

Análisis del desarrollo de las ciudades de 15 minutos en Andalucía a partir de datos de Twitter y OpenStreetMap

Analysis of the development of 15-minute cities in Andalusia using Twitter and OpenStreetMap data

Joaquín Osorio-Arjona

joaosoarj@geo.uned.es  0000-0002-0102-8756

Departamento de Geografía, Facultad de Geografía e Historia, C/ Senda del Rey, 7, 4^a planta, despacho 426,
Universidad Nacional de Educación a distancia (UNED). Moncloa - Aravaca, 28040 Madrid, España.

INFO ARTÍCULO

Recibido: 01-10-2024

Revisado: 31-01-2025

Aceptado: 09-02-2025

PALABRAS CLAVE

Ciudad de 15 minutos

Big Data

Tipos de infraestructuras

Isócronas residenciales

Regresión Geográficamente

Ponderada

KEYWORDS

15-minute city

Big Data

Infrastructure types

Residential isochrones

Geographically Weighted

Regression

RESUMEN

Recientemente, el concepto de ciudad de 15 minutos ha cobrado relevancia en los modelos de planificación urbana. Esta investigación aprovecha el potencial de fuentes de Big Data para observar la distribución espacial de posibles lugares de residencia y de infraestructuras a escala regional en Andalucía. Para ello se estiman lugares de residencia a partir de los datos de *Twitter* y, tomándolos éstos como puntos de origen se calculan isócronas que recogen el número de equipamientos obtenidos de *OpenStreetMap*, siendo accesibles a un tiempo de 15 minutos caminando. A continuación, se desarrollan dos modelos de regresión con los que cartografiar áreas de Andalucía que cumplen con criterios aplicados a la ciudad de los 15 minutos. Los resultados de estos modelos son comparados teniendo en cuenta las diferentes categorías de servicios. Estos resultados muestran que los barrios periféricos, las ciudades dormitorio de las principales aglomeraciones urbanas, y las ciudades medianas del interior del Valle del Guadalquivir presentan los mejores resultados mientras que los cascos históricos de las grandes ciudades y la costa atlántica muestran mayores problemas de accesibilidad a equipamientos.

ABSTRACT

Recently, the concept of the 15-minute city has gained relevance in urban planning models. This research takes advantage of the potential of Big Data sources to observe the spatial distribution of possible places of residence and infrastructure on a regional scale in Andalusia. For that, places of residence are estimated from Twitter data and taking them as points of origin, isochrones that collect the number of facilities obtained from OpenStreetMap and accessible within a 15-minute walk are calculated. Next, two regression models are developed to map areas of Andalusia that meet the criteria applied to the 15-minute city. The results of these models are compared taking into account the different categories of services. The results show that the peripheral neighborhoods, the dormitory cities of the main urban agglomerations, and the medium-sized cities in the interior of the Guadalquivir Valley present the best results, while the historic centers of the large cities and the Atlantic coast show greater accessibility problems.



1. INTRODUCCIÓN

Los desarrollos tecnológicos en los últimos dos siglos han condicionado el modo en el que las ciudades han sido diseñadas (Allam *et al.*, 2022; Balletto *et al.*, 2021). Uno de los aspectos más negativos del urbanismo contemporáneo es la implantación de modelos de movilidad urbana que priorizan los desplazamientos en vehículos privados. Este modelo obsoleto ha convertido a las ciudades en emisoras de más del 60% de las emisiones de gases de efecto invernadero del planeta (Allam *et al.*, 2022; Caselli *et al.*, 2022; Gaxiola-Beltrán *et al.*, 2021).

En el año 2020, la pandemia mundial provocada por el virus COVID-19 paralizó la actividad cotidiana en las ciudades durante varios meses. La idea de trabajar, socializar y comprar en el entorno en el que vive la gente ha ganado popularidad debido a las limitaciones de movilidad experimentadas durante la pandemia. (Allam *et al.*, 2022). Basándose en esta experiencia, muchas ciudades empezaron a adoptar mecanismos de planificación urbana centrados en la prestación de servicios básicos cerca de los domicilios de las personas, de modo que sean fácilmente accesibles a pie (Guzmán *et al.*, 2021; Moreno *et al.*, 2021; Nieuwenhuijsen, 2021). En otras palabras, se ha vuelto a poner el acento en la “vida de barrio”, una forma tradicional de habitar la ciudad basada en la micromovilidad que aún pervive en muchos pueblos y ciudades de tamaño medio, pero que se ha perdido en las grandes ciudades y áreas metropolitanas (Kissfazekas, 2022; Pozoukidou & Chatziyiannaki, 2021).

En este contexto, el marco conceptual de la ciudad de 15 minutos ha comenzado a establecerse como referencia para el desarrollo de la planificación y la gestión urbana en ciudades de todo el mundo. Este paradigma se basa en la idea central de permitir el acceso de los ciudadanos a todos los servicios básicos a una distancia máxima de 15 minutos a pie, en seis funciones urbanas esenciales: vivienda, trabajo, comercio, sanidad, educación y ocio (Moreno *et al.*, 2021; Moreno *et al.*, 2023). Este concepto de ciudad de proximidad, además de proporcionar formas de vida comunitaria más equilibradas e integradoras, tiene importantes efectos en la reducción de las emisiones contaminantes gracias a la disminución del tráfico rodado y de las necesidades de desplazamiento, sustituidas por trayectos más cortos realizados a pie o en bicicleta (Allam *et al.*, 2022). Para lograrlo, el modelo de ciudad de 15 minutos se basa en cuatro dimensiones operativas básicas: proximidad a los recursos, densidad que permite a la población vivir cómodamente con el apoyo de los recursos disponibles, diversidad de usos del suelo y digitalización de la sociedad. (Moreno *et al.*, 2021).

En esta última dimensión, el marco de la ciudad de 15 minutos establece vínculos significativos con el paradigma de la ciudad inteligente, un concepto sustentado en las tecnologías de la información y la comunicación (TIC) como nuevas fuentes que permiten recopilar y procesar grandes volúmenes de datos casi en tiempo real (Moreno *et al.*, 2021). Aunque la pandemia provocada por el COVID-19 ha acelerado la transformación digital de la sociedad urbana, este proceso ya estaba en marcha desde hace una década (Allam *et al.*, 2022). Los datos se han convertido en el recurso clave de la cuarta revolución industrial, hasta el punto de que la recogida, almacenamiento, análisis e interpretación de la información procedente de un número creciente de sensores y dispositivos telemáticos se ha convertido en un activo fundamental para la planificación y gestión de las infraestructuras, instalaciones y servicios urbanos (Gutiérrez, 2018; Osorio-Arjona & García-Palomares, 2017).

Una de estas nuevas fuentes de datos son las redes sociales, plataformas de comunicación que generan cantidades masivas de datos y pueden proporcionar a científicos y urbanistas valiosa información sobre los patrones de movilidad, distribución o comportamiento de la población en el territorio a diferentes escalas. Una de las redes sociales más destacadas es *Twitter* (renombrada recientemente como *X*), una aplicación que permite publicar mensajes de texto u otros contenidos multimedia. Una de sus características es la posibilidad de geolocalizar los tweets a partir de la ubicación GPS de los teléfonos móviles. *Twitter* descarga sus datos geolocalizados en forma de punto, lo que facilita integrar grandes muestras de datos en un Sistema de Información Geográfica para su tratamiento (Blanford *et al.*, 2015; Gutiérrez, 2018; Lansley & Longley, 2016). Los datos de *Twitter* presentan ventajas en estudios urbanos respecto a fuentes de datos como el registro de edificios del Instituto Nacional de Estadística. Éstos presentan un alto detalle espacial y temporal de los datos que permiten el análisis a diferentes escalas o la posibilidad de descargar grandes volúmenes



de tweets a tiempo real, facilitando la obtención de resultados actualizados, en contraste con las fuentes de datos oficiales que pueden tardar años en actualizar y publicar sus resultados (Osorio-Arjona & García-Palomares, 2020).

Otra fuente de datos que ha surgido en la última década es *OpenStreetMap*. Esta plataforma consiste en datos gratuitos, abiertos y accesibles sobre localizaciones, infraestructuras, servicios y otra información geográfica capturada con dispositivos móviles, ortofotografías y otras fuentes de datos. Se trata de un proyecto cartográfico colaborativo en el que los propios ciudadanos voluntarios capturan, cargan, almacenan y editan información geográfica con el objetivo de proporcionar información accesible y actualizada que pueda ser utilizada libremente por cualquiera (Bégin *et al.*, 2018; Machado & Camboim, 2019).

Partiendo de estos antecedentes, esta investigación tiene dos objetivos principales. El primero consiste en analizar el grado de implantación del concepto de las ciudades de 15 minutos en Andalucía, considerando la diversidad que existe en el territorio de esta comunidad autónoma debido a la variedad en el número de habitantes, el dominio físico donde se ubican las ciudades y el nivel socioeconómico de la población. Dentro de esta casuística, se prestará atención a las cuatro principales ciudades de la región (Sevilla, Málaga, Córdoba y Granada). El segundo objetivo estudia la fiabilidad de las nuevas fuentes de datos basadas en las TIC, como *Twitter* y *OpenStreetMap*, para la obtención de conocimiento relacionado con la propuesta de la ciudad de 15 minutos.

Aunque hay datos abiertos de infraestructuras como centros de salud, escuelas o servicios públicos en el portal de Datos Espaciales de Referencia de Andalucía (DERA), no hay disponibles datos abiertos de tiendas, pequeños comercios o bares, encontrándose limitados los datos georreferenciados del Directorio de Empresas y Establecimientos con Actividad Económica en Andalucía a establecimientos con más de 50 empleos. En este sentido, los datos de *OpenStreetMap* cobran interés debido a que, al ser generados por cualquier ciudadano, pueden aportar esos datos de pequeños establecimientos que los portales abiertos todavía no ofrecen.

En comparación con trabajos previos sobre la implantación de la ciudad de 15 minutos en el territorio, este trabajo presenta tres originalidades: el uso de fuentes de datos accesibles y gratuitas basadas en Big Data como fuente alternativa a los datos catastrales habitualmente utilizados en este tipo de estudios, el análisis a escala regional frente a la escala urbana en la que habitualmente se trabaja, y el diseño de un modelo de regresión que tiene en cuenta el componente espacial de los datos.

Este artículo se estructura en seis apartados. Tras esta introducción, el apartado 2 repasa las investigaciones previas realizadas en el marco de la ciudad de 15 minutos. El apartado 3 define el área de estudio, mientras que el apartado 4 presenta los datos utilizados. El apartado 5 define la metodología utilizada en la investigación. Por último, en el apartado 6 se analizan los resultados obtenidos, y en 7 se extraen una serie de conclusiones y limitaciones a tener en cuenta a partir de la discusión de los resultados.

2. ESTADO DEL ARTE

Desde la década de los 90, los planificadores urbanos han discutido sobre el diseño de ciudades centrado en el principio teórico de planteamiento urbano, en el análisis de la proximidad y en la movilidad del transporte no motorizado. El modelo de la ciudad de 15 minutos es un concepto reciente fundamentado en este principio teórico, descrito en la literatura desde el año 2016 (Allam *et al.*, 2022). Fue propuesto por Carlos Moreno en el 2020 para su implementación en París (Francia) bajo el eslogan *la ville du quart d'heure* (Moreno *et al.*, 2023). En los últimos años, ha habido una cantidad significativa de investigaciones relacionadas con este nuevo concepto para el desarrollo de políticas urbanas. Aunque la mayoría de estos trabajos son de carácter teórico y conceptual, también existen investigaciones que tratan de establecer una metodología para analizar la implantación de la ciudad de 15 minutos en las ciudades objeto de estudio.

En este sentido, Weng *et al.* (2019) diseñaron un método para la medida y construcción de barrios de 15 minutos en Shanghai (China). Ellos utilizaron datos de la red viaria de Shanghái, los puntos de interés de la ciudad proporcionados por el gobierno local y datos demográficos del censo de población, con los que



realizaron una autocorrelación espacial entre la proporción de la población de la zona y el valor de transitabilidad a pie para detectar patrones espaciales. Además, efectuaron una regresión espacial siguiendo el modelo de desfase espacial para analizar las desigualdades sociales en la ciudad en función del distinto grado de implantación del concepto de ciudad de 15 minutos. Los resultados mostraron una mayor transitabilidad a pie en las zonas centrales de la ciudad, con una mayor concentración de población adulta. Por el contrario, las zonas con menor transitabilidad a pie se caracterizaban por una población flotante. Da Silva *et al.* (2020) estudiaron la implementación de un modelo de 20 minutos en Tempe, Arizona (EEUU). En este trabajo, se estimó la población de la ciudad a partir de datos de parcelas residenciales y se analizó la movilidad a una selección de puntos de interés utilizando la red de transporte de la ciudad. Como resultado, se cartografiaron los puntos de interés accesibles a menos de 20 minutos de la población mediante distintos modos de transporte (peatonal, bicicleta y transporte público), lo que demostró que la ciudad tiene un alto grado de accesibilidad mediante múltiples modos de transporte distintos del automóvil.

Hay varios estudios realizados en Italia. Balletto *et al.* (2021) clasificaron las infraestructuras de Cagliari y crearon isócronas de 15 minutos a pie hasta tres puntos relacionados con espacios públicos. Utilizando el método de clasificación del índice de Simpson, analizaron la diversidad de los puntos de interés identificados y situados en las áreas de servicio de los tres lugares seleccionados. Gaglione *et al.* (2021) centraron su estudio en Nápoles, creando áreas de servicio alrededor de los edificios residenciales y realizando un análisis de proximidad para visualizar las infraestructuras y servicios situados dentro de isócronas de 15 minutos, relacionándolos con la densidad de población de la zona. Estos autores continuaron este trabajo (Gaglione *et al.*, 2022) comparando los resultados obtenidos en Nápoles con la situación observada en Londres (Reino Unido). Los resultados mostraron una accesibilidad poco desarrollada en la periferia de Nápoles, considerada como una zona urbana espacialmente degradada con altos índices de marginación social. Por el contrario, los suburbios londinenses pueden definirse como barrios autosuficientes y funcionales, donde la población puede acceder fácilmente a los servicios a pie o en bicicleta.

Abdelfattah *et al.* (2022) estudiaron la situación en Milán utilizando datos del portal abierto del ayuntamiento y otras fuentes de datos. Para ello cartografiaron la distribución de la población tanto en su lugar de residencia como en su lugar de trabajo, la densidad y variedad de servicios básicos cotidianos, y utilizaron la plataforma *Walk Score* para cartografiar el nivel de transitabilidad a pie de la ciudad. A partir de esta cartografía elaboraron un modelo para mostrar en un mapa final el grado de implantación actual del concepto de la ciudad de 15 minutos. El mapa mostró que, aunque la ciudad tiene un alto potencial para aplicar políticas relacionadas con este marco, actualmente carece de espacios peatonales para explotar este potencial. Borhetti *et al.* (2021) analizaron la conexión entre las estaciones ferroviarias de la región de Lombardía y el concepto de ciudad de 15 minutos utilizando un modelo de *Index Station* que identificó la integración de la estación en el territorio a partir de una serie de indicadores definidos por el tipo de servicio que se encuentra en la ciudad.

En América Latina, Guzman *et al.* (2021) desarrollaron una cartografía de establecimientos comerciales en Bogotá (Colombia) para analizar la implantación de la ciudad de 15 minutos a partir de un análisis de curvas de distribución de establecimientos por proximidad según el nivel socioeconómico de las parcelas de residencia. Los resultados mostraron desigualdades en el acceso a los servicios de proximidad entre grupos socioeconómicos, especialmente en los barrios más densamente poblados que, a su vez, tienen un nivel socioeconómico más bajo. Gaxiola-Beltrán *et al.* (2021) analizaron en Monterrey (México) el grado de accesibilidad a diferentes destinos de la ciudad tanto caminando como en bicicleta. Los resultados mostraron que no solo es necesario reestructurar los modos de transporte sino también la mezcla de usos del suelo y la descentralización de los servicios.

Los estudios realizados hasta la fecha en España se han centrado en la ciudad de Barcelona. Graells-Garrido *et al.* (2021) utilizaron datos del ayuntamiento para calcular el número medio de instalaciones accesibles por barrio y un coeficiente de accesibilidad. Además, utilizaron datos de telefonía móvil de junio de 2018 para obtener flujos de movilidad origen-destino entre los distintos barrios, estableciendo un modelo de gravedad para obtener patrones generales de movilidad, así como una regresión geográficamente ponderada del modelo para visualizar patrones de movilidad locales. Los resultados mostraron una mayor



movilidad hacia zonas de la ciudad con mejor acceso a servicios educativos y de compra de alimentos. Ferrer-Ortiz *et al.* (2022) exploraron el panorama en Barcelona utilizando una serie de indicadores que representan funciones sociales urbanas clave. Para ello, utilizaron la red viaria municipal y los datos catastrales de parcelas de la ciudad y elaboraron una serie de mapas parciales que mostraban la distribución espacial del número de establecimientos de cada categoría, para después elaborar un mapa sintético final que reflejaba el grado de integración del modelo de ciudad de 15 minutos en toda la ciudad. Los autores han demostrado que Barcelona cumple los requisitos propugnados por este modelo, aunque existen algunas dificultades en las zonas periféricas de reciente construcción.

Casi ninguno de estos estudios ha analizado la implementación del concepto de ciudad de 15 minutos utilizando nuevas fuentes de datos basadas en Big Data. Entre los trabajos encontrados, cabe destacar el de Graells-Garrido *et al.* (2021), donde emplearon datos de telefonía móvil para observar la movilidad en Barcelona, aunque no utilizaron estos datos para calcular la accesibilidad a los diferentes infraestructuras de la ciudad. Otro estudio que sí utilizó Big Data en mayor profundidad es el de Yoshimura *et al.* (2022), quienes analizaron la influencia de la peatonalización del espacio urbano en el rendimiento de los comercios de 14 ciudades españolas utilizando datos de tarjetas bancarias y de usos del suelo de *OpenStreetMap*. Sin embargo, este trabajo no empleó el marco analítico de las ciudades de 15 minutos en estas áreas de estudio.

En lugar de analizar el grado de penetración de la ciudad de 15 minutos en una sola ciudad, esta investigación pretende estudiar su idoneidad actual para un conjunto diverso de ciudades de una región de forma simultánea, como es el caso de Andalucía. El único trabajo conocido que utiliza una escala regional es el de Borghetti *et al.* (2021) en la Lombardía, centrándose en el estudio de las estaciones de tren de la región como centros regionales.

3. AREA DE ESTUDIO Y DATOS

Andalucía es la comunidad autónoma más poblada de España, con una población de 8.628.026 habitantes en 2024 según el Padrón Municipal. Andalucía cuenta con un sistema de ciudades secular, bien articulado que se extiende por los distintos dominios y áreas geográficas de la región, pero que es especialmente denso y complejo en la franja costera, el valle del Guadalquivir y en determinadas campiñas y depresiones del interior de la región. Como resultado, Andalucía tiene un alto nivel de urbanización, con aproximadamente 30 ciudades de más de 50.000 habitantes. Las ciudades con mayor población son Sevilla y Málaga, con más de 500.000 habitantes. Le siguen Córdoba y Granada, con más de 200.000 habitantes.

En este estudio se ha trabajado a nivel de celdas espaciales de población descargadas del Instituto Nacional de Estadística (INE). Estos polígonos vectoriales se han creado de forma que cada celda tenga una población comprendida entre un mínimo de 5.000 y un máximo de 50.000 habitantes, de modo que se pueda analizar homogéneamente todo el territorio, facilitando el análisis y la comparación de resultados de un modo uniforme en toda el área de estudio. De esta forma, las ciudades con mayor número de habitantes se dividen en distritos o barrios. Andalucía cuenta con un total de 565 celdas de población de las cuales 38 conforman la ciudad de Sevilla, 27 Córdoba, 20 Málaga, y 7 Granada.

La base de datos inicial utilizada para este trabajo contiene un total de 2.887.925 tweets geolocalizados en Andalucía, producidos por 196.417 usuarios. Estos tweets fueron descargados desde la API de *Twitter* mediante un script de *Python* que utilizó la librería *twarc* para seleccionar y almacenar solamente los registros localizados dentro de la comunidad autónoma durante un periodo de 5 años (desde el 1 de enero de 2016 hasta el 31 de diciembre de 2020). Cada tweet tiene los siguientes campos de información: un número identificador del usuario que publicó el mensaje (ID), coordenadas de latitud y longitud, fecha y hora.

Los tweets descargados se enriquecieron mediante una operación de unión espacial con información espacial de la capa de celdas de población descargada del INE. Esta información se ha añadido para poder permitir la posterior identificación de cada área de Andalucía y facilitar el conteo de mensajes y usuarios según el lugar a partir de la asignación del nombre de la celda de población a cada tweet. También se han cruzado las localizaciones de los tweets con datos de usos del suelo del catastro para poder identificar



posibles lugares de residencia. Para ello, se han utilizado datos de los servicios de Cartografía Catastral INSPIRE, que contienen información de alto nivel espacial actualizada al año 2023. Esto permite asociar cada tweet con la actividad predominante en la parcela desde la que fue generado.

Los comercios, servicios e infraestructuras urbanas que se han utilizado para contextualizar el entorno urbano y comercial en este trabajo se han descargado de la capa de puntos de interés disponible en la base de datos *OpenStreetMap*. Los datos utilizados están actualizados a 20 de febrero de 2024 y contienen 111.876 puntos, que ya incluyen información sobre los principales usos y actividades que se desarrollan en cada una de las localizaciones (comercios, restaurantes, hoteles, etc.). Se han seleccionado los datos asociados a diez categorías básicas de actividad, obteniendo de este modo 41.375 puntos de interés. Estas categorías se basan en las identificadas por Abdelfattah *et al.* (2022) y Ferrer-Ortiz *et al.* (2022) tras un estudio exhaustivo de las categorías utilizadas por las investigaciones anteriores. Un aspecto clave de esta clasificación ha sido la singularización de las cadenas de supermercados como categoría específica y separada de las tiendas de alimentación y los pequeños comercios minoristas. Esta decisión responde a la importancia de los supermercados en la estructura comercial y de consumo de las ciudades, alineándose con enfoques recientes en la literatura sobre geografía urbana y planificación comercial. Las diez categorías utilizadas en esta investigación figuran en la tabla 1.

Tabla 1. Tipos de establecimientos utilizados en el presente trabajo.

Variables utilizadas	
1	Cadenas de supermercados.
2	Tiendas de alimentación (tiendas tradicionales de alimentación, panaderías, fruterías, carnicerías, pescaderías, etc.).
3	Otros comercios (kioscos, ferreterías, librerías, tiendas de informática, droguerías, tiendas de ropa, zapaterías, etc.).
4	Otros servicios (bancos, oficinas de correos, peluquerías, lavanderías, gimnasios, etc.).
5	Farmacias, centros de salud, hospitales, residencias de ancianos.
6	Escuelas, institutos, y guarderías.
7	Centros culturales (museos, bibliotecas, cines, centros cívicos, centros deportivos, etc.).
8	Bares y restaurantes (se han excluido los establecimientos asociados con cadenas de comida rápida).
9	Parques y espacios verdes.
10	Paradas de transporte público, aparcamientos de bicicletas y patinetes.

Fuente: elaboración propia.

38

4. METODOLOGÍA

El primer paso consistió en realizar un conteo del número de tweets publicados por cada usuario con el objetivo de eliminar las cuentas de usuarios que han publicado menos de 5 tweets, o de usuarios con más de 5.000 tweets (tabla 2), de forma que se eliminaron tanto los usuarios esporádicos como las cuentas bot (cuentas automatizadas para publicar un gran número de mensajes). A continuación, se seleccionaron los tweets publicados en horario de noche (de 21:00 a 8:00), y luego los tweets registrados en días laborables para estimar posibles lugares de residencia, bajo la hipótesis de que en los días laborables los usuarios de Twitter publican con mayor frecuencia mensajes desde sus hogares durante la noche. Los tweets se unieron espacialmente con la capa del catastro, con el fin de seleccionar los puntos situados en parcelas cuyo uso del suelo es residencial, de modo que se descartan tweets publicados en lugares de ocio o puestos de trabajo nocturno. Con estos tweets, se utilizó el número de identificación del usuario para seleccionar el lugar cuyas



coordenadas se repetían un mayor número de veces, estimando ese lugar como el punto de residencia potencial del usuario. Para eliminar incoherencias, se descartaron los usuarios con dos o más puntos con la misma frecuencia máxima. Como resultado, se estimaron 16.648 residencias (tabla 2).

A partir de estas 16.648 residencias, se calcularon las isócronas o áreas de influencia de las residencias obtenidas mediante la herramienta de análisis de áreas de servicio disponible en *ArcGIS Pro*, indicando en los parámetros que el modo de transporte es el desplazamiento a pie, el punto de origen es la residencia estimada, y el tiempo límite de desplazamiento es de 15 minutos. La red utilizada en esta herramienta es la red de carreteras y transportes de *ArcGIS Online*, la cual cuenta con información de los modos de transporte, el tráfico activo y la actividad pedestre de España.

Tabla 2. Proceso de filtrado de datos de *Twitter*.

Filtro	Tweets	Usuarios
Base de datos inicial	2.287.925	196.417
Eliminación de bots y usuarios esporádicos.	2.125.037	109.044
Selección de tweets publicados en días laborables.	1.398.652	92.903
Selección de tweets publicados en horario de noche.	422.638	56.158
Selección de tweets publicados en parcelas de catastro con uso residencial.	65.719	20.785
Selección del lugar potencial de residencia.	16.648	16.648

Fuente: elaboración propia.

Una vez calculadas las áreas de influencia, la capa resultante se unió espacialmente con los puntos de interés descargados en *OpenStreetMap*. Estos puntos ya estaban clasificados en las diez categorías comentadas en la tabla 1. Como resultado, se seleccionaron 35.162 puntos de interés localizados dentro de las 16.648 isócronas residenciales calculadas (figura 1). Se realizó una suma de valores estadísticos para obtener el número total de puntos de interés ubicados en cada isócrona usando el campo identificador de usuario, y se diseñó una tabla dinámica para clasificar estos puntos por su categoría de equipamiento. De este modo, se ha estimado el número de puntos de interés por cada categoría que están a una distancia de 15 minutos caminando para cada uno de los lugares de residencia.

La capa de áreas de influencia se unió espacialmente a la capa de celdas de población del INE, de forma que a cada una de las 565 celdas espaciales de Andalucía le fue agregada la información estimada en el paso anterior de cada isócrona. De esta forma, cada celda de población de la región, con un número aproximado de habitantes entre ellas, obtuvo un número determinado de comercios e infraestructuras por categoría ubicados a una distancia de 15 minutos caminando de un lugar de residencia estimado, y un número determinado de lugares de residencia asociados a usuarios de *Twitter*.

A continuación, se realizaron dos modelos de regresión por Mínimos Cuadrados Ordinarios (OLS) sobre estas 565 celdas de población. El primer modelo tomó como variable dependiente de cada celda el número de residencias de los usuarios de *Twitter* y como variables explicativas el número de establecimientos de *OpenStreetMap* divididos en los diez tipos de puntos de interés definidos en la tabla 1. Mientras, el segundo modelo tomó como variables explicativas ocho de las diez categorías de puntos de interés, descartando bares y restaurantes y paradas de transporte debido a su alto valor de desviación estándar. En ambos casos se ha buscado estudiar para cada celda la relación entre el número de lugares de residencia estimados y la distribución de los diferentes servicios e infraestructuras urbanos disponibles a una distancia de 15 minutos de los lugares de residencia. Se cartografiaron los valores residuales de estos modelos para evaluar las relaciones globales y el comportamiento de las variables elegidas, y así identificar las celdas de población más próximas a cumplir el criterio de ciudad de 15 minutos en función de la sobreestimación o subestimación de lugares de residencia o infraestructuras. Además, se realizó una autocorrelación espacial de Moran I para verificar la distribución de los datos y observar si los residuos formaban relaciones espaciales.

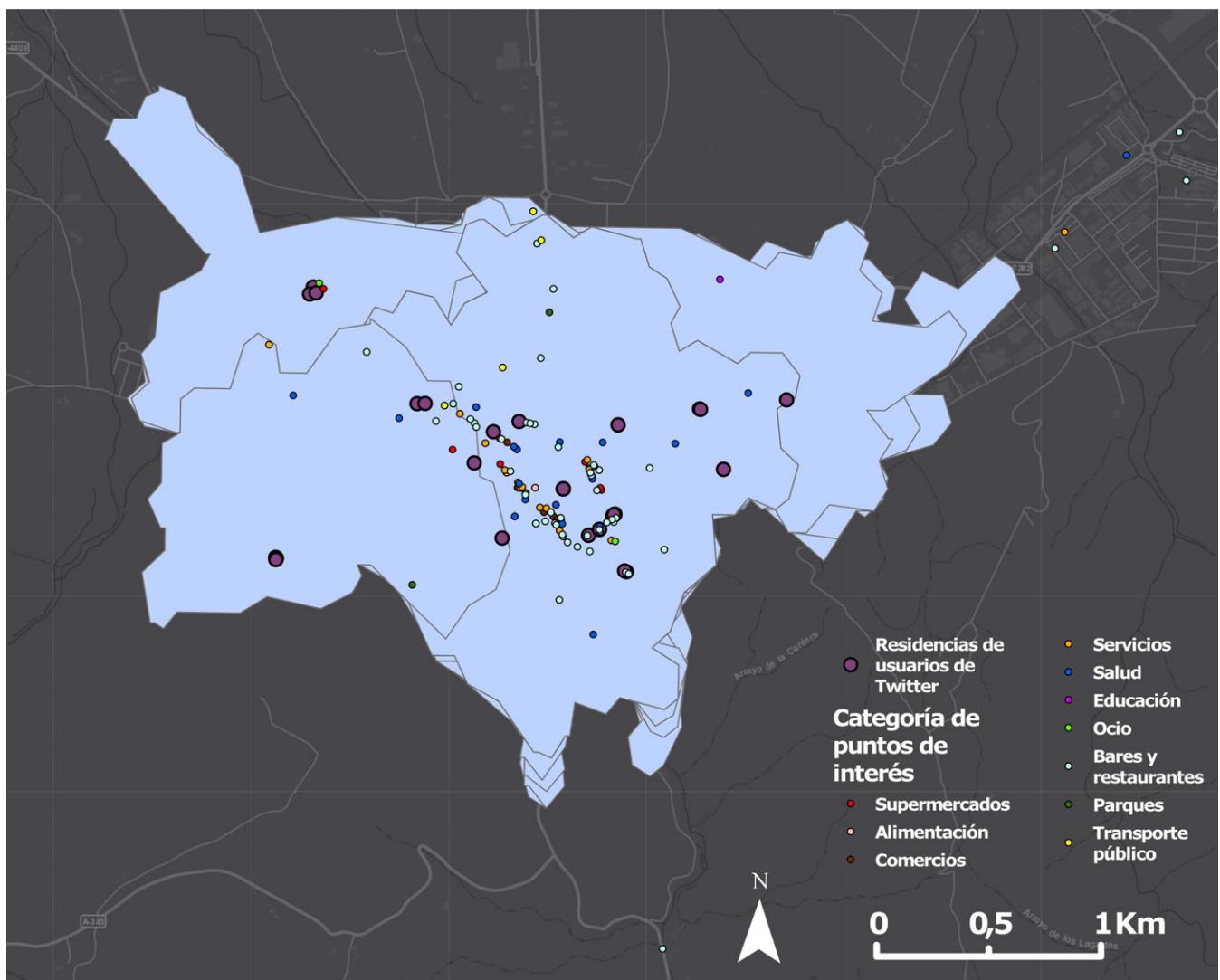


Figura 1. Ejemplo de puntos de interés descargados de *OpenStreetMap* asociados a las isócronas de residencias obtenidas en la ciudad de Antequera. Fuente: elaboración propia a partir de datos de *Twitter* y de *OpenStreetMap*.

Al observar que el segundo modelo mostraba una autocorrelación espacial fuerte, se realizó una regresión geográficamente ponderada (GWR) para buscar variaciones en las relaciones espaciales que el modelo OLS no pudo mostrar (Brunsdon *et al.*, 1996; LeSage, 1998). El modelo GWR obtiene coeficientes locales que revelan la influencia de estas variables en la proporción de la población de cada celda y suministra información sobre el grado de poder explicativo que tiene cada variable independiente (Cardozo *et al.*, 2012; Osorio-Arjona *et al.*, 2021). Este modelo puede ser definido con la siguiente fórmula:

$$y_i = \beta_0(u_i v_i) + \beta_1(u_i v_i) x_1 + \beta_2(u_i v_i) x_2 + \dots + \beta_n(u_i v_i) x_n + \varepsilon_i$$

donde y_i indica la variable dependiente, β_0 son los valores de interceptación en las coordenadas espaciales i de una celda espacial, u_i y v_i son los predictores que varían espacialmente, x_1, x_2, \dots, x_n son los valores de las variables independientes y ε_i es el error aleatorio (Fotheringham *et al.*, 2002).



5. RESULTADOS

5.1. Análisis exploratorio de la distribución espacial de las infraestructuras descargadas de OpenStreetMap y los lugares de residencia de los usuarios de Twitter

Los resultados exploratorios muestran que la principal categoría de infraestructuras descargadas de *OpenStreetMap* corresponde a bares y restaurantes. Este resultado puede explicarse por la “cultura de bar” existente en España en general y en Andalucía en particular, siendo los bares y restaurantes lugares comunes donde la gente se reúne diariamente tanto para comer como para establecer vínculos sociales. La otra categoría que destaca es el transporte público. Por el contrario, las categorías de educación, ocio y espacios verdes son las que cuentan con un menor número de puntos (figura 2).

La desviación estándar es alta en la mayoría de las variables, lo que indica que hay zonas con muchos equipamientos y otras con muy pocos. Destaca la elevada desviación estándar de los bares y restaurantes y el alto valor de las paradas de transporte público, reforzando la hipótesis de que los equipamientos de estas dos categorías están muy concentrados en ciertas áreas. En contraste, las categorías de educación y parques tienen medias bajas y poca variabilidad, lo que sugiere una oferta generalmente reducida en casi todas las zonas de Andalucía (tabla 3).

La cartografía muestra una mayor concentración de infraestructuras en las ciudades más pobladas de la comunidad autónoma, situadas en la costa (especialmente en las provincias de Málaga y Cádiz) y a lo largo del valle del Guadalquivir. En las cuatro mayores ciudades andaluzas, la mayor densidad de servicios e infraestructuras se ve en los cascos históricos (figura 3). Las infraestructuras relacionadas con el transporte público se concentran en las áreas metropolitanas y a lo largo de la costa mediterránea. Los bares y restaurantes están repartidos por toda la región, con una fuerte concentración en los cascos históricos de las grandes ciudades y a lo largo de la costa. Los supermercados están muy extendidos por toda Andalucía, mientras que los pequeños comercios minoristas se encuentran en los suburbios y en las ciudades dormitorio de las aglomeraciones urbanas, y en las ciudades pequeñas y medianas del interior de la comunidad autónoma (figura 4).

41

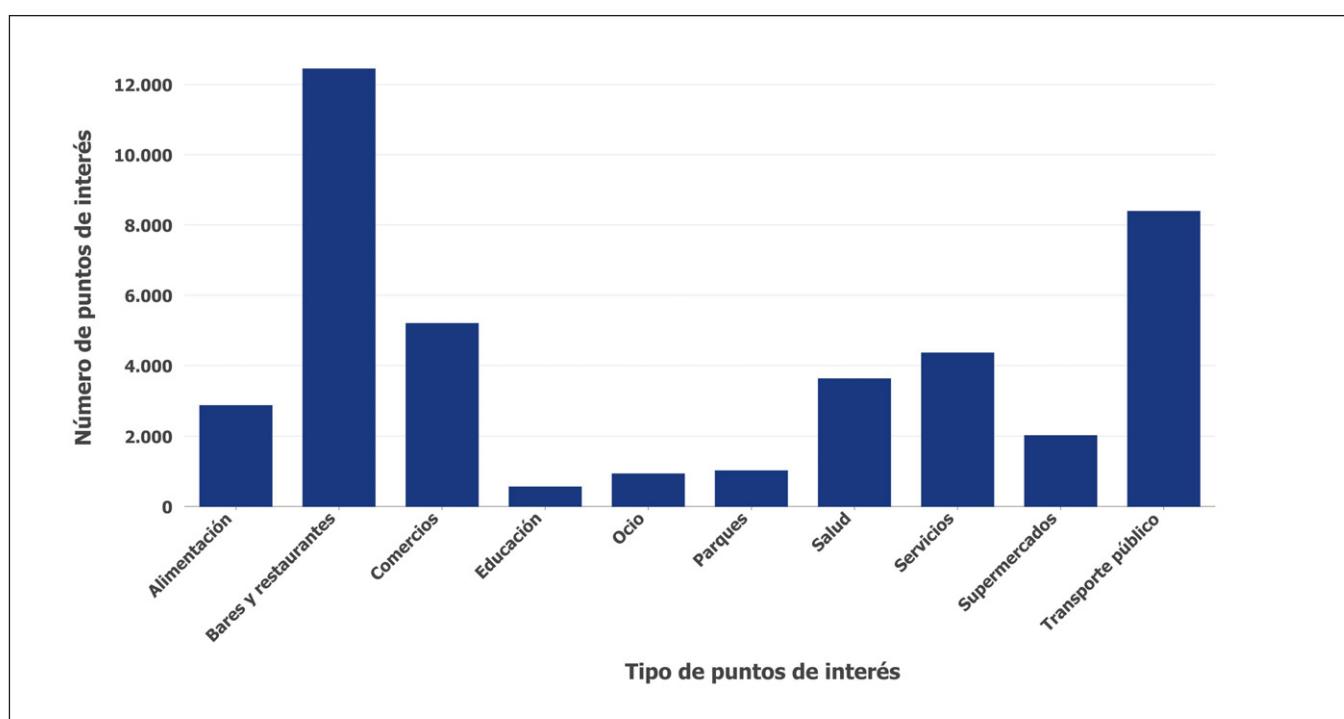


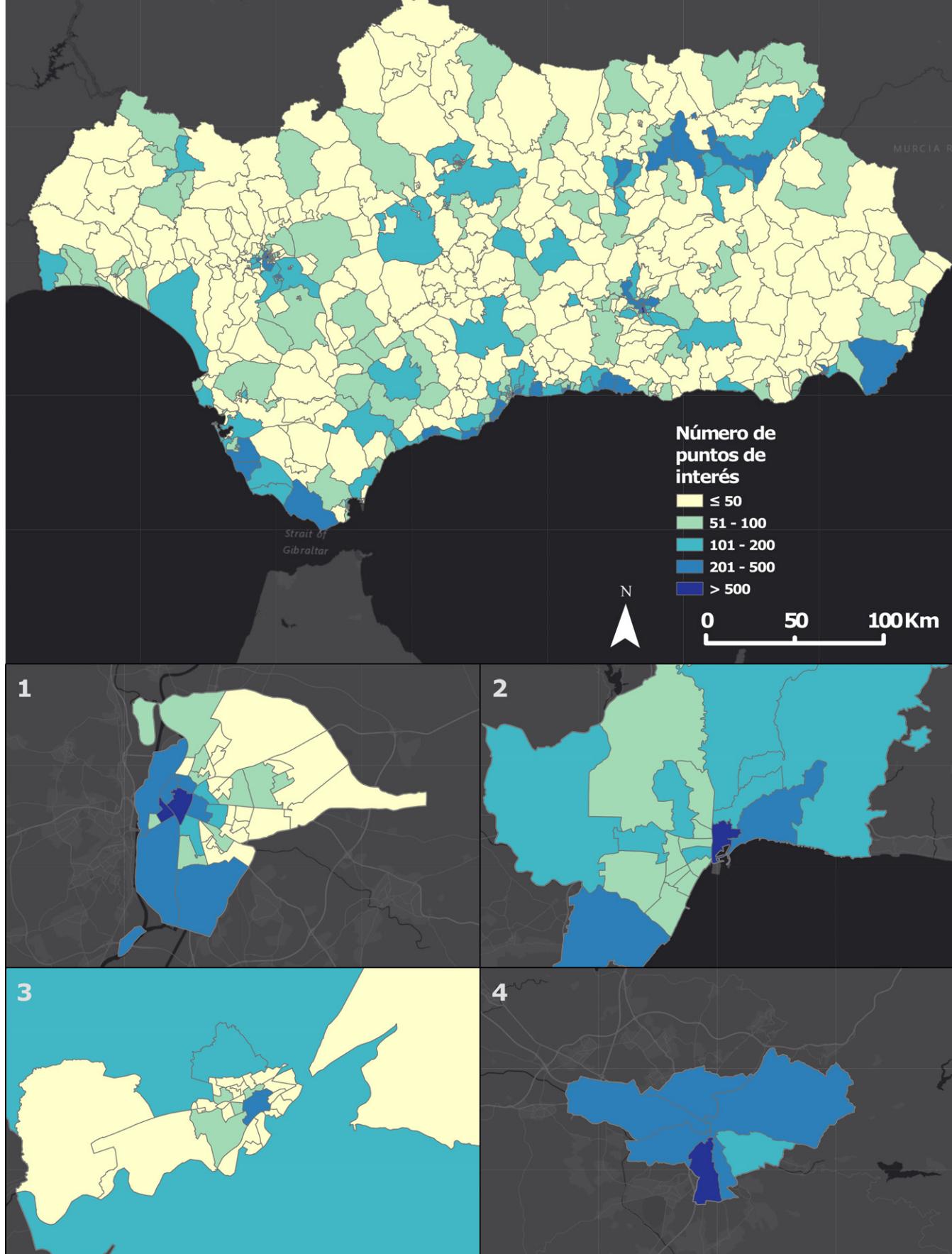
Figura 2. Número de infraestructuras de *OpenStreetMap* por categoría. Fuente: elaboración propia a partir de datos de *OpenStreetMap*.

**Tabla 3.** Parámetros de las categorías de los puntos de interés de *OpenStreetMap* por celda espacial.

Variable	Valor mínimo	Valor máximo	Media	Desviación estándar
Supermercados	0	23	3,56	3,95
Alimentación	0	67	5,08	8,44
Comercios	0	247	9,19	21,59
Servicios	0	91	7,70	11,31
Salud	0	67	6,40	7,74
Educación	0	11	0,97	1,62
Ocio	0	22	1,64	2,33
Bares y restaurantes	0	434	22,01	37,07
Parques	0	24	1,79	2,84
Transporte público	0	301	14,84	25,93

Fuente: elaboración propia.

Las residencias de la muestra de usuarios de *Twitter* se concentran principalmente en las ciudades más pobladas de Andalucía, a lo largo de la costa (excepto la costa de la provincia de Granada), y en menor medida a lo largo del Valle del Guadalquivir. En las cuatro principales ciudades de la comunidad autónoma, el mayor número de residencias detectadas corresponde de nuevo a los cascos históricos (figura 5). A grandes rasgos, la distribución de residencias de usuarios de *Twitter* se asemeja a la distribución de puntos de interés de *OpenStreetMap*, aunque con un mayor peso en la costa atlántica y un menor peso en el interior del Valle del Guadalquivir. Esta similitud puede deberse a que las zonas urbanas más pobladas, donde es más fácil encontrar posibles lugares de residencia de los usuarios de *Twitter*, suelen contar con un mayor número de servicios y comercios de proximidad para satisfacer la demanda de la población.

**Figura 3.** Número de puntos descargados de *OpenStreetMap* por celda de población. Fuente: elaboración propia a partir de datos de *OpenStreetMap*.

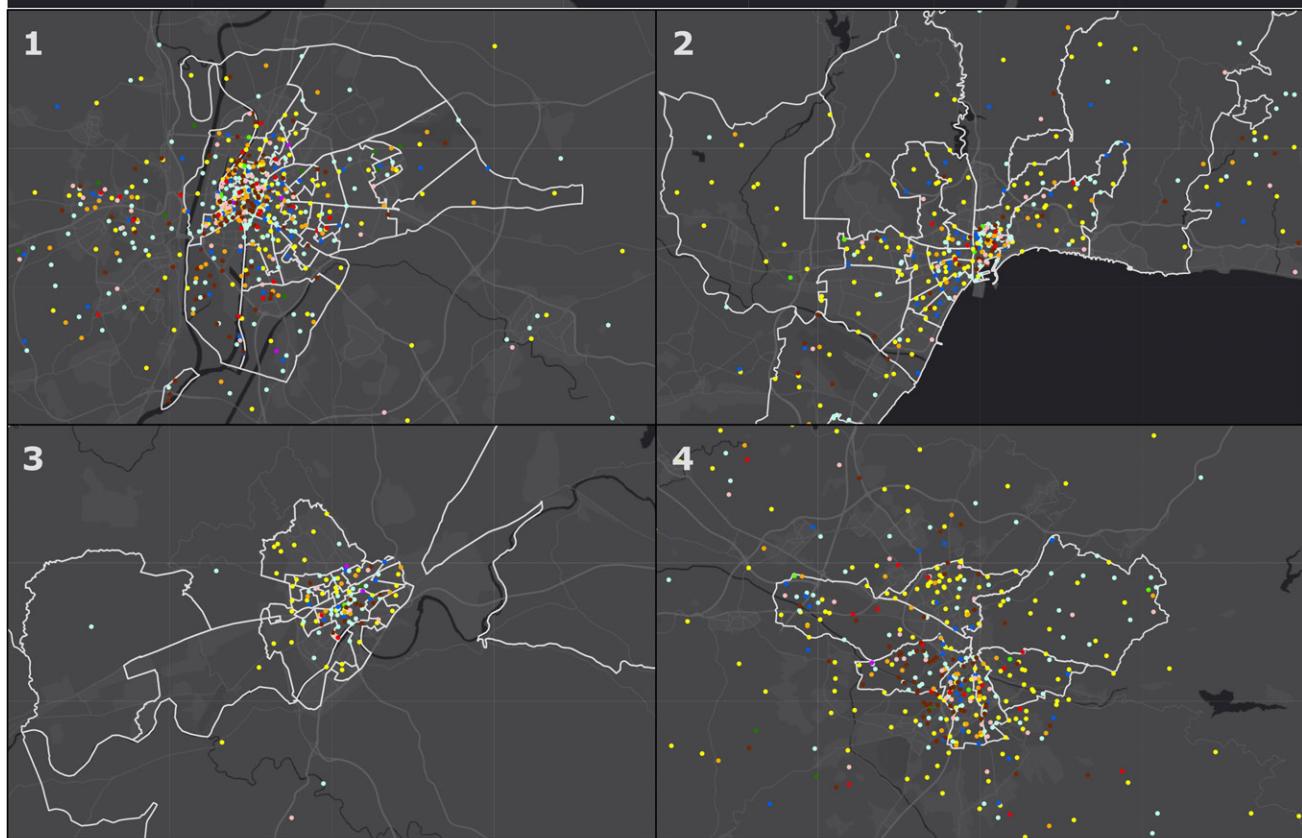
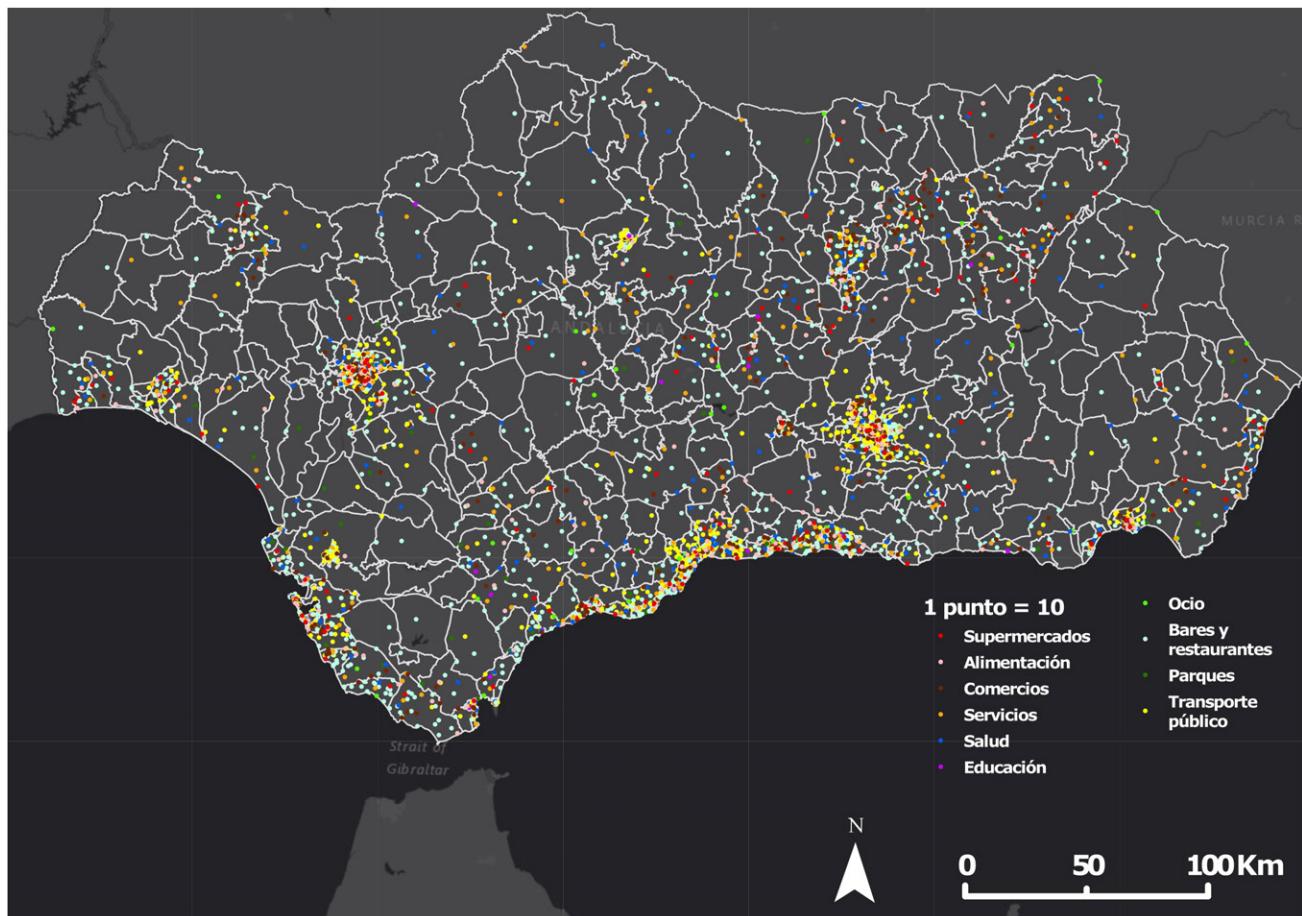


Figura 4. Distribución de infraestructuras de *OpenStreetMap* por categoría. Fuente: elaboración propia a partir de datos de *OpenStreetMap*.

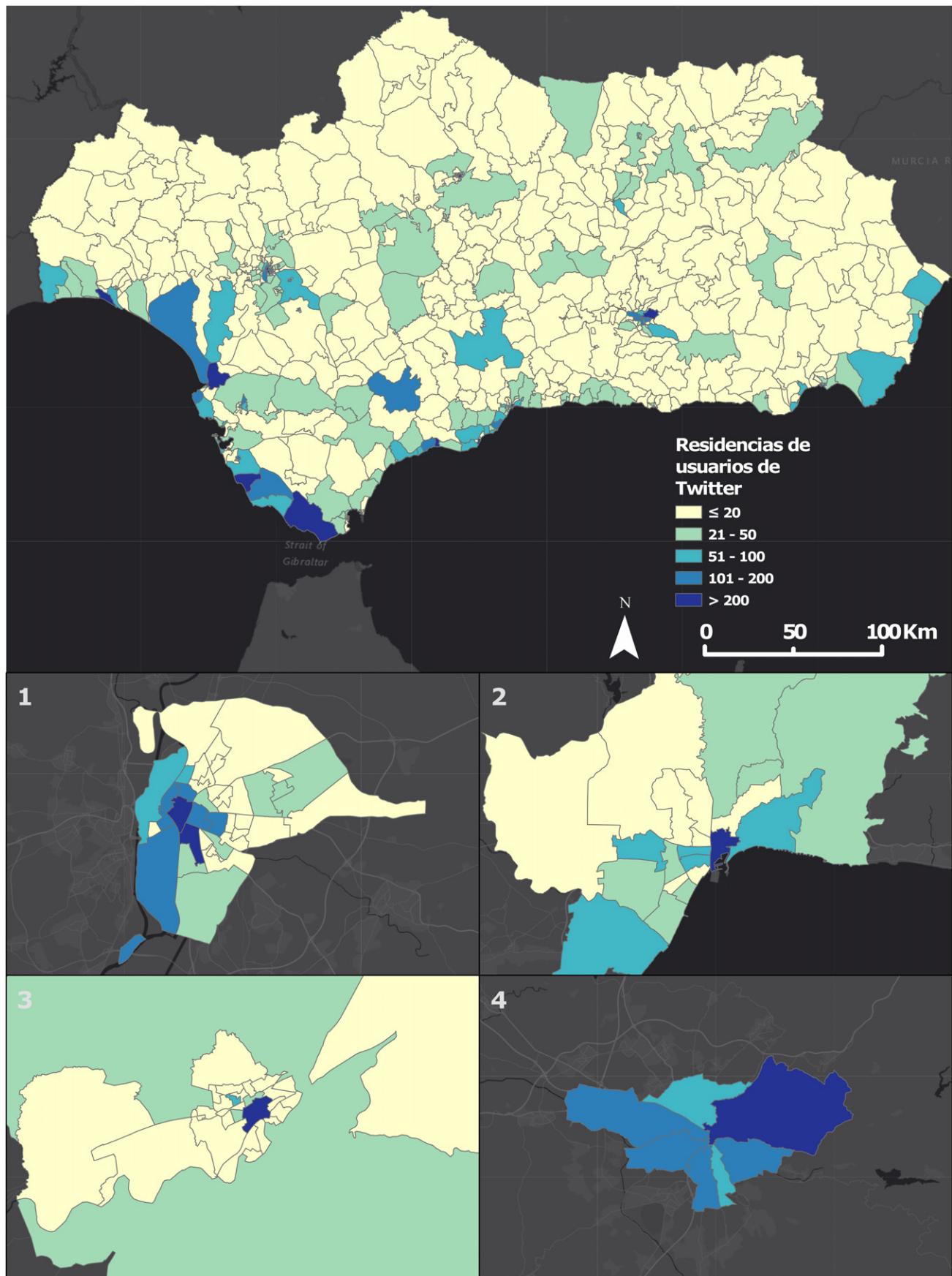


Figura 5. Número de residencias de usuarios de Twitter por celda de población. Fuente: elaboración propia a partir de datos de Twitter.



5.2. Aplicación de los modelos OLS y GWR a los datos de Twitter y OpenStreetMap

Los resultados del índice de Moran I realizados sobre el primer modelo OLS (tomando todas las categorías de puntos de interés como variables explicativas) indican que no existe autocorrelación espacial al tener el valor z un resultado de 1,19, por lo que el modelo OLS está correctamente especificado. El coeficiente de determinación del modelo tiene un valor R^2 de 0,55 lo que indica un ajuste aceptable de los resultados a la realidad, aunque con un efecto moderado.

Al eliminar como variables explicativas las categorías con mayor concentración de puntos en las zonas más pobladas (bares y restaurantes y paradas de transporte), el segundo modelo OLS señala de forma más clara una distribución menos adecuada de los servicios en los círculos históricos de las grandes ciudades y en la costa atlántica, mientras que la costa mediterránea, el interior de la provincia de Jaén y el barrio de Triana en Sevilla emergen como zonas donde se desarrolla el modelo de ciudad de 15 minutos. Sin embargo, el coeficiente de determinación del modelo presenta un valor de R^2 de 0,39, lo que indica un bajo ajuste. En este caso, el resultado del Índice de Moran I tiene un valor de 3,98 e indica una alta autocorrelación espacial.

Analizando los parámetros de cada variable en los modelos se aprecia de forma general que a medida que crece el número de usuarios de *Twitter* de una celda, crece el número de bares y restaurantes, lugares de ocio, y paradas de transporte público, mientras que el número de supermercados, comercios de alimentación y establecimientos de educación decrece. La mayoría de las variables son estadísticamente significativas, siendo los comercios que no son de alimentación, los espacios verdes, los servicios y los centros de salud las únicas variables que no explican la distribución de usuarios de *Twitter* en Andalucía. Los servicios son la única variable que presenta un valor alto de colinealidad, lo que indica una fuerte correlación entre la distribución espacial de este tipo de equipamientos con otras infraestructuras básicas como centros de alimentación o lugares de salud.

Al eliminar del modelo los bares y restaurantes y paradas de transporte público, los coeficientes se suavizan, con la excepción de los lugares de ocio, que tienen un valor explicativo mayor. En este segundo modelo, las únicas variables con coeficiente negativo son los supermercados y los centros de educación. Sin embargo, las únicas variables estadísticamente significativas son los centros de ocio, los comercios, y los espacios verdes (tabla 4). Estos resultados, sumados a la alta autocorrelación espacial del segundo modelo, señala que es necesario ejecutar un modelo GWR que considere la variación espacial de los datos.

Tabla 4. Parámetros de las categorías de los puntos de interés de *OpenStreetMap* en los dos modelos OLS.

Variable	Coeficiente OLS 1	Valor p OLS 1	VIF OLS 1	Coeficiente OLS 2	Valor p OLS 2	VIF OLS 2
Supermercados	-2,28	0,00	2,12	-0,63	0,45	2,06
Alimentación	-1,12	0,02	4,65	0,06	0,91	4,51
Comercios	0,14	0,40	3,38	0,64	0,00	3,19
Servicios	0,02	0,96	8,34	1,09	0,05	8,04
Salud	-0,19	0,71	4,38	0,04	0,93	4,11
Educación	-3,66	0,01	1,37	-2,28	0,17	1,36
Ocio	5,85	0,00	1,69	11,37	0,00	1,44
Bares y restaurantes	1,37	0,00	3,98	-	-	-
Parques	-0,12	0,87	1,24	1,79	0,04	1,20
Transporte público	0,38	0,00	1,33	-	-	-

Fuente: elaboración propia.



Los resultados del modelo GWR realizado, teniendo en cuenta que se han utilizado las ocho variables explicativas del segundo modelo OLS (descartando bares y restaurantes y paradas de transporte), señalan una adecuación con la realidad mejor que los dos modelos OLS previos. El coeficiente de determinación del modelo cuenta con un valor R^2 de 0,68 lo que señala un buen ajuste de los resultados a la realidad. El valor z -0,35 del Índice de Moran I indica además que el modelo está correctamente especificado al no tener autocorrelación espacial.

La comparación de los parámetros de los dos modelos OLS indica que el modelo que utiliza todas las variables es el más confiable de los dos, además de no tener autocorrelación espacial, por lo que no hay necesidad de implementar en este caso un modelo de regresión GWR. Sin embargo, el ruido generado de los puntos asociados a bares y restaurantes y las paradas de transporte público (infraestructuras muy concentradas en las grandes ciudades de la comunidad autónoma) condicionan el modelo en todo el territorio. El modelo GWR que excluye esas dos variables es el que se asocia mejor a la realidad de los datos según los resultados cartografiados y la comparación de sus parámetros con los modelos OLS. Su valor de R^2 de 0,68 indica un buen ajuste del modelo con la realidad, y al ser el valor más alto de los tres modelos, el modelo GWR tiene una mejor capacidad predictiva. El coeficiente sigma² indica que el modelo GWR tiene la menor varianza residual, lo que indica que los errores son menores en comparación con los otros dos modelos. Los resultados de la autocorrelación espacial de Moran I muestran que este modelo no tiene correlación espacial en los residuos, lo que también señala que es el modelo más fiable de los tres realizados (tabla 5).

Tabla 5. Comparación de los parámetros de los tres modelos diseñados en este estudio.

i	Modelo OLS 10 variables	Modelo OLS 8 variables	Modelo GWR 8 variables
R^2	0,55	0,39	0,68
AICc	5978,69	6145,00	6015,25
Sigma2	2253,11	3035,68	2028,36
Moran I	0,02	0,07	-0,00
Valor Z	1,19	3,98	-0,35
Valor P	0,23	0,00	0,72

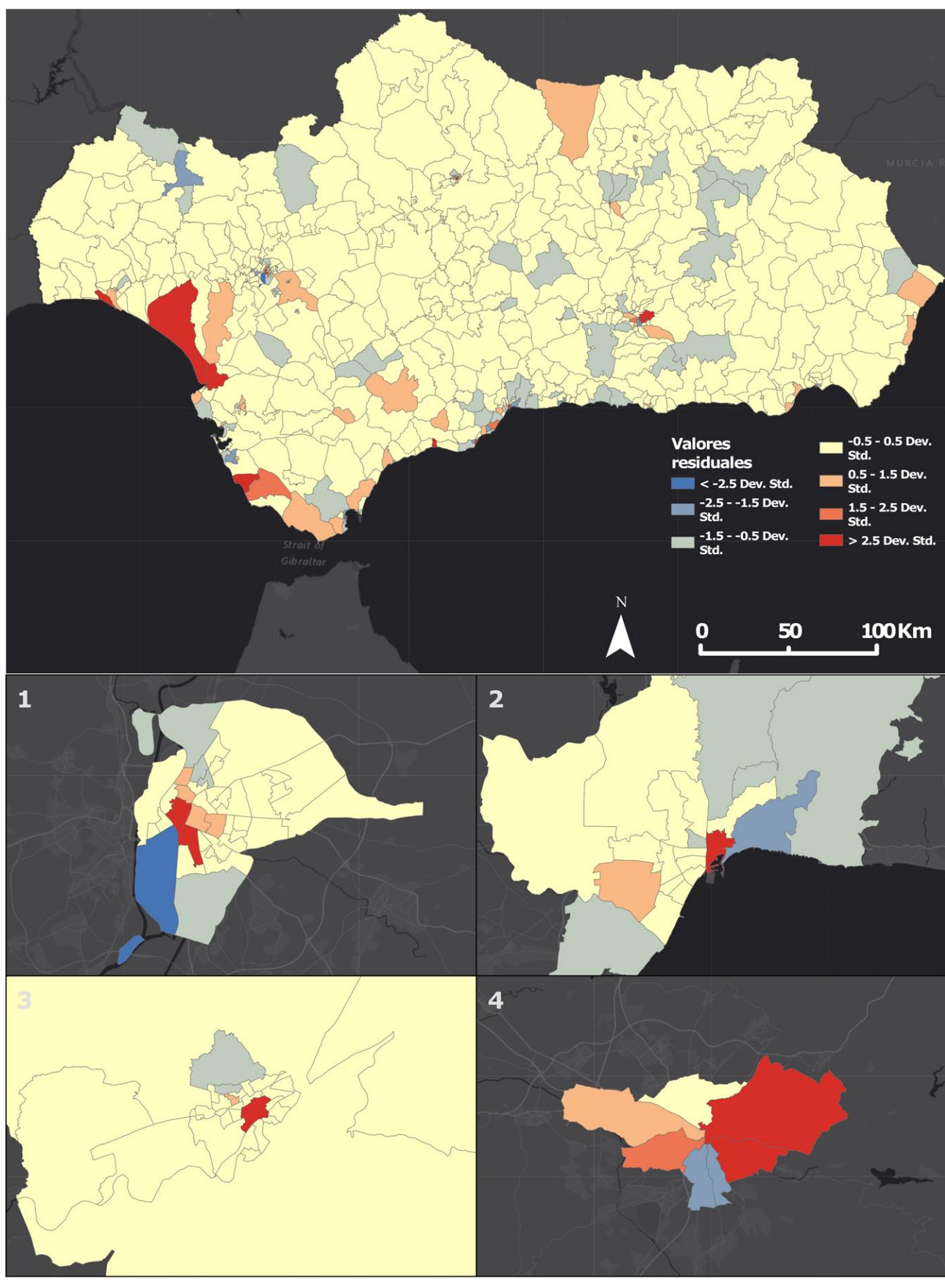
Fuente: elaboración propia.

La cartografía de residuos del modelo GWR indica en color azul las celdas de población con mejor ajuste al concepto de ciudad de 15 minutos, y en color rojo las celdas más alejadas del dicho concepto. Así, existe un fuerte acercamiento del modelo de la ciudad de los 15 minutos en los municipios del interior, especialmente en el interior de las provincias de Jaén y Granada. Además, la costa mediterránea también cuenta con una alta accesibilidad hacia los servicios. En cambio, la costa atlántica (especialmente el campo de Gibraltar), aunque también tiene una marcada votación turística, tiene una baja accesibilidad a causa de la orografía del territorio. Otros puntos rojos es el Parque Natural de Doñana (resultado lógico al ser un espacio natural protegido, ubicándose la población y los equipamientos cartografiados en la localidad costera de Matalascañas) y algunas localidades de interior localizadas en terrenos montañosos.

En cuanto a las principales ciudades andaluzas, los cascos históricos muestran una sobreestimación de usuarios de *Twitter*. Esta sobreestimación es claramente visible en Sevilla y Granada, y puede deberse a los fenómenos de gentrificación y turistificación que están experimentando estas ciudades, provocando un aumento del precio de los pisos y el cierre de pequeños comercios para la apertura de establecimientos de comida rápida y servicios orientados al turismo (Jover & Díaz-Parra, 2020; Parralejo *et al.*, 2022). Por el contrario, las celdas asociadas a los barrios periféricos (excepto en Granada) sí tienen un buen grado de adaptación al concepto de ciudad de 15 minutos al ser áreas orientadas a la residencia. En esta línea,



el modelo GWR muestra que las ciudades dormitorio de las aglomeraciones metropolitanas (como, por ejemplo, los municipios que rodean a la ciudad de Málaga o las pequeñas ciudades del Aljarafe localizadas al oeste de Sevilla), son celdas de población con mayor aproximación a la noción de ciudad de 15 minutos, ya que son áreas pobladas y con un fuerte comercio necesario para satisfacer las necesidades de los residentes (figura 6).



1. Sevilla 2. Málaga 3. Córdoba 4. Granada

Figura 6. Distribución de los valores residuales por celda de población del modelo GWR entre el número de residencias de Twitter y ocho categorías de infraestructuras. Fuente: elaboración propia a partir de datos de Twitter y OpenStreetMap.



6. DISCUSIÓN

Este estudio ha empleado datos basados en las TIC para analizar la implantación del modelo de la ciudad de 15 minutos en Andalucía, aprovechando datos geolocalizados de *Twitter* y de *OpenStreetMap*. A diferencia de la información censal, *Twitter* permite mostrar en forma de punto posibles lugares de residencia gracias a su alto detalle espacial, lo que posibilita la identificación y conteo de infraestructuras disponibles a un tiempo máximo de 15 minutos caminando (figuras 1 y 4), mientras que la información de las secciones censales, aunque más precisa al no ser afectada por sesgos, no cuenta con el detalle necesario para poder identificar servicios desde puntos determinados.

Además, la flexibilidad espacial de los datos de *Twitter* permite definir unidades de análisis adaptadas a las necesidades del estudio. En este caso, se han usado celdas de población del INE debido a la posibilidad de analizar y comparar diferentes lugares de Andalucía manteniendo la homogeneidad de la población, de forma que cada celda de población tiene un número aproximado de habitantes desde el cual se puede analizar la variación en la oferta o accesibilidad de servicios de una amplia región en una misma escala (figura 3). Mientras, *OpenStreetMap* cuenta con información de diferentes servicios e infraestructuras clasificada por categorías temáticas, algunas de las cuales no suelen estar accesibles de otro modo.

Los resultados obtenidos indican que los centros históricos de las grandes ciudades presentan una alta concentración de usuarios de *Twitter* en comparación con las infraestructuras disponibles (figura 5). Además, la mayor cantidad de los equipamientos identificados en estos entornos corresponden principalmente a bares y restaurantes. Si se excluye esta categoría de establecimientos, los resultados muestran que los cascos históricos de las ciudades tienen mayores dificultades para cumplir el criterio de ciudad de 15 minutos, debido a la menor cantidad de servicios esenciales para la vida cotidiana de los residentes y al fuerte proceso de gentrificación y turistificación que sufren estos centros. Por el contrario, los barrios periféricos de las grandes ciudades y las ciudades dormitorio de las aglomeraciones metropolitanas suelen contar con un mayor número de comercios y pequeños establecimientos comerciales que se encuentran cerca de los lugares de residencia. Esto sugiere que estas áreas están en mejor disposición para cumplir los criterios de la ciudad de 15 minutos, aunque su nivel de autosuficiencia depende en gran medida de la disponibilidad de transporte público y de la accesibilidad a ciertos servicios.

A nivel regional se han identificado diferencias significativas entre las distintas zonas de Andalucía. En las zonas del interior de la comunidad autónoma, especialmente en los pueblos con menor número de habitantes, la accesibilidad a los servicios básicos es elevada, especialmente en el interior de las provincias de Jaén y Granada, zonas compuestas por pueblos pequeños y autosuficientes. La costa mediterránea, especialmente el litoral de las provincias de Málaga y Granada, también cuenta con un fuerte acercamiento al modelo de la ciudad de los 15 minutos, entre otros motivos por la gran accesibilidad con la que cuentan las ciudades de esta área, y el tamaño pequeño de las ciudades, sumado a una fuerte población flotante en verano para la cual estas ciudades se han dotado fuertemente de una amplia gama de servicios.

En contraste, la costa atlántica (particularmente el litoral de Huelva y el Campo de Gibraltar) tiene un bajo nivel de implantación del modelo de la ciudad de los 15 minutos pese al alto impacto turístico de la zona debido a la menor accesibilidad a infraestructuras y servicios. Esto se puede deber a la falta de existencia de servicios eficientes de transporte público y a barreras geográficas como la orografía montañosa del Campo de Gibraltar, lo que provoca entre otras consecuencias, una falta de conexión fluida con las ciudades de la Bahía de Cádiz.

Estos hallazgos pueden compararse con las conclusiones de investigaciones anteriores basadas en fuentes de datos tradicionales. La información generada a partir de Big Data indica que los centros históricos de las ciudades andaluzas son altamente accesibles y ofrecen una amplia gama de servicios, como se observa en Barcelona (Ferrer-Ortiz *et al.*, 2022) y Milán (Abdelfattah *et al.*, 2022). Sin embargo, la sobrerepresentación de usuarios de *Twitter* y la tipología priorizada de bares y restaurantes como puntos de interés descargados en *OpenStreetMap* muestran cómo los datos basados en las TIC indican más claramente los fenómenos de gentrificación y turistificación y su influencia en el marco de las ciudades de 15 minutos. Por el contrario, los barrios periféricos de las principales ciudades andaluzas se comportan de forma similar a la periferia de Barcelona (Ferrer-Ortiz *et al.*, 2022) y los suburbios autosuficientes de Londres, en contraste con



la periferia subdesarrollada de Nápoles (Gaglione *et al.*, 2022) o Bogotá (Guzmán *et al.*, 2021). Además, las nuevas fuentes de datos han permitido trazar un perfil en otras ubicaciones, como las ciudades de tamaño medio o el litoral. No existe bibliografía previa con la que contrastar estas tipologías, probablemente debido a las limitaciones de las fuentes de datos tradicionales.

Aunque los datos geolocalizados obtenidos a partir de las TIC han resultado ser una opción válida y alternativa para la realización de investigaciones urbanas como los estudios relacionados con la implantación del modelo de la ciudad de los 15 minutos, hay que tener en cuenta algunas limitaciones a la hora de trabajar con estas fuentes basadas en el Big Data. En primer lugar, el número de tweets georreferenciados es bastante bajo (los tweets con coordenadas de latitud y longitud suelen rondar el 1% del total de tweets generados en la aplicación), por lo que ha sido necesario descargar datos de un periodo temporal amplio de cinco años. Aunque en los últimos años el rango de edad de los usuarios de *Twitter* se ha ampliado considerablemente, estos datos siguen contando con un sesgo de edad, con una primacía de uso por parte de la población comprendida entre los 18 y 39 años. Esta limitación también afecta a la distribución geográfica de la muestra, siendo más difícil identificar y obtener usuarios en las zonas del interior de Andalucía (como por ejemplo el interior de la provincia de Andalucía o los pueblos ubicados en Sierra Morena al norte de la comunidad autónoma). Esto se debe a la escasa población, que además es demográficamente más envejecida que en las grandes ciudades y las zonas costeras, que tienen una población más joven y, por tanto, más propensa a utilizar las redes sociales.

Además, hay que tener en cuenta las cuestiones de privacidad que implica el uso de datos geolocalizados de redes sociales. Al anonimizar y agregar los datos en unidades espaciales, estos problemas se mitigan. Otra limitación importante en cuanto a la obtención de datos es la dependencia total de los propietarios de las nuevas fuentes de datos. Este es un problema que ha impactado directamente en *Twitter* desde junio del año 2023, cuando Elon Musk eliminó el acceso y descarga gratuita de los tweets mediante un plan de monetización que actualmente cuesta 5000 dólares al mes. Afortunadamente, cada vez hay un mayor número de organismos e instituciones que son conscientes del gran potencial de las nuevas fuentes de datos basadas en las TIC, y que están compartiendo sus datos de forma abierta y gratuita. Una alternativa gratuita a los datos de *Twitter* consiste en los datos de telefonía móvil suministrados por el Ministerio de Movilidad y Transportes desde el año 2022, que además cuenta con datos sociodemográficos como el sexo, la edad por franjas o el nivel de renta. Hay que tener en cuenta que la resolución especial de los datos de telefonía móvil es inferior al de los datos de *Twitter* ya que no se basan en coordenadas específicas captadas por el sistema GPS, sino en la ubicación de las antenas de telefonía más próximas.

Por otro lado, aunque los datos de *OpenStreetMap* son los únicos datos geográficos abiertos disponibles con información geográfica detallada sobre comercios y establecimientos, estos datos suelen estar completos sólo en las ciudades más pobladas. En otras palabras, los datos ya se hallan incompletos en las ciudades medianas con una población considerable, por lo que se pierde información espacial sobre muchos pequeños comercios y negocios. Otro problema a tener en cuenta es el interés del tipo de establecimiento: la población tiende a cargar en la base de datos *OpenStreetMap* puntos de interés relevantes para el turismo, como restaurantes y bares, mientras que los puntos relacionados con tiendas de alimentación o pequeños comercios se pasan por alto más fácilmente.

7. CONCLUSIONES

Este estudio ha demostrado que los datos basados en las TIC son una herramienta útil para analizar la implantación del modelo de la ciudad de 15 minutos en Andalucía, aprovechando las ventajas de estos datos como su alto volumen de información o su alto detalle espacial y temporal, y proporcionando una perspectiva complementaria a los enfoques basados en fuentes tradicionales. Los resultados sugieren que las principales ciudades andaluzas cumplen en gran medida los criterios del modelo, aunque los centros históricos presentan problemas de accesibilidad a servicios esenciales debido a la gentrificación y la turistificación. En cambio, los barrios periféricos y las ciudades dormitorio tienden a ofrecer mejores condiciones



para la proximidad urbana. A nivel regional, las zonas rurales del interior y la costa mediterránea muestran buenos niveles de accesibilidad, mientras que la costa atlántica enfrenta mayores dificultades debido a su menor conectividad.

A pesar de las ventajas del uso de Big Data mostradas en esta investigación, es necesario también considerar sus limitaciones, como el sesgo sociodemográfico que suelen presentar los usuarios de *Twitter*, la dependencia de proveedores privados y la falta de exhaustividad en los datos de *OpenStreetMap*.

Este trabajo permite vislumbrar algunas futuras líneas de investigación. Entre ellas, la posibilidad de utilizar infraestructuras relacionadas con el turismo (hoteles, pisos de alquiler *AirBNB* o establecimientos de cadenas de comida rápida) para medir el grado de gentrificación de una celda de población y ponerlo en contexto con el marco teórico de la ciudad de 15 minutos. Otra futura vía de estudio podría orientarse hacia la consideración conjunta del lugar de trabajo y los tiempos de desplazamiento de los usuarios de *Twitter*, de forma que pueda analizarse la aplicación de otro de los conceptos que se desprenden de este marco teórico de la proximidad urbana: el territorio de los 45 minutos. Esta teoría define que el lugar de trabajo debe estar situado en un tiempo máximo de acceso de 45 minutos en transporte público. Por último, la información temporal procedente de los datos de *Twitter* puede utilizarse para crear series temporales que permitan observar si existe una evolución en la implantación del concepto de ciudad de 15 minutos a lo largo de una serie de años.

Declaración responsable y conflicto de intereses

El autor declara que este trabajo no presenta ningún tipo de conflicto de interés con relación a su publicación.

REFERENCIAS

- Abdelfattah, L., Deponte, D., & Fossa, G. (2022). The 15-minute city: interpreting the model to bring out urban resilience. *Transportation Research Procedia*, 60, 330–337. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2021.12.043>
- Allam, Z., Bibri, S. E., Chabaud, D., & Moreno, C. (2022). The Theoretical, Practical, and Technological Foundations of the 15-Minute City Model: Proximity and Its Environmental, Social and Economic Benefits for Sustainability. *Energies*, 15(16), 6042. <https://doi.org/10.3390/en15166042>
- Allam, Z., Bibri, S. E., Jones, D. S., Chabaud, D., & Moreno, C. (2022). Unpacking the '15-Minute City' via 6G, IoT, and Digital Twins: Towards a New Narrative for Increasing Urban Efficiency, Resilience, and Sustainability. *Sensors*, 22(4), 1369. <https://doi.org/10.3390/s22041369>
- Balletto, G., Ladu, M., Milesi, A., & Borruso, G. (2021). A Methodological Approach on Disused Public Properties in the 15-Minute City Perspective. *Sustainability*, 13(2), 593. <https://doi.org/10.3390/su13020593>
- Bégin, D., Devillers, R., & Roche, S. (2018). The life cycle of contributors in collaborative online communities -the case of OpenStreetMap. *International Journal of Geographical Information Science*, 32(8), 1611–1630. <https://doi.org/10.1080/13658816.2018.1458312>
- Blanford, J. I., Huang, Z., Saveliev, A., & MacEachren, A. M. (2015). Geo-located tweets: Enhancing mobility maps and capturing cross-border movement. *PLOS ONE*, 10(6), e0129202. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0129202>
- Borghetti, F., Longo, M., Mazzoncini, R., Somaschini, Cl., Cesarin, L., & Contestabile, L. (2021). Relationship Between Railway Stations and the Territory: Case Study in Lombardy – Italy for 15-Min Station. *International Journal of Transport Development and Integration*, 5(4), 367–378. <https://doi.org/10.2495/TDI-V5-N4-367-378>
- Capasso Da Silva, D., King, D. A., & Lemar, S. (2019). Accessibility in Practice: 20-Minute City as a Sustainability Planning Goal. *Sustainability*, 12(1), 129. <https://doi.org/10.3390/su12010129>
- Caselli, B., Carra, M., Rossetti, S., & Zazzi, M. (2022). Exploring the 15-minute neighbourhoods. An evaluation based on the walkability performance to public facilities. *Transportation Research Procedia*, 60, 346–353. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2021.12.045>



- Ferrer-Ortiz, C., Marquet, O., Mojica, L., & Vich, G. (2022). Barcelona under the 15-Minute City Lens: Mapping the Accessibility and Proximity Potential Based on Pedestrian Travel Times. *Smart Cities*, 5(1), 146–161. <https://doi.org/10.3390/smartcities5010010>
- Gaglione, F., Gargiulo, C., Zucaro, F., & Cottrill, C. (2021). 15-minute neighbourhood accessibility: a comparison between Naples and London. *European Transport/Trasporti Europei*, (85), 1–16. <https://doi.org/10.48295/ET.2021.85.5>
- Gaglione, F., Gargiulo, C., Zucaro, F., & Cottrill, C. (2022). Urban accessibility in a 15-minute city: A measure in the city of Naples, Italy. *Transportation Research Procedia*, (60), 378–385. Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2021.12.049>
- Gaxiola-Beltrán, A. L., Narezo-Balzaretti, J., Ramírez-Moreno, M. A., Pérez-Henríquez, B. L., Ramírez-Mendoza, R. A., Krajewicz, D., & Lozoya-Santos, J. de-J. (2021). Assessing Urban Accessibility in Monterrey, Mexico: A Transferable Approach to Evaluate Access to Main Destinations at the Metropolitan and Local Levels. *Applied Sciences*, 11(16), 7519. <https://doi.org/10.3390/app11167519>
- Graells-Garrido, E., Opitz, D., Rowe, F., & Arriagada, J. (2022). Feel Old Yet? Updating Mode of Transportation Distributions from Travel Surveys using Data Fusion with Mobile Phone Data. *PLoS ONE*, 16(5 May). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0250080>
- Gutiérrez, J. (2018). Big Data y nuevas geografías: la huella digital de las actividades humanas. *Documents d'Anàlisi Geogràfica*, 64(2), 195. <https://doi.org/10.5565/rev/dag.526>
- Guzman, L. A., Arellana, J., Oviedo, D., & Moncada Aristizábal, C. A. (2021). COVID-19, activity and mobility patterns in Bogotá. Are we ready for a '15-minute city'? *Travel Behaviour and Society*, 24, 245–256. <https://doi.org/10.1016/j.tbs.2021.04.008>
- Jover, J., & Díaz-Parra, I. (2020). Gentrification, transnational gentrification and touristification in Seville, Spain. *Urban Studies*, 57(15), 3044–3059. <https://doi.org/10.1177/0042098019857585>
- Kissfazekas, K. (2022). Circle of paradigms? Or '15-minute' neighbourhoods from the 1950s. *Cities*, 123, 103587. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2022.103587>
- Lansley, G., & Longley, P. A. (2016). The geography of Twitter topics in London. *Computers, Environment and Urban Systems*, (58), 85–96. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2016.04.002>
- Machado, A. A., & Camboim, S. P. (2019). Mapeamento colaborativo como fonte de dados para o planejamento urbano: desafios e potencialidades. *Urbe. Revista Brasileira de Gestão Urbana*, 11, 1–21. <https://doi.org/10.1590/2175-3369.011.e20180142>
- Moreno, C., Allam, Z., Chabaud, D., Gall, C., & Pratlong, F. (2021). Introducing the "15-Minute City": Sustainability, Resilience and Place Identity in Future Post-Pandemic Cities. *Smart Cities*, 4(1), 93–111. <https://doi.org/10.3390/smartcities4010006>
- Moreno, C., Sennett, R., Sassen, S., & Gala Valencia, B. (2023). *La revolución de la proximidad: De la "ciudad global" a la "ciudad de los quince minutos"*. Alianza Editorial.
- Nieuwenhuijsen, M. J. (2021). New urban models for more sustainable, liveable and healthier cities post covid19; reducing air pollution, noise and heat island effects and increasing green space and physical activity. *Environment International*, 157, 106850. <https://doi.org/10.1016/j.envint.2021.106850>
- Osorio-Arjona, J., & García-Palomares, J. C. (2017). Nuevas fuentes y retos para el estudio de la movilidad urbana. *Cuadernos Geográficos*, 56(3), 247–267. <https://doi.org/10.30827/CUADGEO.V56I3.5352>
- Osorio-Arjona, J., & García-Palomares, J. C. (2020). Spatio-temporal mobility and Twitter: 3D visualisation of mobility flows. *Journal of Maps*, 16(1), 153–160. <https://doi.org/10.1080/17445647.2020.1778549>
- Parralejo, J.-J., Díaz-Parra, I., & Pedregal, B. (2022). Procesos sociodemográficos y alquileres turísticos en centros históricos. Los casos de Sevilla y Cádiz. *EURE*, 48(145), 1–23. <https://doi.org/10.7764/EURE.48.145.08>
- Pozoukidou, G., & Chatziyiannaki, Z. (2021). 15-Minute City: Decomposing the New Urban Planning Eutopia. *Sustainability*, 13(2), 928. <https://doi.org/10.3390/su13020928>
- Weng, M., Ding, N., Li, J., Jin, X., Xiao, H., He, Z., & Su, S. (2019). The 15-minute walkable neighborhoods: Measurement, social inequalities and implications for building healthy communities in urban China. *Journal of Transport & Health*, 13, 259–273. <https://doi.org/10.1016/j.jth.2019.05.005>
- Yoshimura, Y., Kumakoshi, Y., Fan, Y., Milardo, S., Koizumi, H., Santi, P., ... Ratti, C. (2022). Street pedestrianization in urban districts: Economic impacts in Spanish cities. *Cities*, 120, 103468. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2021.103468>