
EL *BIG DATA*, EL DESGLOSE ESPACIAL Y SU ROL EN LA DETECCIÓN DE PROBLEMAS DE SATURACIÓN EN LOS DESTINOS TURÍSTICOS

PATRICIA ARANDA CUÉLLAR

MARÍA JESÚS SUCH DEVESA

Universidad de Alcalá

TERESA TORREGROSA MARTÍ

Universidad de Alicante

El vertiginoso desarrollo que han emprendido en las últimas décadas las ciencias de la computación y todo lo relativo a Internet, hace que hoy en día se generen, registren y acumulen datos a gran escala, tanto de manera estructurada como no estructurada, conformando lo que cada vez más comúnmente se conoce como Big Data y consiguiendo inaugurar una nueva era (Kambatla *et al.*, 2014). Es lógico, por tanto, que diversas áreas científicas se

hayan lanzado al empleo de esta cantidad masiva de datos en sus estudios, así como a la utilización de múltiples innovaciones tecnológicas y conceptuales que han venido de la mano (Hashem *et al.*, 2015).

La actividad turística, por su parte, ha hecho lo propio basándose en las tres fuentes principales de big data que existen: los datos generados por los usuarios, por los dispositivos y, en último lugar, por las operaciones. En primer lugar y vinculado con los datos generados por el usuario, es obligatorio aludir al indiscutible aumento del uso de las redes sociales, que ponen a disposición del analista una plataforma capaz de reunir a millones de usuarios para difundir datos de diverso contenido –textos, imágenes, vídeos, etc.– generado por estos (Zheng *et al.*, 2017). En segundo lugar y estrechamente vinculado con la consolidación del denominado Internet of Things (IoT) o Internet de las cosas, se han empleado diversos dispositivos o sensores en los destinos. El fin de estos es rastrear, entre otros, los movimientos de los turistas, facilitando la generación de datos vinculados

a comportamientos de los turistas, como pueden ser los provenientes de GPS, itinerancia móvil o del uso del Bluetooth (Shoval y Ahas, 2016). Por último, el turismo es una actividad que se conforma a través de numerosas operaciones como la búsqueda en la web previa al viaje, la reserva de diversos productos o su compra en línea, produciendo así numerosa información vinculada a las transacciones. Esta información, en gran medida, se ha empleado para comprender y caracterizar el comportamiento y las preferencias de los turistas. Así, según establecen Li *et al.* (2018), diversas fuentes de Big Data se han aplicado ya a la investigación turística y han supuesto una mejora asombrosa, haciendo que la industria, los encargados de generar políticas turísticas y el mundo académico comprendan mejor la realidad de los destinos.

Este artículo pretende profundizar en la potencialidad que tiene el análisis de Big Data para comprender y diseñar actuaciones en torno a una problemática relevante y urgente en muchos destinos: la

saturación turística. Así, el estudio y la posterior modelización de estos datos desde un punto de vista de oferta nos permite adquirir un nivel de detalle suficiente como para enfrentarnos a la heterogeneidad que presenta el fenómeno de la saturación entre barrios, distritos e, incluso, entre los diversos destinos.

REVISIÓN DE LITERATURA ↓

El overtourism, o la saturación turística, de áreas concretas de las ciudades es un aspecto que se ha venido estudiando intensamente desde la comunidad científica en los últimos años (Doods y Butler, 2019; Milano *et al.*, 2019). Aunque aún existe debate sobre algunas de sus características, hay consenso en torno a dos hechos fundamentales: cuando un destino presenta problemas de overtourism existe una actitud desfavorable de los residentes hacia el crecimiento turístico (Müller-González *et al.*, 2018).

Estas actitudes, además, se generan cuando se sobrepasa la capacidad de carga de los destinos (Swiader, 2018; OMT 2018); esto es, en términos sencillos, el máximo de turistas que un destino puede acoger sin que se generen problemas de sostenibilidad por verse perjudicadas algunas de sus características. El segundo aspecto arroja aún más luz sobre el asunto: estos problemas de saturación surgen cuando la creciente demanda de alojamiento turístico ejerce presión sobre las zonas residenciales del destino, generando un importante efecto sobre la población y, con ello, sobre la sostenibilidad social de la actividad (Francis, 2019).

Según Milano *et al.* (2019), el overtourism se ha atribuido al rápido desarrollo de prácticas insostenibles de turismo de masas que han causado la sobreexplotación de las zonas urbanas, rurales y costeras. Como se puede observar fácilmente, el overtourism se cataloga como la antítesis del turismo responsable y sostenible (Jørgensen & McKercher, 2019; Peeters *et al.*, 2018).

En la literatura actual existe el reto de encontrar una medida válida para el fenómeno de overtourism que sea capaz de adaptarse a todos los destinos, aunque sus características individuales y la importancia de estas en los contextos sociales dificultan sustancialmente el hallazgo de una solución satisfactoria (Perles *et al.*, 2020b). Esto sugiere que, a la hora de analizar este fenómeno, es indispensable disponer de un importante conocimiento de las realidades económicas, sociales y ambientales de las comunidades (Harrill, 2004). Pero es que, además, la saturación turística no es un fenómeno homogéneo que afecte por igual a la totalidad del destino. Al contrario, por su propia naturaleza, la saturación se producirá en determinadas áreas concretas que, por diversos motivos –su cercanía a recursos turísticos, su buena conexión de transportes, etc.–, aglutinen turistas y estos comiencen a ejercer presión sobre las unidades alojativas destinadas a vivienda habitual de los residentes.

Aunando este hecho a contribuciones de otros autores, como Yang *et al.* (2015), que apuntan a que el big data tiene el potencial de compensar la limitación de tamaño de muestras, tan presente en la investigación turística que, tradicionalmente, ha dependido de la encuesta. Así, Xiang *et al.* (2015), afirman que el big data puede desarrollar nuevos conocimientos que ayuden a reevaluar los axiomas centrales que han guiado la comprensión del sector y, con ello, apoyar la correspondiente toma de decisiones de política turística, con base en información rigurosa.

La planificación turística ha sido objeto de estudio en la literatura en numerosas ocasiones. Aspectos como la planificación estratégica de destinos, la orientación de esta hacia el desarrollo sostenible o la elaboración de políticas públicas han sido temas que han generado interés científico (Chon & Olsen, 1990; Harrill & Potts, 2003; Ruhanen, 2004). No obstante, se detecta una importante falta de producción científica en cuanto a la incorporación de conceptos espaciales en el desarrollo integral de la planificación de destinos turísticos (Stienmetz *et al.*, 2021). Según resaltan Li *et al.* (2018), los artículos que han integrado estos enfoques espaciales se han centrado principalmente en el desarrollo de modelos que sirven para abordar lo que hay, en lugar de desarrollar aproximaciones que proporcionen una verdadera orientación a los planificadores.

Estudios recientes de Perles *et al.* (2020a, b) demuestran que es estadísticamente significativo suponer que una situación de overtourism tiene una alta probabilidad de estar vinculada a la existencia de una cantidad sustancial de alojamientos de Airbnb en la misma zona de análisis. De este modo, podemos explorar mejor el rol que adquieren estos alojamientos no formales en las dinámicas sociales y económicas de los diversos destinos, en sus barrios y distritos. Además, nos permite focalizar en los cambios que se producen en estos destinos que sufren de masificación turística con el fin de poder realizar una evaluación más informada sobre el impacto social recibido por el desarrollo de la actividad turística. Varios análisis de los mismos autores afirman que el overtourism puede entenderse como un exceso de éxito de un destino.

La hipótesis que se sostiene es que el overtourism sucede cuando este éxito no se traduce en una mejora de las condiciones de vida de los residentes. Para ello, este artículo explora las posibilidades que tiene el Big Data, con nivel de análisis básico, para arrojar luz al fenómeno del overtourism desde el punto de vista de la concentración de la oferta en determinadas áreas de los destinos. El empleo de Big Data nos permite trabajar a un nivel de desglose mayor, dividiendo el destino turístico en distritos para determinar qué zonas son más vulnerables a las consecuencias del overtourism.

Esta perspectiva permite estudiar a fondo los efectos de la aparición de las plataformas de economía colaborativa sobre los residentes y la dinámica de

las ciudades. Además, permite analizar bajo qué circunstancias un elevado volumen de turistas concentrado en una zona muy concreta del espacio alojativo comienza a provocar problemas de turistificación, si supone o no la expulsión de población de sus distritos y barrios o si coexiste con un encarecimiento de la vivienda residencial.

Las preguntas de investigación planteadas para este estudio estarían centradas en averiguar si el grupo de distritos que tiene más del 5% o 3% de sus propiedades anunciadas en Airbnb presenta diferencias en torno a la distribución de las variables explicativas: la movilidad intramunicipal, la renta mediana de los hogares y los precios de los alquileres residenciales, destinados a vivienda habitual.

METODOLOGÍA Y DATOS ↓

El presente estudio se acercará al problema del overtourism en un destino relevante para el territorio español: Valencia. Estos datos de unidades alojativas ofertadas en Airbnb se obtienen a través del grupo de investigación «Economía de la Innovación y la Inteligencia Artificial», de la Universidad de Alicante, del que las autoras forman parte. Para su análisis se han empleado diferentes técnicas y metodologías.

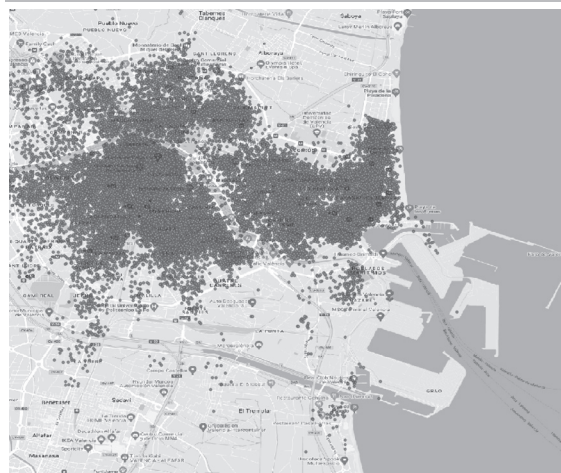
En primer lugar, se ha querido comprobar si existen diferencias en la comparación de dos grupos independientes, los distritos que presentan más de un 3% o un 5% de sus inmuebles residenciales anunciados en alquiler en Airbnb y los que presentan tasas inferiores. Se han establecido dos niveles diferentes, el 3% y el 5%, para tratar de localizar el umbral a partir del cual la presencia de viviendas turísticas empieza a causar problemas en los distritos. Estos porcentajes se han calculado teniendo en cuenta el número total de apartamentos enteros anunciados en Airbnb con respecto al número total de unidades alojativas residenciales existentes del distrito.

Para todo el análisis, las propiedades de Airbnb sólo se han tenido en cuenta si se ofrecían como alquiler completo, descartando los anuncios que ofrecen habitaciones para compartir. De este modo, se ha querido comprobar los efectos de tener estas viviendas vacías en alquiler y su relación con el proceso de gentrificación.

Para ello, se utilizó la prueba no paramétrica U de Mann-Whitney (Mann & Whitney, 1947). Esta prueba se utiliza para comparar dos muestras independientes con variables cuantitativas. Es la versión no paramétrica de la prueba t paramétrica, y su gran ventaja es que puede utilizarse para muestras pequeñas de sujetos. Los valores de ambas muestras deben ser comparables en tamaño y medibles en una escala ordinaria.

La hipótesis nula (H_0) de la prueba de la U de Mann-Whitney sostiene que los dos grupos vienen de la misma población. Esto significa que los dos grupos

IMAGEN 1
DISTRIBUCIÓN ESPACIAL DE LA OFERTA DE UNIDADES ALOJATIVAS EN AIRBNB PARA LA CIUDAD DE VALENCIA. MARZO DE 2021



Fuente: Elaboración propia.

independientes son homogéneos y tienen la misma distribución (McCabe, Joldersma & Li, 2010).

Una de las bases de datos utilizada para nuestro análisis ha sido la Estadística Experimental, de la Oficina Nacional de Estadística (INE). Esta base de datos incluye información sobre niveles de renta media, indicadores demográficos y porcentajes de población por debajo de determinados umbrales de pobreza. El nivel de detalle de la base de datos nos ha permitido obtener información a nivel de distrito para cada ciudad española, siendo esta lo suficientemente completa como para permitir el análisis propuesto y adaptándose perfectamente a los objetivos del estudio. Además, también hemos utilizado la información censal recogida en las páginas oficiales del ayuntamiento de Valencia.

Aunque el Big Data ya está presente en estadísticas oficiales, como es la Experimental, mencionada en el párrafo anterior, este análisis se puede llevar a cabo gracias a las bases de datos de los alojamientos ofertados en Airbnb en cada zona, generadas a través de webscrapping. El nivel de detalle de estas bases nos permite filtrar en función de si la totalidad del alojamiento se alquila, el número de propiedades que tiene el anunciante y, por supuesto, en función de su localización.

RESULTADOS ↓

En primer lugar y a modo descriptivo, se puede analizar la distribución espacial de las unidades alojativas anunciadas en Airbnb para la ciudad de Valencia.

En la Imagen 1 se puede apreciar cómo, a simple vista y sin aplicar ningún análisis, la oferta se extiende de manera desigual por toda la ciudad. Los

**TABLA 1
RESULTADOS DEL TEST DE LA U DE MANN-WHITNEY**

	Hipótesis Nula	Significancia para umbral 3%	Decisión para el umbral 3%	Significancia para umbral 5%	Decisión para el umbral 5%
1	La distribución de la tasa de variación del precio del alquiler entre 2016-2020 es la misma entre las categorías.	,0263*	Rechazar hipótesis nula	,024*	Rechazar hipótesis nula
2	La distribución de la renta media de los hogares es la misma entre las categorías.	,003*	Rechazar hipótesis nula	,039*	Rechazar hipótesis nula
3	La distribución de la Movilidad Intra-municipal de la población es la misma entre las categorías.	,0021 *	Rechazar hipótesis nula	,002*	Rechazar hipótesis nula

Se muestran las significaciones asintóticas. El nivel de significación está fijado en ,05.

Fuente: Elaboración propia.

**IMAGEN 2
MAPA DE CALOR DE LA DISTRIBUCIÓN ESPACIAL DE UNIDADES ALOJATIVAS OFERTADAS EN AIRBNB PARA LA CIUDAD DE VALENCIA. MARZO DE 2021**



Fuente: Elaboración propia.

barrios más céntricos presentan más oferta que los periféricos, como cabría esperar. No obstante, es importante analizar la intensidad de presencia de estas propiedades en cantidad, aspecto que nos dificulta esta primera aproximación que hemos tomado. Por ello, procedemos a establecer una ratio de influencia a cada unidad, de 30 milímetros a escala del mapa a través del programa QGIS, acción que nos aclara algo más en relación a cuáles son las zonas más afectadas.

Esta Imagen 2 ya es más clara a la hora de ayudarnos a comprender cómo de heterogéneo es el fenómeno a lo largo de la ciudad. Por tanto, cuando se planteen actuaciones políticas relativas a la masificación turística de destinos, la intensidad en cada uno de los distritos o barrios será un aspecto clave a tener en cuenta y, por ende, un eje central dichas decisiones.

Este ha sido un primer ejemplo de la utilidad del Big Data en cuestiones relativas a la oferta turística. No obstante y, como se ha mencionado anteriormente, es posible relacionar esta distribución espacial por distritos con otras variables, obteniendo resultados llamativos.

En la tabla 1 podemos apreciar el contraste de hipótesis que plantea la prueba de U Mann-Whitney. Como se mencionaba en el apartado relativo a la metodología, se han escogido dos umbrales distintos a través de los cuales medir la presencia de esta oferta turística: el 3% y el 5% del total de viviendas disponibles en el distrito anunciadas como alquileres turísticos en plataformas. Como se evidencia, la información que se puede obtener con este tipo de análisis es de suma importancia para la política turística. En primer lugar, contrastando los grupos con más y con menos viviendas ofertadas en Airbnb con respecto al porcentaje determinado, se evidencia que los precios de alquiler han evolucionado de manera distinta entre estos dos grupos. Por tanto, se puede afirmar que la presencia de este tipo de oferta turística afecta a los precios de alquiler de vivienda habitual.

En segundo lugar, se observa que hay diferencias en la renta mediana de los hogares del distrito. Aunque no podemos atribuir la totalidad de este efecto a la existencia de Airbnb, sí es interesante comprender cómo estas unidades proliferan atendiendo a un esquema que tiene en cuenta la renta. Por último, también se evidencian diferencias entre los dos grupos en un aspecto que tiene mucho que ver con los procesos de gentrificación de los que tanto se ha hablado: la movilidad intramunicipal de habitantes. Esta variable mide aquellos cambios de domicilio que implican un cambio de distrito del habitante, pero no de ciudad. Con esta medición tratamos de captar a aquellas personas que se desean seguir viviendo en su ciudad pero, por diversos motivos, se cambian de zona. El interés último al contemplar este análisis es observar si existe un efecto de expulsión de población en aquellos distritos con mayor porcentaje de unidades alojativas en Airbnb. De mo-

mento, tras este análisis, no podemos afirmar que haya más, pero sí que los movimientos de aquellos distritos que superan el porcentaje establecido en cada caso presentan diferencias significativas con aquellos que se encuentran por debajo de este.

CONCLUSIONES

El principal resultado mostrado en el apartado anterior es la existencia de diferencias significativas entre el comportamiento de todas las variables explicativas del modelo y la pertenencia al grupo de distritos que se encuentran por encima o por debajo del porcentaje de viviendas ofertadas en Airbnb. Así, el aumento del precio de alquiler de la vivienda, la renta media de los hogares y sus ratios de movilidad intramunicipal están estadísticamente relacionados, no sabemos aún con qué signo, con la probabilidad de sufrir una situación de *overtourism*.

Algunos autores llevan tiempo hablando de un proceso de gentrificación que va más allá del aumento del precio de la vivienda, expulsando a la población de sus barrios (Opillard, 2016; Vives-Miró y Rullán, 2017; Alcalde-García *et al.*, 2018). Aunque esto necesita un estudio más detallado, es cierto que la significación estadística de la variable de movilidad intramunicipal para el año 2021 empieza a aportar datos preocupantes en este sentido.

Podemos concluir que hay varias características asociadas al proceso de gentrificación por *overtourism* que son visibles y medibles en estos distritos: el aumento de los precios de los alquileres, la diferencia en los patrones de movilidad intramunicipal o las diferencias en la renta mediana de los hogares. Si tomamos como base un estudio publicado anteriormente (Such-Devesa *et al.*, 2021), observamos cambios importantes. Ese estudio, que trabajaba con datos de 2018 para las ciudades de Madrid y Barcelona concluyó que el efecto del *overtourism* en estas ciudades estaba, hasta ese momento, puramente relacionado con los precios inmobiliarios. En 2021 y con este nuevo conjunto de datos, podemos intuir que este proceso ha dado un paso hacia delante.

Este artículo contribuye a la investigación actual sobre el *overtourism* de varias maneras. En primer lugar, el uso de *big data* es clave para poder desagregar los resultados en niveles de información más detallados. Los próximos pasos en esta línea de investigación incluyen la ampliación de la muestra al detalle de los barrios, tratando de encontrar diferentes fases de implantación del fenómeno del *overtourism*. Una vez conseguido esto, será más fácil determinar un umbral más o menos ajustado a la zona, basado en el estudio de sus ciudades y barrios.

REFERENCIAS

Alcalde-García, J., Guitart-Casalderey, N., Pitarch-March, A., Vallvé-Fernández, O. (2018). De la turismofobia a la con-

vivencia turística: el caso de Barcelona. Análisis comparativo con Ámsterdam y Berlín. *ITEA*, 8(2):25-34

Chon, K.-S., & Olsen, M. D. (1990). Applying the strategic management process in the management of tourism organizations. *Tourism Management*, 11(3), 206-213. [https://doi.org/10.1016/0261-5177\(90\)90043-9](https://doi.org/10.1016/0261-5177(90)90043-9)

Dodds, R. and Butler, R. (2019). The phenomena of *overtourism*: a review. *International Journal of Tourism Cities*, Vol. 5 No. 4, pp. 519-528. <https://doi.org/10.1108/IJTC-06-2019-0090>

Francis, J. *Overtourism*. (2019). What is It and How Can We Avoid It? Disponible online: www.responsibletravel.com/copy/what-is-overtourism.

Harril, R. (2004). Residents' Attitudes toward Tourism Development: A Literature Review with Implications for Tourism Planning. <https://doi.org/10.1177/0885412203260306>

Hashem, I. A. T., Yaqoob, I., Anuar, N. B., Mokhtar, S., Gani, A., & Ullah Khan, S. (2015). The rise of «big data» on cloud computing: Review and open research issues. *Information Systems*, 47, 98-115. <https://doi.org/10.1016/j.is.2014.07.006>

Jørgensen, M., & Mckercher, B. (2019). Sustainability and integration – the principal challenges to tourism and tourism research. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 36. <https://doi.org/10.1080/10548408.2019.1657054>

Kambatta, K., Kollias, G., Kumar, V., & Grama, A. (2014). Trends in big data analytics. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, 74(7), 2561-2573. <https://doi.org/10.1016/j.jpdc.2014.01.003>

Li, J., Xu, L., Tang, L., Wang, S., & Li, L. (2018). Big data in tourism research: A literature review. *Tourism Management*, 68, 301-323. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2018.03.009>

Milano, C., Cheer, J. M., & Novelli, M. (Eds.). (2019). *Overtourism: Excesses, discontents and measures in travel and tourism*. CABI.

Muler Gonzalez, V., Coromina, L., & Galí, N. (2018). *Overtourism: Residents' perceptions of tourism impact as an indicator of resident social carrying capacity - case study of a Spanish heritage town*. *Tourism Review*, 73(3), 277-296. <https://doi.org/10.1108/TR-08-2017-0138>

OMT. Centre of Expertise Leisure, Tourism & Hospitality; NHTV Breda University of Applied Sciences & NHL Stenden University of Applied Sciences (2018). 'Overtourism'? Understanding and Managing Urban Tourism Growth beyond Perceptions. Executive Summary. UNWTO, Madrid.

Opillard, F. (2016). From San Francisco's 'Tech Boom 2.0' to Valparaíso's UNESCO World Heritage Site: resistance to tourism gentrification in a comparative political perspective. In: Colomb C and Novy J (eds), *Protest and Resistance in the Tourist City*, London: Routledge, pp. 129-151.

Park, S., Xu, Y., Jiang, L., Chen, Z., & Huang, S. (2020). Spatial structures of tourism destinations: A trajectory data mining approach leveraging mobile big data. *Annals of Tourism Research*, 84, 102973. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2020.102973>

Peeters, P., Gössling, S., Klijs, J., Milano, C., Novelli, M., Dijkmans, C., Eijgelaar, E., Hartman, S., Heslinga, J., Isaac, R., Mitas, O., Moretti, S., Nawijn, J., Papp, B., & Postma, A. (2018). Research for TRAN Committee—Overtourism: Impact and possible policy responses. 260.

Perles Ribes, José & Ramón-Rodríguez, Ana & Moreno-Izquierdo, Luis & Such-Devesa, María. (2020a). *Tourism com-*

petitiveness and the well-being of residents: a debate on registered and non-registered accommodation establishments. *European Journal of Tourism Research*. 24. <https://doi.org/10.54055/ejtr.v24i.408>

Perles-Ribes, J., Ramón-Rodríguez, A. B., Such-Devesa, M. J., & Moreno-Izquierdo, L. (2020b). Machine learning techniques as a tool for predicting overtourism: The case of Spain. <https://doi.org/10.1002/jtr.2383>

Ruhanen, L. (2007). Strategic planning for local tourism destinations: An analysis of tourism plans. *Tourism and Hospitality Planning & Development*: Vol 1, No 3. <http://dx.doi.org/10.1080/1479053042000314502>

Salas-Olmedo, Moya-Gómez, García-Palomares, & Gutiérrez. (2018). Tourists' digital footprint in cities: Comparing Big Data sources. *Tourism Management*. Vol. 66, pp. 13-25. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2017.11.001>.

Shoval, N. & Ahas. (2016). The use of tracking technologies in tourism research: The first decade. *Tourism Geographies*: Vol 18, No 5. <https://doi.org/10.1080/14616688.2016.1214977>

Such-Devesa, M. J., Ramón-Rodríguez, A., Aranda-Cuéllar, P., & Cabrera, A. (2021). Airbnb and Overtourism: An Approach to a Social Sustainable Model Using Big Data. In *Strategies in Sustainable Tourism, Economic Growth and Clean Energy* (pp. 211-233). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-59675-0_12

Świąder, M. (2018). The implementation of the concept of environmental carrying capacity into spatial management of cities: A review. *Management of Environmental Quality: An International Journal*, 29(6), 1059-1074. <https://doi.org/10.1108/MEQ-03-2018-0049>

Vives-Miró, S., & Rullan, O. (2020). ¿Desposesión de vivienda por turistización? Revalorización y desplazamientos en el Centro Histórico de Palma (Mallorca). *Revista De Geografía Norte Grande*, (67), 53-71. <https://doi.org/10.4067/S0718-34022017000200004>

Xiang, Schwartz, Gerdes, & Uysala. (2015). What can big data and text analytics tell us about hotel guest experience and satisfaction? *International Journal of Hospitality Management*, vol. 44, pp. 120-130. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2014.10.013>

Yang, X., Pan, B., Evans, J. A., & Lv, B. (2015). Forecasting Chinese tourist volume with search engine data. *Tourism Management*, 46(C), 386-397. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2014.07.019>

Zheng, X., QianZhou, D., YuFeng, M., & WeiGuo, F. (2017). A comparative analysis of major online review platforms: Implications for social media analytics in hospitality and tourism. *Tourism Management*, 58, 51-65. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2016.10.001>