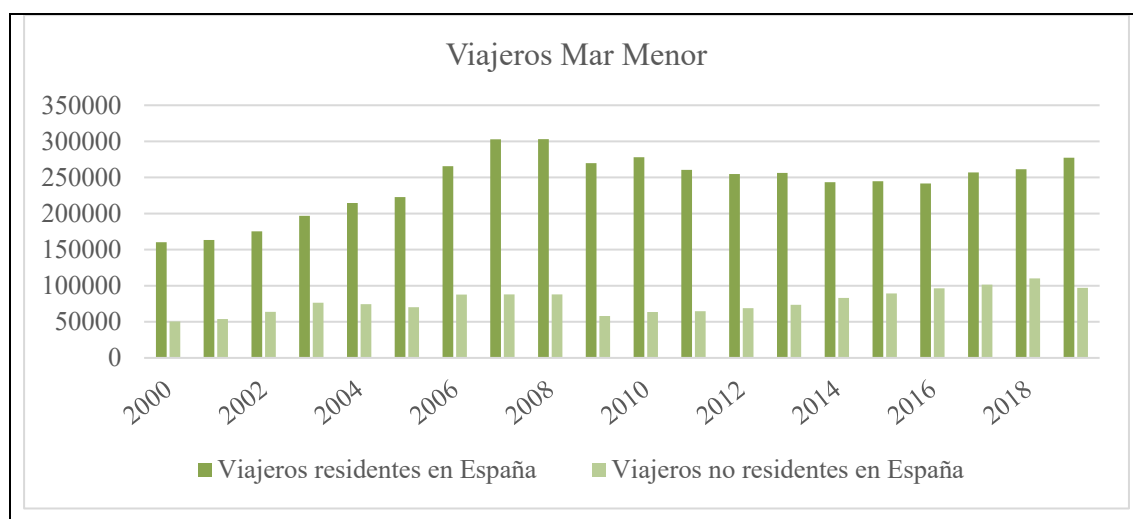
Figura 3. Evolución construcción viviendas Región de Murcia.



Fuente: MITMA (2020).

La sobreexplotación urbanística de los años previos transformó la estructura del entorno natural, con la consecuente contaminación por el consumo de recursos fósiles, agua y energía (Kochendoerfer et al., 2014). Además, el aumento de la oferta urbanística ha causado un aumento en el número de turistas. Considerando el periodo 2000-2019, observamos que los datos de viajeros en esta región presentan una tasa de crecimiento anual acumulada de un 2,91% (Murciaturística, 2020) (Figura 4).

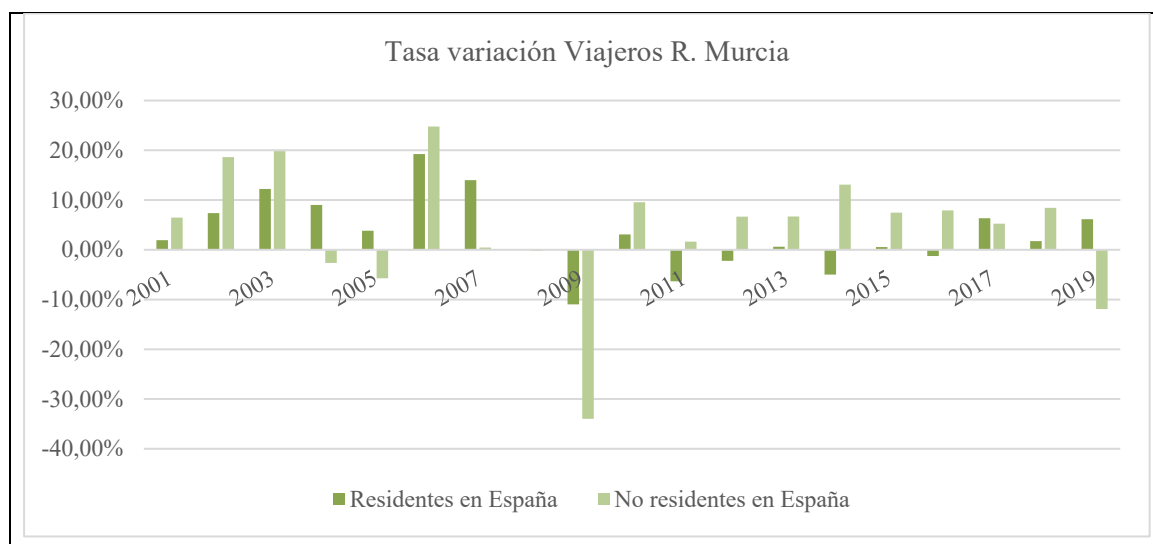
Figura 4. Evolución viajeros Mar Menor.



Fuente: Murciaturística (2020).

Así, se aprecia la tendencia creciente desde el año 2000 hasta el año 2007 pasando a decreciente a partir de ese año (Figura 5). El aumento de visitantes no residentes es mayor que la variación en el número de residentes en casi todos los años. Esta tasa de variación es menor en los últimos años independientemente del tipo de turista. La tasa de crecimiento durante el periodo 2015-2019 es positiva, aunque en los últimos años hay una tendencia decreciente.

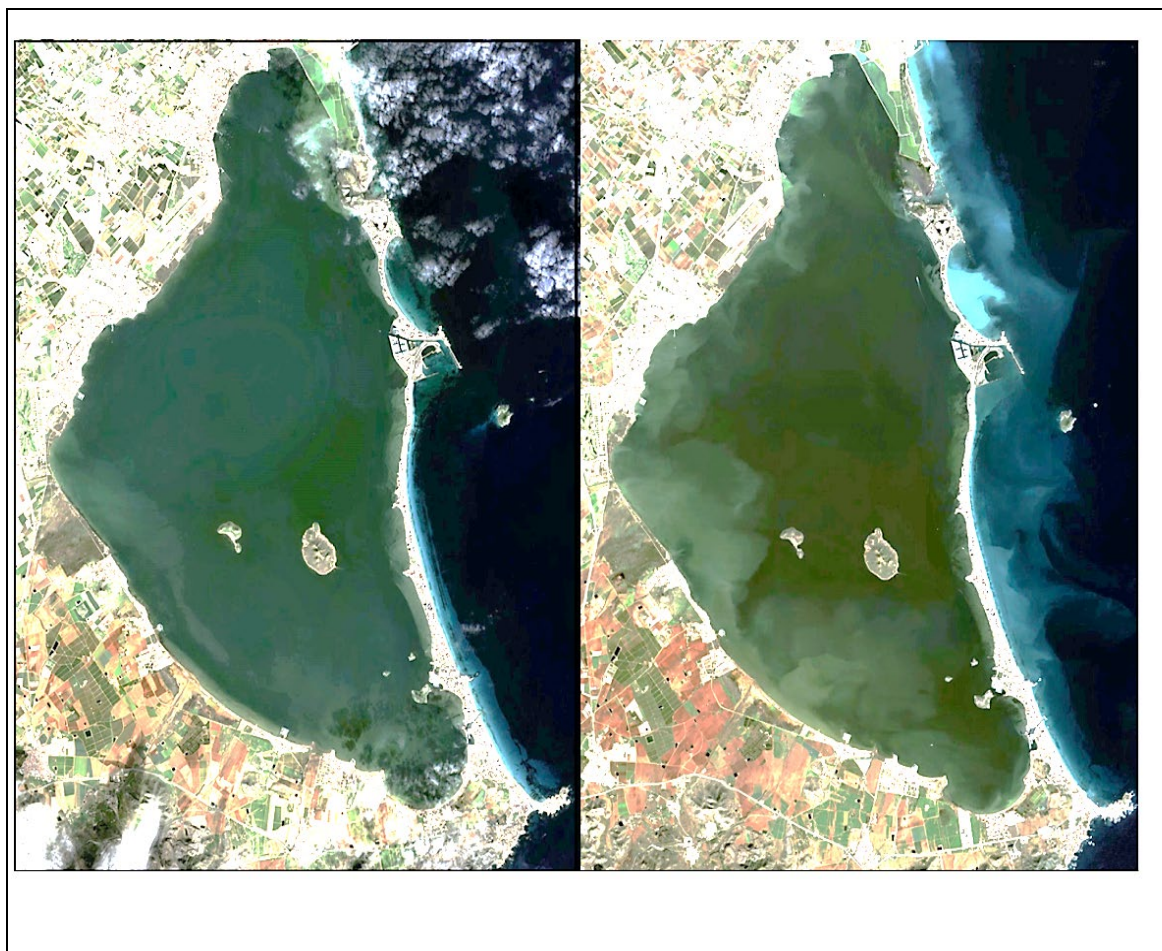
Figura 5. Tasa variación viajeros Mar Menor.



Fuente: Murciaturística (2020).

Estos datos pueden ser indicativos del efecto derivado del alto volumen de viviendas en esta zona que ha atraído un número elevado de turistas, lo que algunos autores han señalado como uno de los factores que ha aumentado la tasa de contaminación haciendo que la cantidad de residuos sea muy elevada en los últimos años. Para observar cómo ha evolucionado el estado del Mar Menor, utilizaremos los datos del satélite Senitel-2. La Figura 6 muestra las imágenes obtenidas con el software SNAP, de la Agencia Espacial Europea (ESA, 2021) donde podemos intuir, por la coloración del Mar Menor, unos niveles altos en la concentración de clorofila (indicativo de contaminación). Además, se observa que esta situación empeora entre el año 2015 (izquierda) y 2020 (derecha).

Figura 6. Concentración clorofila Mar Menor 2015 (izquierda) y 2020 (derecha).

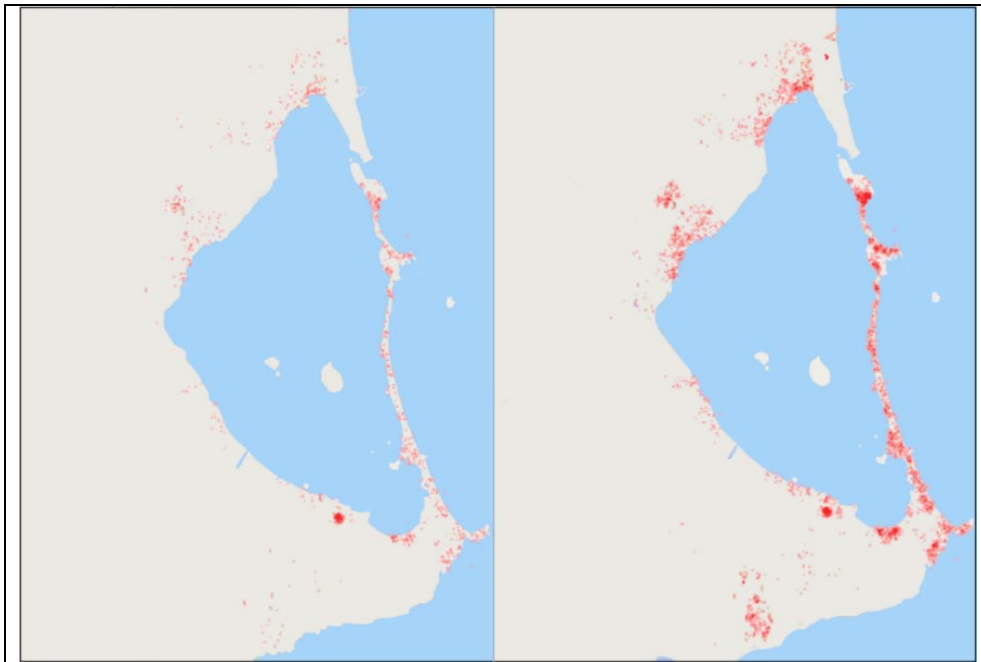


Fuente: Satelite Senitel-3 (ESA,2020).

A pesar de la situación medioambiental, el número de alojamientos Airbnb durante los últimos años ha aumentado en el Mar Menor, al igual que ha ocurrido en otros territorios desplazando la oferta de alojamientos tradicionales (Zervas et al., 2017). La Figura 7 muestra en rojo punteado la distribución territorial de alojamientos Airbnb donde se observa la creciente evolución de las ofertas Airbnb correspondientes a la zona del Mar Menor, llegando a una tasa de crecimiento en 2017 de casi un 250%.

Los datos analizados apuntan que, en los últimos años, el Mar Menor se ha transformado urbanísticamente, ampliando la disponibilidad de segundas viviendas y, por lo tanto, se ha aumentado el abanico de oferta Airbnb, lo que ha atraído gran número de turistas tanto de España como del resto del mundo. No obstante, a pesar de que inicialmente el modelo de explotación turística parecía ir acompañado de un aumento en la demanda, en los últimos años esta tendencia no ha continuado, con una disminución significativa del número de visitantes sobre todo no residentes. Este efecto puede venir motivado por el estado medioambiental del Mar Menor, situación que se ha hecho eco tanto en noticias nacionales como internacionales, llegando a ser un tema abordado por organismos internacionales como la Comisión Europea o la fundación Greenpeace.

Figura 7. Ofertas Airbnb 2016 (izqda.) y Ofertas Airbnb 2019 (dcha.).



Fuente: AirDNA 2016 y 2019.

3. Los efectos del entorno en los precios de Airbnb

Existe una variedad de estudios que señalan el efecto significativo de las características de la localización de los hoteles tradicionales en su precio (Wang & Nicolau, 2017; Mandić & Petrić 2020). Sin embargo, la literatura que estudia el impacto de la localización de los alojamientos de Airbnb en su precio es muy reducida. En este sentido, Wang y Nicolau (2017) encuentran un efecto significativo de la distancia a centros turísticos y centro ciudad en los precios Airbnb. Van der Borg et al. (2017) determinan que la proximidad a centros turísticos, así como lagos y montañas, atraen a turistas y ello repercute aumentando el grado de ocupación de los alojamientos. Benítez-Aurioles (2021) realiza un estudio en la misma línea de investigación, pero teniendo en cuenta la estacionalidad del sector turístico. Pérez-Sánchez et al. (2018) consideran variables relacionadas con las características de la localización de los alojamientos Airbnb en distintas regiones españolas del Arco Mediterráneo. Sus resultados muestran que la proximidad a centros de interés turístico y a zonas de costa tiene un efecto positivo sobre los precios de estos alojamientos. Tong y Gunter (2020) analizan el efecto de la distancia respecto al centro de la ciudad en los precios de alojamientos Airbnb determinando que el precio es menor, cuanto más alejado está del centro de la ciudad. Ren et al. (2021) muestran en su investigación cómo las variables del entorno cercano y las opiniones de los clientes influyen directamente en el precio de las ofertas en el sector del alojamiento.

Zhang et al. (2017) evalúan otros factores relacionados con las características de la localización como son la distancia geográfica a accesos de transporte, autopistas y centros de convenciones, siendo significativa solo la segunda de estas variables. Deboosere et al. (2019) determinan que los alojamientos Airbnb cercanos a los transportes públicos que facilitan el viaje al centro de la ciudad tienen precios más altos. Además de la distancia desde alojamientos Airbnb a centros de interés externos, otras investigaciones caracterizan elementos del entorno a través del análisis de autocorrelación espacial en los precios Airbnb (Gutiérrez et al., 2017; López et al., 2019; Deboosere et al., 2019; Chica et al., 2020). Gyódi y Nawaro (2021) estudian los efectos de algunos factores espaciales en los precios de Airbnb en Europa, centrados en los puntos cercanos a las ofertas. Estos estudios concluyen sobre la existencia de efectos de autocorrelación espacial positivo de donde se deduce que los precios de las ofertas Airbnb

no tienden a distribuirse de forma aleatoria en los territorios examinados, sino que tienden a la concentración de alojamientos Airbnb con precios elevados (bajos).

¿Entre estos factores externos jugaría un papel relevante el factor medioambiental?

Los estudios que examinan el efecto de factores medioambientales en la demanda turística son prácticamente inexistentes. No obstante, la mayoría de ellos encuentran un resultado significativo de las distintas fuentes de contaminación en el sector turístico. Así, Zhang et al. (2017) muestran que el efecto de la neblina en el aire afecta no solo a largo plazo en el número de turistas, sino que, además, aquellos que deciden viajar a lugares con contaminación atmosférica, su experiencia y expectativas no se verá totalmente satisfecha. Eusebio et al. (2020) concluyen sobre un efecto significativo de la contaminación del aire disminuyendo el número de visitas de turistas al lugar. Por otro lado, otros estudios han examinado el efecto de la contaminación, desde una perspectiva más amplia, en la demanda de alojamientos Airbnb. De este modo, Villeneuve y O'Brien (2020) estudian las reseñas de Airbnb sobre las quejas acústicas, visual y térmicas aumentando estas últimas en verano y disminuyendo la demanda en tales alojamientos.

4. Base de datos y variables

4.1. Base de datos

La muestra de alojamientos Airbnb, se ha obtenido de la base suministrada por la empresa AirDNA (AirDNA, 2020) siendo un proveedor de datos de alojamientos. Esta base de datos incluye información de la localización de los alojamientos Airbnb, así como sus características generales respecto a precios, ingresos medios, meses ofertados e identificadores del oferente, entre otras variables. Estos datos están delimitados geográficamente para el Mar Menor. De esta base, obtenemos en el año 2017 un total de 1.995 observaciones, 2.653 alojamientos Airbnb en el año 2018 y en el año 2019 se dispone de 3.148 observaciones de oferta de alojamientos Airbnb. Dada la naturaleza de este tipo de ofertas, para eliminar el posible efecto derivado de la estacionalidad se han seleccionado exclusivamente las ofertas de los meses de julio y agosto de cada año.

Además, utilizamos la base de datos de acceso abierto de la Agencia Espacial Europea como parte del Programa Copernicus. En particular, utilizaremos la información del satélite Sentinel-3 a través de su herramienta OLCI (*Ocean and Land Instrument*) que dispone 21 bandas espectrales de irradiancia, con las que podemos obtener los niveles de clorofila en cada punto geográfico del Mar Menor. Este proceso se ha completado usando el software SNAP, creando un conjunto de datos georreferenciados. Por otro lado, obtuvimos información de la web de TripAdvisor a través de un proceso de web scraping delimitando las coordenadas geográficas de los restaurantes localizados en el litoral del Mar Menor. Finalmente, como vimos anteriormente, de la base de datos SABI obtuvimos información para un total de 36 hoteles en la zona del Mar Menor que pudieron ser georreferenciados.

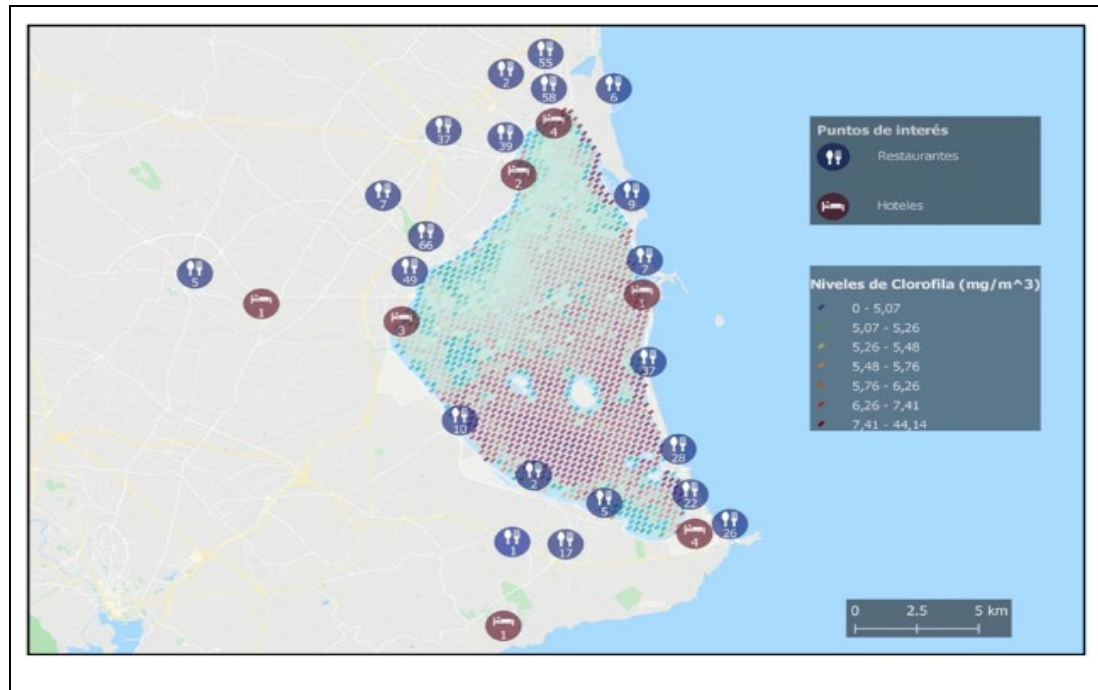
4.2. Variables

Variables externas

Contaminación del Mar Menor. La información recogida por el satélite Sentinel-3 nos permite procesar estos datos y construir una variable representativa de los niveles de clorofila en el agua marina. Para ello, se aplican los algoritmos desarrollados por la Agencia Espacial Europea (ESA, 2021), generando información de la concentración de clorofila (mg/m^3) del Mar Menor (Figura 8). Esta información ayudará a evaluar la contaminación para cada uno de los puntos coordenados del Mar Menor. Basada en esta información, construimos la variable Contaminación (*Cont*) que asigna a cada alojamiento Airbnb de la muestra el valor de la contaminación del área del Mar Menor más cercana. De esta variable se espera una relación negativa, es decir, la contaminación elevada del agua puede dar

lugar a una menor demanda de alojamientos, por lo que podría afectar reduciendo el precio del alojamiento Airbnb (Eusebio et al., 2020).

Figura 8. Densidad de clorofila y puntos de interés.



Fuente: AirDNA y TripAdvisor (2019).

Variáveis representativas de pontos de interesse externos. Basado en estudios anteriores, se añaden al modelo distintas variables que caracterizan el entorno del alojamiento Airbnb en función de proximidades geográficas a distintos puntos de interés externos. Así, la variable distancia a restaurantes (*DRest*), construida como la distancia euclídea desde cada alojamiento Airbnb al restaurante más cercano (Figura 8). En este caso, se espera obtener una relación negativa, ya que en estudios anteriores determinan que la proximidad a centros de ocio repercute en el precio del alojamiento, es decir, si el alojamiento se encuentra más cerca, el precio es mayor (Wang & Nicolau, 2017).

Además, se incluye la variable distancia a hotel tradicional (*DHotel*) como la distancia desde cada uno de los alojamientos Airbnb al hotel tradicional más cercano (Figura 8). Esta variable puede tener un efecto significativo en el precio Airbnb por el efecto derivado de la competencia entre alojamientos cercanos (Chen & Rothschild, 2010).

Variáveis internas

AirDNA proporciona un extenso conjunto de características particulares de los alojamientos Airbnb. Siguiendo la literatura previa se ha seleccionado las características claves para la determinación del precio de las ofertas de Airbnb (Tabla 1).

A partir de esta información y de los resultados de un análisis de componentes principales seleccionamos las variables internas de la Tabla 1 que eran relevantes para nuestro análisis. En particular, eliminamos variables agrupadas en la misma categoría del análisis factorial y que presentaron valores de correlación altos con el resto de indicadores.

Tabla 1. Características alojamiento Airbnb proporcionado por AirDNA.

Nombre	Descripción	Nombre	Descripción
NHab	Número de habitaciones del alojamiento.	Disponible	Días disponible, pero sin reserva.
R.Ocu	Días reserva/total días con reserva y disponible.	Bloqueado	Días bloqueados para no poder hacer una reserva.
Opiniones	Número de opiniones sobre el alojamiento.	Baños	Número de baños.
NReservas	Número de días que ha sido rentado el alojamiento.	MaxHuésped	Número de huéspedes máximos que pueden alojarse.
RRes	Ratio de respuesta del propietario.	TRes	Tiempo de respuesta del propietario.
Fianza	Cantidad de dinero que debe abonar el huésped, para asegurar el perfecto estado del alojamiento a su marcha.	Limpieza	Tarifa de limpieza.
HuéspedExtra	Tarifa de personas adicionales.	PrecioDeter	Precio determinado en el caso que el propietario no determine precio para cada fecha.
MinNoches	Noches mínimas requeridas por el anfitrión.	R.Gral	Media de todas las calificaciones del alojamiento.
CalComunicación	Calificación sobre la comunicación con el propietario.	CalLimpieza	Calificación de limpieza del alojamiento.
CalRegistro	Calificación sobre el registro al entrar en el alojamiento.	CalLocalización	Calificación sobre la localización del alojamiento.
CalPrecisión	Calificación de precisión sobre la información del alojamiento disponible.	NFotos	Numero de fotos publicadas del alojamiento.
ReservaSin	Reserva sin consentimiento previo del propietario del alojamiento. Variable binaria Sí(1) si dispone y No (2) en caso contrario.	Cocina	Disponibilidad de cocina en el alojamiento. Variable binaria Sí (1) si dispone y No (2) en caso contrario.
Internet	Disponibilidad de internet en el alojamiento. Variable binaria Sí(1) si dispone y No (2) en caso contrario.	ParkinGratis	Disponibilidad de aparcamiento gratis. Variable binaria Sí (1) si dispone y No (2) en caso contrario.
ParkinPago	Disponibilidad de aparcamiento de pago. Variable binaria Sí (1) si dispone y No (2) en caso contrario.	AparCalle	Estacionamiento en la calle. Variable binaria Sí (1) si dispone y No (2) en caso contrario.
Desayuno	Desayuno incluido. Variable binaria Sí (1) si dispone y No (0) en caso contrario.	AccMinus	Acceso de minusválidos. Variable binaria Sí (1) si dispone y No (2) en caso contrario.
Ascensor	Disponibilidad de ascensor. Variable binaria Sí (1) si dispone y No (2) en caso contrario.	Piscina	Disponibilidad piscina. Variable binaria Sí (1) si dispone y No (2) en caso contrario.
Gym	Disponibilidad de gimnasio. Variable binaria Sí (1) si dispone y No (2) en caso contrario.	24H	Disponibilidad de 24 horas para el registro de entrada. Variable binaria Sí (1) si dispone y No (2) en caso contrario.
Lon	Longitud del alojamiento.	Lat	Latitud del alojamiento.
Localidad	Localidad en la cual está ubicado el alojamiento.	T. Propiedad	Tipo de propiedad.

Fuente: Elaboración propia.

La Tabla 2 muestra los estadísticos descriptivos, así como las variables internas seleccionadas para nuestro estudio. Estas variables coinciden con las utilizadas en estudios previos (Gutiérrez et al., 2017; López et al., 2019; Deboosere et al., 2019; Chica-Olmo et al., 2020).

Tabla 2. Análisis descriptivo de las variables de estudio (Valor medio 2017-2019).

Variable	Descripción	Media	Mediana	D.T	Min	Max
Variable Explicada						
Precio_USD	Tarifa por noche en dólares (Estados Unidos).	124,5900	107,5600	88,4009	21	1161
Variables Explicativas						
Variables geográficas						
DRest	Distancia mínima al restaurante más cercano al alojamiento Airbnb.	0,5146	0,3723	0,5120	0,0014	4,1805
DHotel	Distancia mínima al hotel más cercano al alojamiento Airbnb.	2,0162	1,5726	1,7767	0,0122	9,7954
Cont	Densidad de clorofila más cercano al alojamiento Airbnb.	7,8216	5,2052	7,9290	0,2087	44,1427
Manga	1 si el alojamiento está situado en la Manga del Mar Menor y 0 en otro caso	0,4940	0,4766	0,5001	0	1
Variables estructurales						
NHab	Número de habitaciones del alojamiento.	2,2180	2	0,8990	1	8
Variables control						
R.Ocu	Días reserva/total días con reserva y disponible.	0,3711	0,2580	0,3918	0	1
Opiniones y valoraciones						
NFotos	Numero de fotos publicadas del alojamiento.	19,1500	17	10,9375	1	81
Reglas del alojamiento						
Fianza	Cantidad de dinero que debe abonar el huésped, para asegurar el perfecto estado del alojamiento a su marcha.	255,9000	227	157,4896	79	1366
MinNoches	Noches mínimas requeridas por el anfitrión.	4,078	3	4,2417	1	60
Comodidades y Servicios						
Aparnorivado	Estacionamiento en la calle, (la oferta no tiene aparcamiento privado ni garaje comunitario). Variable binaria Sí (1) si dispone y No (2) en caso contrario.	0,3366	0	0,4251	0	1
Desayuno	Desayuno incluido. Variable binaria Sí (1) si dispone y No (0) en caso contrario.	0,0642	0	0,2451	0	1
Piscina	Disponibilidad piscina. Variable binaria Sí (1) si dispone y No (2) en caso contrario.	0,6380	1	0,4806	0	1

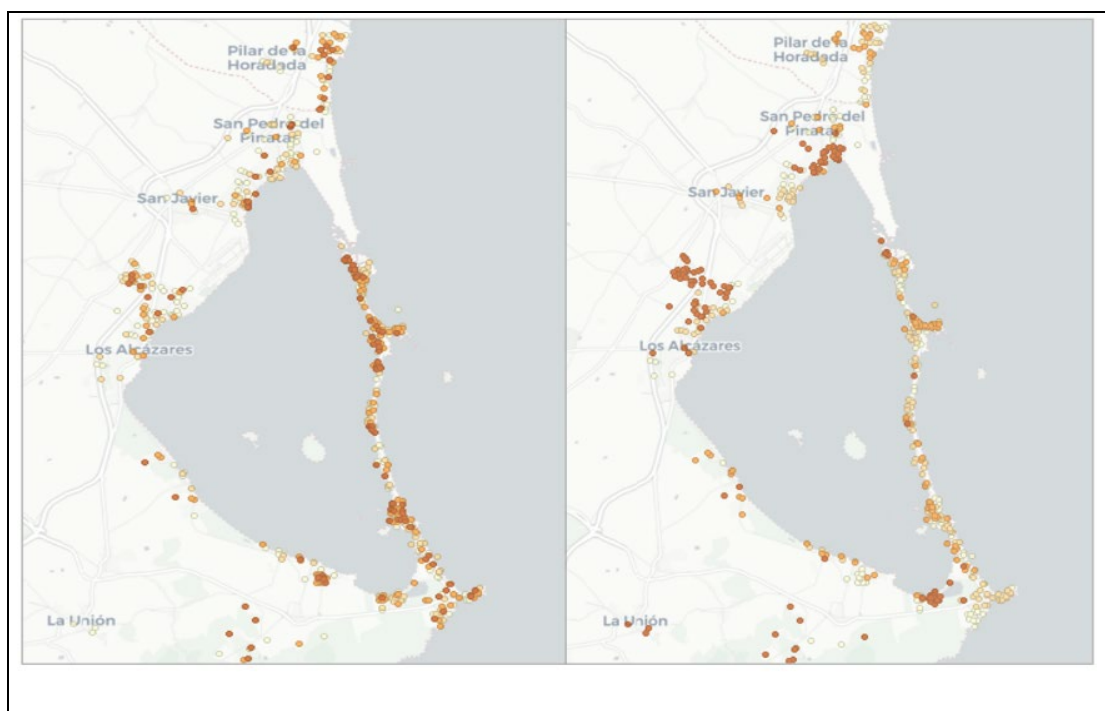
Fuente: Elaboración propia.

5. Resultados

5.1. Análisis exploratorio espacial de los precios Airbnb

El objetivo de este análisis es contrastar la existencia de autocorrelación espacial, es decir, de zonas de concentración de precios elevados o bajos de alojamientos Airbnb, así como de niveles de contaminación. Además, realizamos un análisis de autocorrelación espacial cruzado con la variable contaminación (Figura 9).

Figura 9. Mapa de cuartiles Mar Menor media 2017-2019. Precio Airbnb media (izquierda), contaminación (derecha).



Fuente: AIRDNA y del satélite Sentinel. Software: GeoDA (2017-2019).

En primer lugar, se analiza la distribución de las dos variables (precios y contaminación) a través de un mapa de cuartiles. La imagen de la izquierda corresponde a la media de cuartiles 2017-2019 del precio Airbnb y en la imagen de la derecha del mismo periodo, a la contaminación. Así, respecto al degradado de colores, los más claros corresponden a los valores más bajos (primer cuartil) y así hasta el color más oscuro que corresponde a los valores más altos (cuarto cuartil).

De esta figura se observa que los niveles más altos de precios Airbnb se localizan en la zona de La Manga del Mar Menor mientras que los valores más bajos se corresponden con la zona de los municipios de Los Alcázares, San Javier y San Pedro del Pinatar. Esta distribución parece ser justo la contraria al analizar la variable contaminación (Cont) donde los valores más altos de contaminación corresponden precisamente a la zona de San Pedro del Pinatar, San Javier y Los Alcázares. A la hora de analizar posibles efectos significativos de concentración de valores de estas variables a nivel geográfico, se aplica el test de I de Moran (Moran, 1948). Un resultado del test de Moran positivo y significativo indica la existencia de autocorrelación espacial positiva en la variable analizada mientras que un test negativo y significativo indica la existencia de autocorrelación espacial negativa. Para determinar el test de I de Moran, una matriz de pesos W que identifique unidades vecinas debe ser definida. Es una matriz cuadrada y simétrica $N \times N$. En este caso, W como una matriz binaria que identifica, con valores iguales a 1, los alojamientos que son considerados como vecinos. El criterio de

vecindad tiene que ser independiente de criterios económicos con el fin de evitar resultados endógenos. Con este propósito y revisando estudios anteriores, se define como vecinos a cada alojamiento Airbnb todos aquellos alojamientos que estén localizados a una distancia menor que una serie de metros definidos a partir del parámetro d . Los elementos de la matriz W , w_{ij} valen uno ($w_{ij} = 1$ con $i \neq j$), si la distancia entre los alojamientos Airbnb i y j es menor que la distancia determinada por el parámetro d y el elemento w_{ij} vale cero en otro caso. La Tabla 3 (segunda columna) muestra los resultados del test de I de Moran global para los precios Airbnb considerando distintos valores del parámetro d .

Tabla 3. Test Global de I de Moran (Media 2017-2019).

Matriz W	Precios Airbnb	Contaminación
Wd ₁ (100 metros)	14,826*** (0,000)	29,174*** (0,000)
Wd ₂ (200 metros)	12,458*** (0,000)	44,424*** (0,000)
Wd ₃ (300 metros)	15,445*** (0,000)	58,304*** (0,000)
Wd ₄ (400 metros)	15,069*** (0,000)	68,404*** (0,000)
Wd ₅ (500 metros)	14,325*** (0,000)	75,694*** (0,000)
Wd ₆ (600 metros)	16,781*** (0,000)	81,097*** (0,000)
Wd ₇ (700 metros)	12,417*** (0,000)	85,500*** (0,000)
Wd ₈ (800 metros)	12,396*** (0,000)	89,799*** (0,000)
Wd ₉ (900 metros)	12,255*** (0,000)	91,421*** (0,000)
Wd ₁₀ (1000 metros)	11,627*** (0,000)	97,920*** (0,000)
(***) significativo al 1%		

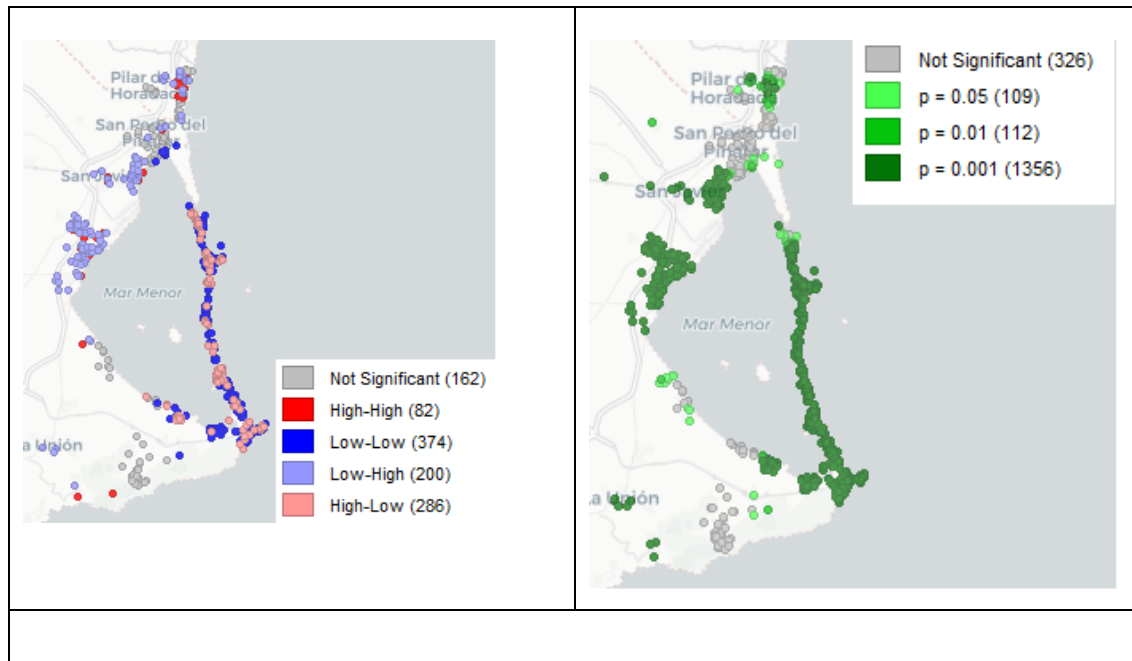
Fuente: Elaboración propia.

La información de la Tabla 3 indica que existe un comportamiento de autocorrelación espacial positivo y significativo para los distintos valores de d en el precio de Airbnb. Además, el test alcanza el valor más elevado con $d = 0,6$ (600 metros). Este análisis confirma la existencia de autocorrelación espacial positiva con zonas de concentración territorial de precios Airbnb más elevados que el resto. La tercera columna de la Tabla 3 muestra estos resultados para la variable Contaminación (*Cont*). En este caso se evidencia un efecto significativo y positivo para la variable contaminación confirmando la existencia de autocorrelación espacial positiva para esta variable.

Finalmente, con objeto de estimar la posible autocorrelación bivariada entre las variables precios y contaminación, cuantificamos el test de I de Moran Local Bivariado utilizando la matriz de contactos Wd₆. Este test permite identificar zonas de significatividad respecto a los niveles de autocorrelación espacial cruzada entre los precios Airbnb y la contaminación, identificando aquellas zonas donde hay

valores altos de precios Airbnb cercanos a valores bajos de contaminación y viceversa. Los resultados gráficos de este análisis se muestran en la siguiente Figura 10.

Figura 10. Significación de la prueba de I de Moran Bivariado Local media 2017-2019 precios Airbnb-contaminación.



Fuente: AirDNA y satélite Sentinel. Software GEODA (2017-2019).

Es observable un patrón de autocorrelación espacial negativo y significativo en zonas de La Manga (precios altos-baja contaminación local), San Javier y Los Alcázares (precios bajos-alta contaminación local).

5.2. Análisis Confirmatorio

Esta sección presenta los resultados de la regresión por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) para cada uno de los años del periodo analizado. Una vez detalladas las variables, éstas serán tratadas de manera logarítmica siguiendo la especificación del modelo hedónico. Además, dado el carácter no lineal de las variables geográficas, éstas fueron introducidas considerando su forma cuadrática (Mate-Sánchez-Val et al., 2018). La Tabla 4 presenta el valor de los coeficientes del modelo hedónico de precios estimado por MCO en los años de estudio 2017, 2018 y 2019.

La variable contaminación al cuadrado ($Cont^2$) es significativa y con signo negativo para todos los años. Es decir, a partir de un determinado valor elevado de contaminación el efecto de esta variable en los precios Airbnb se vuelve significativo y negativo. Este resultado era el esperado dada la degradación del estado del agua de la laguna del Mar Menor, contrastando que está afectando a los precios de los alojamientos turísticos. Esta situación ha sido además divulgada a través de medios de comunicación nacional e internacional lo que ha podido contribuir en la reducción de la demanda de alojamientos en esta área y por consiguiente la caída de precios.

Tabla 4. Resultados de los modelos estimados por MCO.

Variab les	2017	2018	2019
Constante	2,5119*** (0,0000)	3,4435*** (0,0000)	2,7279*** (0,0000)
Variab les geográficas			
DRest	-1,9959 (0,7705)	-1,8289** (0,0188)	-1,8972** (0,0304)
DRest²	0,1676 (0,8268)	-0,3456 (0,5200)	-0,3978 (0,6363)
DHotel	1,3568* (0,0877)	1,8798** (0,0543)	2,7678*** (0,0000)
DHotel²	0,5897 (0,4356)	0,7811 (0,3870)	0,8665 (0,3454)
Cont	0,3399 (0,6001)	0,9887* (0,0755)	-0,6112 (0,3556)
Cont²	-2,6788*** (0,0000)	-4,5680*** (0,0000)	-4,7167*** (0,0000)
Manga	0,1258*** (0,0000)	0,1676*** (0,0000)	0,18116*** (0,0000)
Variab les estructurales			
NHab	0,4047*** (0,0000)	0,4959*** (0,0000)	0,5659*** (0,0000)
Variab les control			
R.Ocu	-0,1028*** (0,0013)	-0,0860*** (0,0000)	-0,1031*** (0,0000)
Opiniones y valoraciones			
NFotos	0,1014*** (0,0000)	0,1601*** (0,0000)	0,1221*** (0,0000)
Reglas del alojamiento			
Fianza	0,2218*** (0,0000)	0,1785*** (0,0000)	0,1611*** (0,0000)
MinNoches	-0,0864** (0,0161)	-0,1025*** (0,0000)	-0,0854*** (0,0064)
Comodidades y Servicios			
AparCalle	-0,0665* (0,0769)	-0,0699** (0,0061)	-0,1289*** (0,0001)
Piscina	0,2481*** (0,0000)	0,1760*** (0,0000)	0,1494*** (0,0000)
Desayuno	-0,3638** (0,0041)	-0,1741 (0,1075)	-0,2282 (0,1341)
R2	0,4511	0,4854	0,4578
Error relativo medio	0,1584	0,1425	0,1542
White Test⁽¹⁾	6,933 (0,7891)	5,236 (0,8221)	6,002 (0,7739)

***significativo al 1%. ** significativo al 5%. * significativo al 10%. ⁽¹⁾ p-valor entre paréntesis. ⁽²⁾ El test de White confirma la homocedasticidad del modelo para cada uno de los años del periodo analizado. ⁽³⁾ Los VIF para las distintas variables rechazaron la presencia de multicolinealidad en el modelo. Así, las variables representativas de las características internas de los alojamientos proceden del análisis factorial en el que se seleccionaron variables con bajas correlaciones.

Fuente: Elaboración propia.

Respecto a las variables geográficas representativas de puntos de interés externos, se observa que la distancia mínima al restaurante más cercano (*DRest*) tiene signo negativo y significativo. Este resultado coincide con estudios anteriores en esta área que también concluyen que la proximidad geográfica a puntos de interés externos, como restaurantes, determina un mayor precio en la oferta de alojamientos. Así, encontramos estudios que indican que el precio de Airbnb es más elevado en aquellos alojamientos que se encuentran más cerca de zonas de ocio (Wang & Nicolau, 2017) y a centros de convenciones (Deboosere et al., 2019). La variable representativa de distancia al hotel más cercano (*DHotel*) es significativa y presenta un signo positivo. Este resultado indica que aquellos alojamientos que están más cerca del hotel, su precio es menor y conforme aumentan la distancia, también aumenta su precio. Este resultado puede venir explicado por el efecto indirecto de la competencia en la distancia. De este modo, alojamientos Airbnb cercanos a hoteles tradicionales se ven obligados a disminuir sus precios para poder competir en el mercado y atraer a más turistas (Fleischer et al., 2018). Además, según estudios previos la entrada de Airbnb en el mercado disminuye el precio de los hoteles (Zervas et al., 2017). En los dos casos anteriores, *DRest* y *DHotel*, las formas cuadráticas de las variables son no significativas lo que es indicativo de que a partir de una distancia determinada el efecto de la proximidad a estos puntos de interés es no significativo. Por último, determinamos que los alojamientos que se encuentran en la Manga del Mar Menor (Manga) y, por tanto, disponen también de la cercanía al Mar Mediterráneo como alternativa a zona de baño tienden a presentar precios más altos que los situados en el interior de la laguna. Este efecto es de esperar que también disminuya el efecto negativo sobre los precios de la contaminación de la laguna.

En cuanto a las variables internas, la variable *NHab* presenta un signo positivo y significativo, ya que los alojamientos que tienen más dormitorios son más caros (Chica-Olmo et al., 2020). El ratio de ocupación (*R.Ocu*) influye negativamente en el precio, es decir, a mayor tasa de ocupación, menor es el precio del alojamiento, dicha característica puede ser por el deterioro de la vivienda. La variable representativa del número de noches mínimas para poder reservar el alojamiento tiene un impacto negativo y significativo en el precio. Por otro lado, la variable representativa de fianza por los posibles desperfectos ocasionados es significativa y positiva de donde se puede inferir que, debido a la norma del alojamiento, éste se encuentra en perfecto estado y ello hace que el propietario pueda aumentar su precio, otorgando así confianza al huésped del estado de la propiedad.

Por otro lado, las variables representativas de comodidades y servicios en cada alojamiento indican que el alojamiento incluya desayuno no es significativa en los años de estudio para la época estival, mientras que existe una relación negativa y significativa en si el alojamiento dispone de aparcamiento en la calle y no un garaje o aparcamiento privado en la oferta. Por último, la existencia de piscina en el alojamiento es significativa y además tiene relación positiva, aumentando el precio. Este resultado es consistente con nuestra hipótesis inicial, aunque en algunos estudios anteriores dicha variable no era significativa (Teruel-Gutierrez & Mate-Sanchez-Val, 2021).

6. Conclusiones

El presente estudio examina el efecto de la contaminación en los precios de los alojamientos de Airbnb en la zona del Mar Menor. Para ello, se realiza un análisis que incluye además de las variables consideradas anteriormente en la literatura, indicadores de las características del entorno de las ofertas Airbnb, tales como la distancia a restaurantes y a hoteles. De acuerdo con los resultados, la contaminación ejerce un efecto negativo y significativo en los precios Airbnb de forma no lineal. Por tanto, a partir de un valor elevado de contaminación del mar Menor, ésta afecta al precio, disminuyéndolo. Las condiciones medioambientales, en concreto, el estado del agua en la laguna del Mar Menor afecta a la percepción por parte de los turistas de la situación medioambiental y, por consiguiente, al precio de los alojamientos turísticos.

Además, la cercanía a restaurantes y hoteles, influyen en el precio Airbnb, por un lado, aumentándolo si está cerca de restaurantes y, por otro, disminuyéndolo si se encuentra cercano a hoteles

por la competencia en el sector del turismo. Por otro lado, factores internos de alojamientos Airbnb tales como la obligatoriedad de depositar fianzas o el número de fotos publicadas de alojamiento transmiten mayor confianza del usuario en la oferta, lo que afecta positivamente en su precio. Este efecto también es significativo y positivo en aquellos alojamientos que disponen de piscina y que tienen un mayor número de habitaciones. Sin embargo, factores como exigir un mínimo de noches o exista aparcamiento en la calle disminuye el precio de los alojamientos.

Estos resultados son de interés en el proceso de toma de decisiones para controlar la contaminación medioambiental. De este modo, se pone de manifiesto que los altos índices de contaminación en el Mar Menor afectan de forma negativa a la demanda de alojamientos turísticos cercanos. Es fundamental adoptar medidas con el fin de mejorar la situación medioambiental actual de la laguna. Las propuestas de mejora deberían venir motivadas no solo por los vecinos de las zonas afectadas sino también por los gerentes de las empresas del sector turístico que ven cómo sus ingresos beneficios se van reduciendo año tras año.

Este estudio encuentra varias limitaciones que pueden ser consideradas como futuras líneas de estudio. Con respecto a las características de la muestra, ya que al no contar con el mismo número de observaciones para cada año no es posible aplicar metodologías de estimación que permitan una comparación entre coeficientes. La siguiente línea de trabajo de este análisis se desarrollará desde el análisis de paneles no balanceados. Además, la existencia de efectos espaciales de autocorrelación espacial significativos no ha sido en cuenta en el proceso de estimación. Esta limitación será abordada en futuros estudios a través de la aplicación de modelización espacial.

Agradecimientos

Mariluz Maté Sánchez-Val agradece el soporte económico recibido de la Agencia Estatal de Investigación (Proyectos PID2019-107800GB-I00 y TED2021-130692B-I00).

Referencias

Airbnb (2020). *Fast facts*. <https://press.airbnb.com/fast-facts/>

AirDNA (2020). <https://www.airdna.co/>

Benítez-Aurioles, B. (2021). Seasonality in the peer-to-peer market for tourist accommodation: the case of Majorca. *Journal of Hospitality and Tourism Insights*, 5(2), 331-349.

Chen, C.-F., & Rothschild, R. (2010). An Application of Hedonic Pricing Analysis to the Case of Hotel Rooms in Taipei. *Tourism Economics*, 16(3), 685-694. <https://doi.org/10.5367/000000010792278310>

Chica-Olmo, J., González, J.G., & Zafra, J.L. (2019). Determinación de los precios de los apartamentos turísticos AIRBNB en Málaga. Una aproximación espacial. *Estudios de Economía Aplicada*, 37(1), 47-63. <https://doi.org/10.25115/eea.v37i1.2574>

Deboosere, R., Kerrigan, D.J., Wachsmuth, D., & El-Geneidy, A. (2019). Location, location and professionalization: a multilevel hedonic analysis of Airbnb listing prices and revenue. *Regional Studies, Regional Science*, 6(1), 143-156. <https://doi.org/10.1080/21681376.2019.1592699>

ESA, European Spatial Agency (2021). https://www.esa.int/Enabling_Support/Operations/Sentinels

- Eusébio, C., Carneiro, M.J., Madaleno, M., Robaina, M., Rodrigues, V., Russo, M., Relvas, H., Gama, C., Lopes, M., Seixas, V., Borrego, C., & Monteiro, A. (2020). The impact of air quality on tourism: a systematic literature review. *Journal of Tourism Futures*, ahead-of(ahead-of-print), 0. <https://doi.org/10.1108/jtf-06-2019-0049>
- Fleischer, A., Ert, E., & Magen, N. (2016). Trust and reputation in the sharing economy: The role of personal photos in Airbnb. *Tourism Management*, 55, 62-73. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2016.01.013>
- Google Trends (2021). <https://trends.google.es/trends/?geo=ES>
- Gutiérrez, J., García-Palomares, J.C., Romanillos, G., & Salas-Olmedo, M.H. (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. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2017.05.003>
- Gyódi, K., & Nawaro, Ł. (2021). Determinants of Airbnb prices in European cities: A spatial econometrics approach. *Tourism Management*, 86, 104319. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2021.104319>
- Kochendoerfer, B., Enshassi, A., & Rizq, E. (2014). Evaluación de los impactos medioambientales de los proyectos de construcción. *Revista ingeniería de construcción*, 29(3), 234-254. <https://doi.org/10.4067/s0718-50732014000300002>
- López, F.A., Mínguez, R., & Mur, J. (2019). ML versus IV estimates of spatial SUR models: evidence from the case of Airbnb in Madrid urban area. *The Annals of Regional Science*, 64(2), 313-347. <https://doi.org/10.1007/s00168-019-00914-1>
- Mandić, A., & Petrić, L. (2020). The impacts of location and attributes of protected natural areas on hotel prices: implications for sustainable tourism development. *Environment, Development and Sustainability*, 1-31. <https://doi.org/10.1007/s10668-020-00611-6>
- Martínez-Graña, A., Gómez, D., Santos-Francés, F., Bardají, T., Goy, J.L., Zazo, C. (2018). Analysis of Flood Risk due to Sea Level Rise in the Menor Sea (Murcia, Spain). *Sustainability*, 10(3), 780. <https://doi.org/10.3390/su10030780>
- Maté-Sánchez-Val, M.L., López, F., & Rodríguez, C. (2018). Geographical factors y business failure, An empirical study from the Madrid metropolitan area. *Economic Modelling*, 74, 275-283. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2018.05.022>
- Ministerio de Transportes, Movilidad y Agenda Urbana (2020). Certificaciones fin de obra: nº de certificados y nº de edificios según clase de promotor (Región de Murcia) <https://www.mitma.gob.es/>
- Ministerio de Transportes, Movilidad y Agenda Urbana (2020). <https://apps.fomento.gob.es/BoletinOnline2>
- Moran, P.A.P. (1948). The Interpretation of Statistical Maps. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 10(2), 243-251. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1948.tb00012.x>
- Murciaturistica (2020). *Viajeros y pernoctaciones según destinos en la región de Murcia*. <https://www.murciaturistica.es/>
- Pérez-Sánchez, R., Serrano-Estrada, L., Martí-Ciriquián, P., & Mora-García, R.T. (2018). The What, Where, and Why of Airbnb Price Determinants. *Sustainability*, 10(12), 4596. <https://doi.org/10.3390/su10124596>

- Ren, J., Raghupathi, V., & Raghupathi, W. (2021). Effect of crowd wisdom on pricing in the asset-based sharing platform: An attribute substitution perspective. *International Journal of Hospitality Management*, *94*, 102874. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2021.102874>
- Teruel-Gutiérrez, R., & Maté-Sánchez-Val, M. (2021). The impact of Instagram on Airbnb's listing prices in the city of Barcelona. *The Annals of Regional Science*, *67*, 737-763. <https://doi.org/10.1007/s00168-021-01064-z>
- Tong, B., & Gunter, U. (2020). Hedonic pricing and the sharing economy: how profile characteristics affect Airbnb accommodation prices in Barcelona, Madrid, and Seville. *Current Issues in Tourism*, *25*(20), 3309-3328. <https://doi.org/10.1080/13683500.2020.1718619>
- Van der Borg, J., Camatti, N., Bertocchi, D., & Albarea, A. (2017). The Rise of the Sharing Economy in Tourism: Exploring Airbnb Attributes for the Veneto Region. University Ca' Foscari of Venice, Dept. of Economics Research Paper Series No. 05/WP/2017. <https://ssrn.com/abstract=2997985> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2997985>
- Villeneuve, H., & O'Brien, W. (2020). Listen to the guests: Text-mining Airbnb reviews to explore indoor environmental quality. *Building and Environment*, *169*, 106555.
- Wang, D., & Nicolau, J.L. (2017). Price determinants of sharing economy based accommodation rental: A study of listings from 33 cities on Airbnb.com. *International Journal of Hospitality Management*, *62*, 120-131. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2016.12.007>
- White, H. (1980). A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, *48*(4), 817-838. <https://doi.org/10.2307/1912934>
- Zervas, G., Proserpio, D., & Byers, J.W. (2017). The rise of the sharing economy: Estimating the impact of Airbnb on the hotel industry. *Journal of Marketing Research*, *54*(5), 687-705. <https://doi.org/10.1509/jmr.15.0204>
- Zhang, Z., Chen, R.J.C., Han, L.D., & Yang, L. (2017). Key Factors Affecting the Price of Airbnb Listings: A Geographically Weighted Approach. *Sustainability*, *9*(9), 1-13.