

Comparando sentimientos en redes sociales con informes de infraestructuras ciclistas: un análisis integral de las percepciones sobre movilidad en múltiples áreas urbanas españolas

Joaquín Osorio ArjonaDepartamento de Geografía Universidad Nacional de Educación a Distancia (España) **Daniela Arias Molinares**Department of Civil Engineering and Management, Universidad de Twente (Países Bajos) <https://dx.doi.org/10.5209/aguc.101866>

Recibido: 27 de marzo de 2025 / Enviado a evaluar: 28 de marzo de 2025 /

Aceptado: 09 de junio de 2025 / Publicado en línea: 20 de junio de 2025

Resumen. Las opiniones y percepciones de los ciudadanos son importantes para desarrollar medidas que promuevan la micromovilidad. Este trabajo utiliza datos geolocalizados de Twitter para analizar la percepción de los residentes en 14 áreas urbanas españolas. El flujo de trabajo propuesto implica la descarga y almacenamientos de tuits relacionados con servicios de este tipo de transportes, el análisis espaciotemporal por modo de transporte, la validación de resultados con datos del Ministerio de Transporte de España, la exploración de la influencia espacial de variables demográficas, socioeconómicas y de movilidad, el análisis de sentimientos para puntuar cada ciudad y el contraste de los resultados con las calificaciones de la Organización de Consumidores y Usuarios (OCU). Los hallazgos muestran una correlación espacial muy alta entre la distribución espacial de los usuarios de Twitter y las fuentes de datos oficiales, así como una relación directa con la población activa y el tiempo de desplazamiento. La puntuación general de las áreas urbanas es de aprobado bajo y está relacionada con la ubicación en la costa o el interior, con solo dos ciudades alcanzando puntuaciones superiores a 7 sobre 10, lo que indica que los aspectos físicos de la geografía o la forma de las ciudades influyen en la percepción de la micromovilidad.

Palabras clave: micromovilidad; bicicletas; Twitter; minería de texto; análisis de sentimientos.

[ENG] Comparing social media sentiment with cycling infrastructure reports: a comprehensive analysis of micromobility perceptions in multiple Spanish urban areas

Abstract. Citizens' opinions and perceptions are important for developing measures that promote micromobility. This study uses geolocated Twitter data to analyze the perceptions of residents in 14 Spanish urban areas. The proposed workflow involves downloading and storing tuits related to these mobility services, conducting spatiotemporal analysis by transport mode, validating results with data from Spain's Ministry of Transport, exploring the spatial influence of demographic, socioeconomic, and mobility variables, performing sentiment analysis to score each city, and comparing the results with ratings from the Spanish Organization of Consumers and Users (OCU). The findings show a very high spatial correlation between the distribution of Twitter users and official data sources, as well as a direct relationship with the working-age population and commute times. The overall score of the urban areas is a low pass and is related to whether they are located on the coast or inland, with only two cities achieving scores above 7 out of 10. This suggests that the physical aspects of geography or urban layout influence perceptions of micromobility.

Keywords: micromobility; bicycles; Twitter; text mining; sentiment analysis.

Cómo citar: Osorio Arjona, J., Arias Molinares, D. (2025). Comparando sentimientos en redes sociales con informes de infraestructuras ciclistas: un análisis integral de las percepciones sobre movilidad en múltiples áreas urbanas españolas. *Anales de Geografía de la Universidad Complutense*, 45(1), 107-124.

1. Introducción

Tradicionalmente, la movilidad urbana se ha modelado priorizando los viajes en automóvil. Esto ocasiona que las ciudades emitan más del 60% de los gases de efecto invernadero (Comi & Polimeni, 2024). Ante la actual emergencia climática, lograr una movilidad sostenible es un objetivo de muchas políticas públicas regionales y urbanas (Hosseini et al., 2018; Oeschger et al., 2020).

En este contexto, el término micromovilidad se ha acuñado para referirse a modos de transporte pequeños, ligeros, de baja velocidad y uso compartido, como las bicicletas tradicionales, y a los vehículos de movilidad personal (VMP), como los patinetes eléctricos (Shaheen & Cohen, 2019). La micromovilidad ofrece beneficios como la reducción de la contaminación acústica y la polución, la promoción de la intermodalidad con servicios de transporte público y una mayor flexibilidad al evitar la congestión y reducir el espacio necesario para aparcar (Arias-Molinares et al., 2019; Badia y Jenelius, 2023; Montes et al., 2023).

El desarrollo de la micromovilidad ha dado lugar a una gama de nuevos servicios sin base fija, accesibles mediante teléfonos móviles, y respaldados por múltiples empresas (Arias-Molinares y García-Palomares, 2020). Estos sistemas de transporte se apoyan en nuevas fuentes de datos basadas en Tecnologías de la Información y Comunicación (TIC), Sistemas de Información Geográfica (SIG) y herramientas avanzadas de procesamiento y programación, lo que está permitiendo un nuevo paradigma de viajes más sostenibles (Cohen y Shaheen, 2016).

Abordar las percepciones y opiniones de los usuarios es importante para comprender sus necesidades, motivaciones y sensibilidades hacia estos servicios (Hosseini et al., 2018; El-Diraby et al., 2019; Duran-Rodas et al., 2020). Las agencias de transporte público son conscientes de ello y han adoptado medidas para comunicarse con los ciudadanos, proporcionándoles información sobre sus servicios (Manetti, Bellucci y Bagnoli, 2017). A cambio, los datos voluntarios creados por las reacciones o mensajes de los ciudadanos permiten a las agencias públicas comprender mejor las necesidades y opiniones de los usuarios (Casas y Delmelle, 2017).

En España, las ciudades con alta densidad de población han estado mejorando sus servicios de micromovilidad para adaptarse a estas nuevas formas de transporte. Las mejoras se basan en varios aspectos, como la consideración de la calidad de la infraestructura ciclista. En este sentido, una fuente útil de información es la Organización de Consumidores y Usuarios (OCU), la institución oficial que se ocupa de los derechos de los clientes, las quejas y los niveles de satisfacción en España. La OCU publicó en 2013 y 2021 informes sobre la funcionalidad de la infraestructura ciclista de las principales ciudades españolas (Organización de Consumidores y Usuarios, 2022). Su metodología incluyó trabajo de campo para analizar la infraestructura ciclista, su extensión, uniformidad y señalización. El principal resultado fue una evaluación y calificación de la calidad de las infraestructuras ciclistas de las ciudades españolas.

Aunque sus hallazgos son relevantes, sus análisis no consideran las percepciones de los ciudadanos. En una sociedad donde el consumidor es el aspecto más importante al desarrollar un nuevo producto, la información de los ciudadanos debería ser parte de la ecuación. Además, estos informes se desarrollan en momentos fijos, y el intervalo entre ellos es amplio. Para evaluar y mejorar la calidad de los servicios de micromovilidad es necesario contar con datos constantes y actualizados, debido al dinamismo de las ciudades; una tarea que ahora es factible realizar con nuevas fuentes de datos basadas en Big Data geolocalizado (Osorio-Arjona y García-Palomares, 2020).

Una de estas nuevas fuentes de datos es Twitter (recientemente renombrada como X), una plataforma de microblogging ampliamente utilizada, cuyos mensajes son datos geoespaciales útiles para localizar opiniones y sentimientos de los usuarios (Leetaru et al., 2013; Kocich, 2017). Los datos producidos son continuamente compilados casi en tiempo real, siendo beneficiosos para medir sentimientos con una alta granularidad espacial y temporal, incluyendo la capacidad de observar necesidades específicas sobre un tema y obtener información útil sobre un sentimiento particular (Collins et al., 2013).

Este trabajo utiliza datos de Twitter para analizar su potencial en estudios de micromovilidad y explorar el uso, características, sentimientos y percepciones de estos sistemas de transporte en 14 ciudades españolas. El flujo de trabajo propuesto implica la descarga y almacenamiento de los tuits que hacen referencia a servicios de micromovilidad; el análisis espacio-temporal por modo de transporte, con el objetivo de explorar el surgimiento de los VMP en comparación con los servicios tradicionales de bicicletas; la validación de resultados con datos del Ministerio de Transportes y Movilidad Sostenible de España (MITMA); la relación entre la distribución espacial de los usuarios de Twitter y diversas variables temáticas; y el análisis de sentimientos para cada ciudad, con el fin de visualizar las ciudades con las mejores y peores tasas de evaluación, y contrastar las puntuaciones obtenidas con las calificaciones de la OCU.

Este documento está estructurado en 6 apartados. Después de haber introducido el estudio y los objetivos en el apartado 1, el apartado 2 analiza la literatura existente sobre el tema. El apartado 3 elabora sobre el caso de estudio y presenta los datos y la metodología. Los resultados se publican el apartado 4. Finalmente, se realiza una discusión en el apartado 5 y se ofrecen conclusiones en el apartado 6.

2. Estado del arte

Varios estudios se han realizado en los últimos años para comprender el comportamiento de la micromovilidad en ciudades donde se ha implementado. La revisión de la literatura de estos estudios ha identificado que principalmente hombres jóvenes con niveles medio-altos de renta se desplazan en estos vehículos, con viajes entre 1 y 4,7 kilómetros, tiempos de viaje entre 7,6 y 20 minutos, y una velocidad promedio de 8 km/h. Se encontró que la micromovilidad tiene un mayor uso en áreas céntricas, y las principales barreras para

su adopción fueron la sensación de falta de seguridad y los problemas de infraestructura ciclista (Badia y Jenelius, 2023).

Los diferentes estudios revisados utilizaron principalmente encuestas. Por ejemplo, Montes et al. (2023) diseñaron una encuesta para comprender la relación entre la micromovilidad y la elección del modo de transporte público en Rotterdam (Países Bajos), encontrando que algunas características que llevaron a la preferencia de los VMP fueron su uso previo, la frecuencia de uso del transporte público y la edad. Si bien las fuentes de datos tradicionales ofrecen hallazgos ricos y valiosos, también implican un alto coste y tiempo. Mientras tanto, las fuentes alternativas de datos TIC, como las plataformas de redes sociales, ofrecen datos dinámicos con alta resolución espacio-temporal, generalmente de forma rápida y a bajo coste (Oeschger et al., 2020).

La principal fuente TIC utilizada ha sido los registros de servicios de bicicletas compartidas proporcionados por las empresas. Böcker et al. (2020) utilizaron los registros de viajes entre 2016 y 2017 del sistema de bicicletas compartidas de Oslo (Noruega) para analizar el uso potencial de las bicicletas compartidas para interactuar con el transporte público, encontrando una menor accesibilidad para mujeres y grupos de mayor edad. Wu et al. (2019) emplearon datos de bicicletas de Shenzhen (China) para medir la accesibilidad de los viajes de transferencia en áreas con estaciones de metro. Guo y He (2020) analizaron los datos de un operador de bicicletas compartidas en Shenzhen para examinar su integración con la red de metro, identificando variaciones en el espacio y el tiempo y menos incidentes en áreas con mayor densidad de estaciones de metro.

Otras fuentes de Big Data son las tarjetas de transporte público y los datos de vehículos flotantes. Para la primera fuente, Liu et al. (2020) utilizaron datos de metro y de servicios de bicicletas compartidas de Nanjing (China) para analizar las causas de la frecuencia de uso de bicicletas públicas por parte de los jóvenes como alternativa al metro, obteniendo mayores frecuencias de viaje cuando el tiempo de viaje es inferior a 10 minutos y durante las horas pico de la mañana. Comi y Polimeni (2024) analizaron datos de vehículos flotantes para caracterizar los viajes en automóvil en Trani (Italia) e identificar viajes que son compatibles con la micromovilidad, visualizando como resultado un 31% de viajes en automóvil que pueden ser sustituidos por opciones más sostenibles.

Una de las fuentes de Big Data más utilizadas en movilidad ha sido Twitter. Por lo general, el alto detalle espacial de los tuits es suficiente para realizar estudios urbanos sobre diversos temas, como salud, comportamientos de viaje, turismo o uso de espacios públicos (Hawelka et al., 2014; Liu et al., 2015; Huang y Wong, 2015; Salas-Olmedo y Rojas-Quezada; 2017; Osorio-Arjona et al., 2021). A pesar de su gran potencial, los textos de los tuits se utilizan poco en análisis urbanos debido a su naturaleza no estructurada, lo que requiere trabajar con mensajes muy cortos y no estructurados que contienen ruidos y errores, como lenguaje casual o inusual, abreviaturas, símbolos, errores ortográficos o acrónimos (Haghghi et al., 2018). Sin embargo, en los últimos años ha habido avances en técnicas de minería de texto aplicadas a tuits para interpretarlos cuantitativamente (Lansley y Longley, 2016). Gracias a esto, la combinación de los textos de los tuits con su geometría espacial se ha utilizado en una amplia gama de campos, como la gestión de desastres, tráfico o temas de salud (Steiger et al., 2015). En los últimos años, ha habido un aumento de investigaciones que han aplicado esta metodología a estudios relacionados con el transporte público (Zhang y Feick, 2016; Hosseini et al., 2018; El-Diraby et al., 2019; Osorio-Arjona et al., 2021; Zajac et al., 2022; Zhang et al., 2022).

En cuanto al uso de datos de Twitter en estudios de micromovilidad, se encontraron tres investigaciones relevantes. La primera fue realizada por Rahim Taleqani et al. (2019), quienes exploraron la opinión pública sobre los sistemas de bicicletas compartidas. Encontraron que hay más polaridad positiva que negativa en las discusiones y que los temas más relevantes fueron los patinetes eléctricos, las empresas privadas de e-hailing y el bloqueo de aceras a los VMP. El segundo estudio fue desarrollado por Duran-Rodas et al. (2020), quienes analizaron el dilema de la evolución alrededor de los sistemas de bicicletas compartidas, con muchos beneficios, pero también inconvenientes. Sus resultados mostraron tuits fuertemente positivos y una tendencia de las personas a apoyar más los servicios públicos, eléctricos y compartidos de bicicletas y patinetes. Las quejas se centraron en el coste del servicio, problemas de seguridad, críticas a las autoridades locales y leyes, y la mala calidad de las bicicletas. En el último estudio, Feng et al. (2021) se centraron en los tuits relacionados con los VMP a nivel mundial desde octubre de 2018 hasta marzo de 2020. Los principales resultados incluyeron un papel clave de las empresas y una aceptación positiva de la micromovilidad, pero con preocupaciones razonables sobre la seguridad pública.

Estos estudios demostraron el valor de Twitter como nueva fuente de datos para estudios relacionados con la micromovilidad. En concreto, demostraron como una mayor investigación sobre la opinión pública podría arrojar luz sobre el impacto de estos nuevos servicios, y que los planificadores pueden obtener información y aumentar la participación ciudadana a través de estos canales de redes sociales. Sin embargo, los autores no han encontrado, hasta donde saben, ninguna investigación que haya utilizado Big Data geolocalizado para comparar la percepción de los servicios de micromovilidad en diferentes ciudades. Tampoco se han encontrado estudios que hayan utilizado estas nuevas fuentes de datos para comparar el surgimiento de los VMP frente al ciclismo tradicional. Este trabajo tiene como objetivo explorar el uso de datos de redes sociales para comparar lo que está sucediendo en la realidad en varias ciudades con lo que dicen los informes oficiales sobre la micromovilidad y transformar ambas fuentes de datos en información que proporcione el estado de las infraestructuras de micromovilidad de las ciudades desde diferentes ángulos.

3. Casos de estudio, datos y metodología

3.1. Casos de estudio

Este estudio se centra en 14 Grandes Áreas Urbanas (GAU) de España delimitadas por el MITMA. Estas áreas se establecen alrededor de un municipio principal con al menos 50.000 habitantes y una serie de municipios metropolitanos con un mínimo de 1000 habitantes (Ministerio de Transportes, Movilidad y Agenda Urbana, 2021). Al utilizar las GAU como área de estudio, se excluyen tuits no relacionados con la micromovilidad urbana, como por ejemplo el ciclismo de montaña o el senderismo. Esto reduce el sesgo de tener opiniones no relacionadas con problemas urbanos en el conjunto de datos.

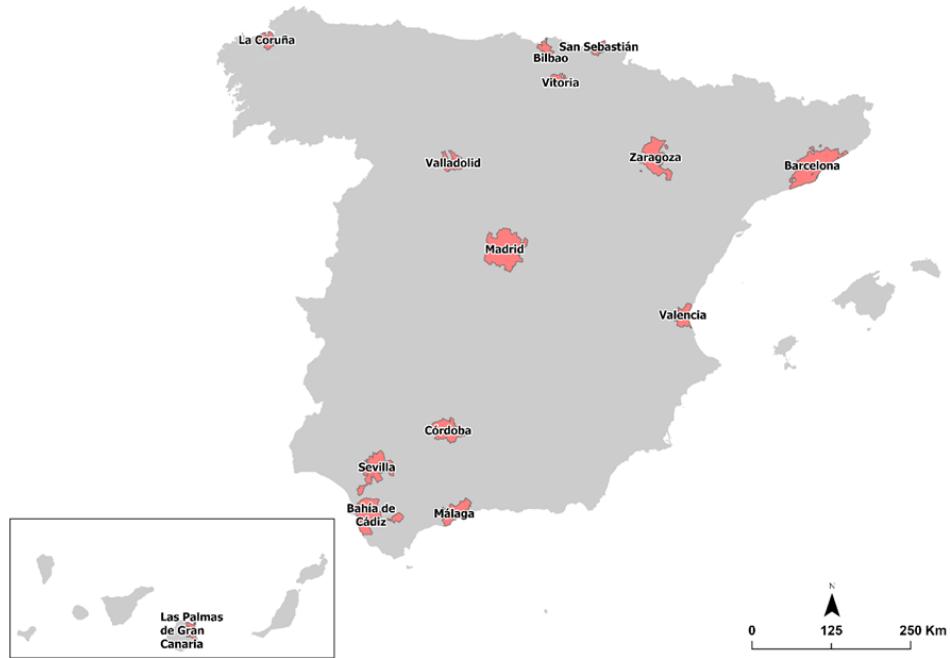
Las GAU seleccionadas se corresponden con las 14 ciudades estudiadas en el informe realizado por la OCU en 2021. Son las 6 ciudades más pobladas del país (Madrid, Barcelona, Sevilla, Valencia, Málaga, Zaragoza) y otras 8 ciudades donde el ciclismo tiene una importancia especial (Bilbao, Vitoria, San Sebastián, Córdoba, Cádiz, La Coruña, Valladolid y Las Palmas de Gran Canaria) (Figura 1). Esto proporciona una base sobre la cual comparar los resultados obtenidos de las redes sociales. Una diferencia, sin embargo, está en la escala del estudio: el informe de la ONU se centra en ciudades, mientras que esta investigación tiene en cuenta la conexión ciclista entre los diferentes municipios que conforman un área metropolitana.

3.2. Datos

La base de datos inicial contenía un total de 200.816 tuits producidos por 55.357 usuarios ubicados en España. Estos tuits comprenden un período temporal de seis años (del 1 de enero de 2017 al 31 de diciembre de 2022). Los tuits se descargaron utilizando la biblioteca de Python *twarc2*. Al usar esta biblioteca, solo se descargaron tuits con coordenadas espaciales. Estas coordenadas corresponden con la latitud y longitud del centroide del municipio donde se generó el tuit.

Se utilizaron una serie de palabras clave relacionadas con la micromovilidad para filtrar y descargar directamente los tuits relacionados con el tema de estudio en la base de datos inicial (Tabla 1). Solo se descargaron tuits cuyo campo de idioma correspondía al español. Cada tuit incluye además un campo de fecha. De manera adicional, se creó un campo de tema principal según el tipo de palabra clave encontrada, clasificando los tuits en cuatro categorías: micromovilidad en general, bicicletas, VMP o tuits que contienen palabras relacionadas tanto con las bicicletas como con los VMP.

Figura 1. Grandes Áreas Urbanas (GAU) analizadas en este trabajo.



Fuente: MITMA.

Esta base de datos inicial se almacenó en una geodatabase de ArcGIS Pro. Cada registro se transformó en un punto utilizando los campos de longitud y latitud. Luego, mediante una operación de unión espacial, los registros se fusionaron con la capa de GAU descargada del MITMA. De esta manera, se incorporaron los datos de las GAU correspondientes a cada tuit y las ubicaciones de cada tuit se generalizaron a áreas geográficas más amplias, fortaleciendo la anonimización de los datos. Posteriormente, se extrajeron los tuits ubicados dentro de las 14 GAU de estudio. Luego se aplicó un filtro de usuarios que han publicado más de 1000 tuits para eliminar posibles cuentas de bots o cuentas institucionales. La base de datos final consta de 113.444 tuits publicados por 30.978 usuarios, reteniendo el 55,96% de los usuarios de la base de datos inicial.

Tabla 1. Palabras clave utilizadas en la descarga de tuits.

Tema	Palabras clave
Micromovilidad	Micromovilidad, movilidad personal, movilidad sostenible, no motorizado, no motorizados
Bicicletas	Bici, bicis, bicicleta, bicicletas, bike, bikes, bici eléctrica, bicis eléctricas, bicicleta eléctrica, bicicletas eléctricas, e-bike, e-bikes, bicisharing, ciclista, ciclistas, carril bici, carriles bici, carril ciclista, bicicletero, bicicleteros, sevici, sebici, bicimad, bicing, valenbisi
VMP	Patín, patines, patinete, patinetes, scooter, scooters, e-scooter, e-scooters, segway, segways, PMV, aeropatín, aeropatinet, hoverboard, hoverboards, monociclo, monociclos, skateboard, skateboards, skate, skates, smartwheel, autoequilibrado, autoequilibrada, autoequilibrados, autoequilibradas, voi, lime

La capa de geometría de las GAU se descargó del portal de datos abiertos del MITMA (Ministerio de Transportes y Movilidad Sostenible, 2022). La información temática para cada GAU (Tabla 2) se extrajo del Atlas Digital de las Áreas Urbanas (Ministerio de Vivienda y Agenda Urbana, 2022).

Tabla 2. Variables temáticas utilizadas en este trabajo, según la característica que evalúan y el modelo de regresión lineal de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) aplicado

Variable	Característica	Modelo MCO
Población desplazándose en bicicleta	Movilidad	1
Densidad de viviendas en hectáreas	Demográfica	2
Población activa	Socioeconómica	2
Porcentaje de habitantes desplazándose en vehículo privado	Movilidad	2
Porcentajes de habitantes realizando tiempos de viaje menores a 30 minutos	Movilidad	2

3.3. Metodología

Se realizaron análisis espacio-temporales y temáticos de los datos utilizando técnicas de exploración estadística, visualización gráfica y cartográfica. Las variables temáticas mencionadas en la Tabla 2 se agregaron a los tuits y se realizó un modelo de regresión lineal de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) para estudiar la relación entre el número de usuarios de Twitter que publicaron mensajes relacionados con las bicicletas y el número de habitantes que se desplazaron en este vehículo.

Un segundo modelo MCO fue realizado teniendo como variable dependiente el número de usuarios de Twitter y como variables explicativas las cuatro características recopiladas en la Tabla 2. Se probó una quinta variable explicativa (valor tasado de la vivienda), pero se descartó después de presentar un alto valor de Factor de Inflación de la Varianza (VIF) de 23,34, lo que indicaba una colinealidad muy alta con el valor de la población activa (valor VIF de 13,57). En ambos modelos MCO, se realizó un análisis de autocorrelación espacial de Moran I para visualizar si los residuos presentaban patrones espaciales en su distribución.

Para el análisis de sentimientos, se desarrolló un script en RStudio para procesar y evaluar los textos de los tuits. La primera parte consistió en la limpieza del texto: conversión de todas las letras a minúsculas; eliminación de acentos, símbolos de puntuación, caracteres extraños y enlaces URL; y limpieza de palabras vacías mediante una lista de referencia. Una vez limpiados, se aplicó un proceso de *tokenización*: separación de los textos en palabras individuales. Luego se utilizó un diccionario basado en el léxico NRC, donde cada palabra tiene una puntuación positiva (+1) o negativa (-1). Una vez asignados los valores de sentimiento a cada *token*, se agruparon por identificador de tuit, obteniendo cada texto un valor final. Los tuits con varias palabras con sentimiento negativo tienen una puntuación negativa más alta, ya que reflejan una mayor carga emocional, mientras que los tuits con menos palabras negativas pueden considerarse expresiones más concisas de ese sentimiento (Tabla 3).

Tabla 3. Ejemplos de tuits con una puntuación de sentimiento. En negrita se indican las palabras que justifican la puntuación otorgada.

Tuit	Sentimiento	Puntuación
El otro mensaje dicho por gente estúpida, de usar las bicicletas sin control, es peligroso, desagradable y prácticamente imposible hasta que haya una red de carriles segregados. Me parece muy dañino y nocivo	Negativo	-5
Ir en bicicleta por Gran Vía solía ser horrible y ahora es peligroso e imposible	Negativo	-3
Hoy fui en bici a la piscina	Neutral	0
Ir en bici por Sevilla de noche tiene que estar entre mis diez cosas favoritas de la vida	Positivo	1
Hermoso domingo y clima perfecto para un paseo en bicicleta con la familia en #madridrio Las bicis eran nuevas y bien mantenidas	Positivo	3

Para abordar los diferentes niveles de actividad de los usuarios, los tuits se agruparon por identificador de usuario, obteniendo un valor de puntuación promedio para cada usuario de Twitter. Luego, todos los usuarios se agruparon por la GAU desde donde publicaron sus mensajes para calcular un valor de sentimiento promedio G, que es la puntuación individual y final utilizada para reflejar el nivel sentimental en cada GAU. Este número G se calculó utilizando la siguiente fórmula:

$$G = \left(\frac{\sum_{i=1}^N X_i}{N} * 10 \right) + 5$$

Donde es el valor de sentimiento promedio para los tuits de la GAU individual, representa la suma de todos los valores en todas las GAU, y es el número total de GAU. Una vez obtenido el valor de sentimiento promedio de cada GAU, dicho valor se multiplicó por 10 para ajustar los resultados en una escala de 0 a 10, y posteriormente se agregó un 5 adicional a las puntuaciones obtenidas para desplazarlas adecuadamente dentro de la escala deseada, donde una puntuación inferior a 5 se considera un valor suspenso.

Por último, se realizó un análisis de correlación entre los valores calculados y las puntuaciones otorgadas por la OCU para estudiar la concordancia entre la evaluación de la infraestructura ciclista realizada por esta organización y la percepción de los usuarios de Twitter respecto a la micromovilidad. Es importante señalar que las infraestructuras ciclistas son compartidas tanto por las bicicletas como por los VMP, y son un tema importante de la micromovilidad en general. Las puntuaciones obtenidas de Twitter se basan en quejas e informes que afectan a ambos tipos de transporte y reflejan cómo los usuarios experimentan y se relacionan con esta infraestructura compartida calificada por la OCU.

4. Resultados

4.1. Análisis temático y espacial-temporal de los datos de Twitter

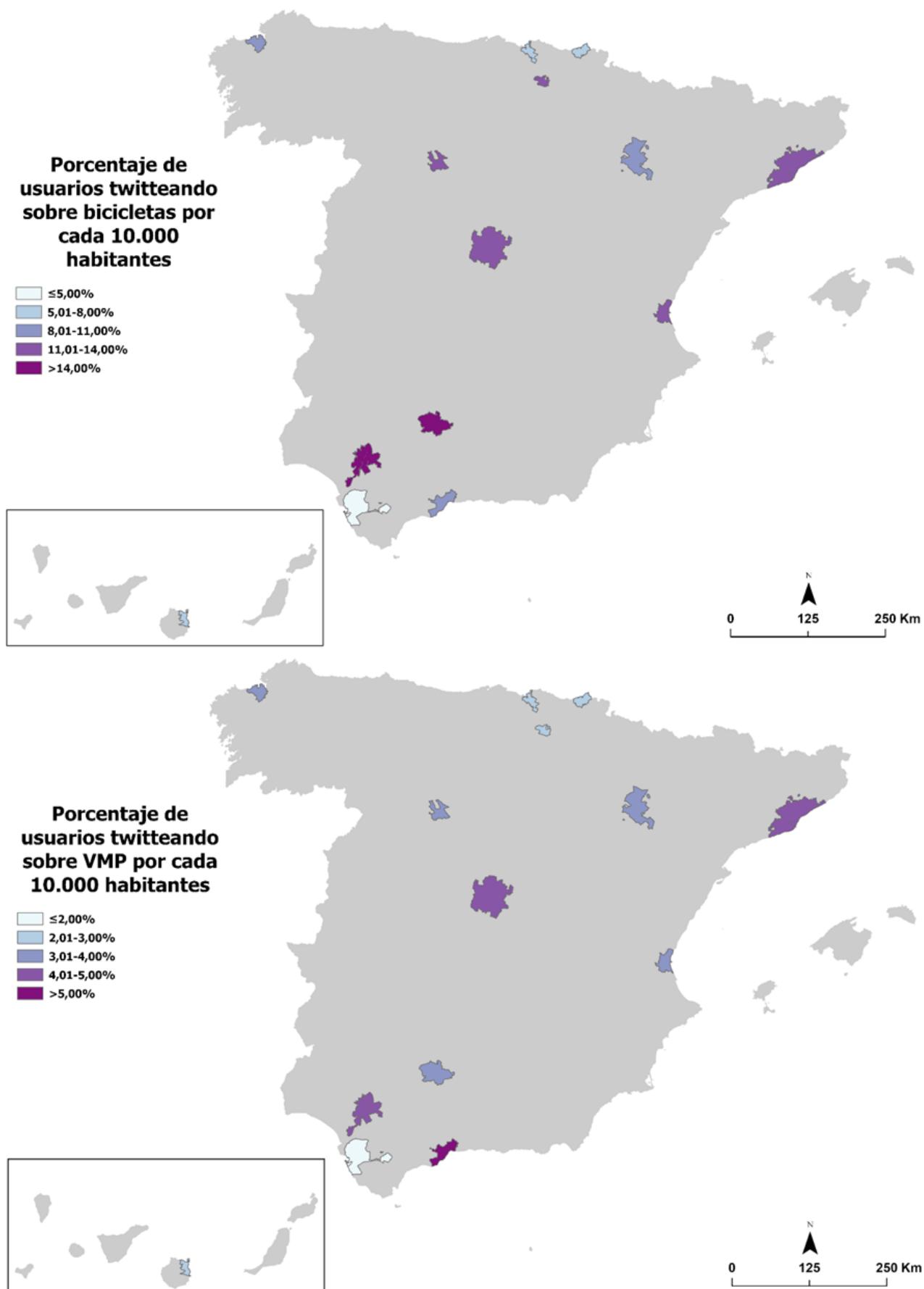
Las bicicletas son el tema principal comentado en Twitter, componiendo el 81,14% de la muestra. El 69,67% de los usuarios han publicado mensajes sobre este modo de transporte, mientras que el 23,38% de los usuarios han comentado sobre los VMP, siendo este tema encontrado en el 15,43% de los tuits en la base de datos. Un número menor de usuarios ha escrito tuits con contenido relacionado tanto con el ciclismo como con los VMP, mientras que los mensajes que discuten la micromovilidad en general, independientemente del vehículo de transporte utilizado, son los más escasos en la muestra (Tabla 4).

Tabla 4. Número de tuits y usuarios por tema principal.

Tema	Tuits	% de tuits	Usuarios	% de usuarios
Bicicletas	92.057	81,14	24.856	69,67
VMP	17.511	15,43	8.344	23,38
Ambos	2.702	2,39	1.746	4,90
Micromovilidad	1.174	1,04	729	2,05
Bicicletas	92.057	81,14	24.856	69,67

En el período de tiempo analizado a escala semanal desde enero de 2017 hasta diciembre de 2022, el número de usuarios de Twitter que publicaron mensajes relacionados con las bicicletas ha fluctuado constantemente entre 200 y 600 usuarios, con un mayor número en mayo, junio y septiembre, y un menor número en enero, julio, agosto y diciembre. La calidad del clima y el aumento del turismo en los primeros meses mencionados y el clima adverso en los meses del segundo grupo pueden ser las principales razones de estos patrones temporales, que muestran también diferencias según las GAU analizadas (Figura 2).

Figura 2. Proporción de usuarios de Twitter por cada 10.000 habitantes por tema de transporte (bicicletas arriba; VMP abajo) y GAU.

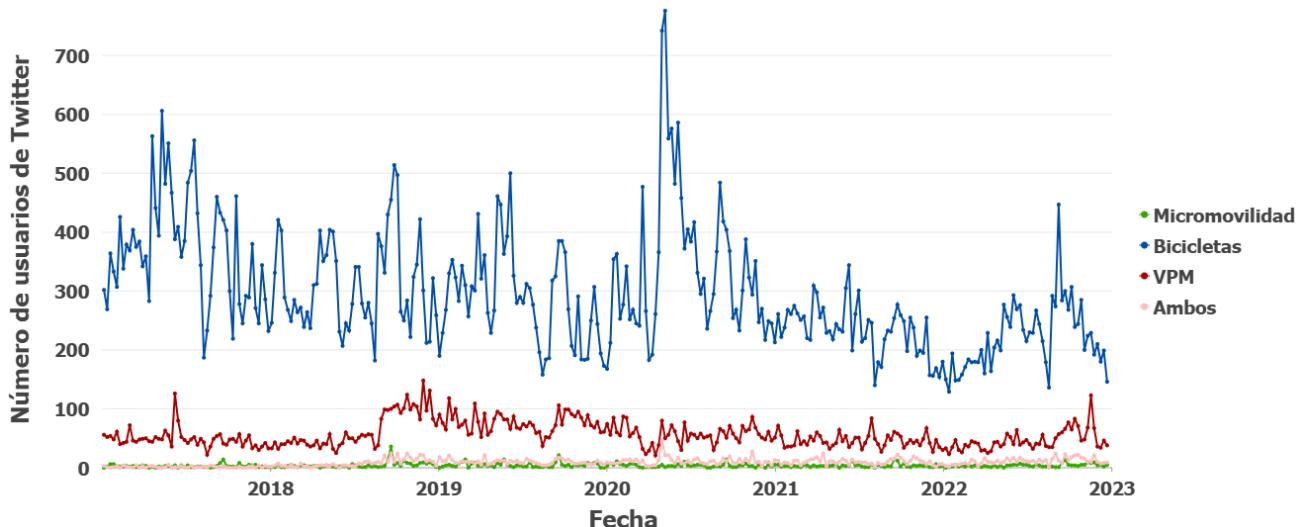


Fuente: elaboración propia.

El período entre marzo y mayo de 2020 fue cuando más usuarios escribieron sobre temas relacionados con las bicicletas. Este fue el período en el que comenzó la pandemia causada por el virus COVID-19 y se implementaron medidas de confinamiento en España, reduciéndose el uso del transporte público. En este panorama, la micromovilidad surgió como una alternativa más segura debido a la necesidad de distanciamiento social. La mayor cobertura mediática y las discusiones en línea llevaron a un aumento temporal en los tuits sobre bicicletas. Alrededor de la primera mitad de 2022, el país ya había vuelto a un estado de normalidad, el transporte público se recuperó y la movilidad en bicicleta había vuelto a sus valores normales. Sin embargo, el número de usuarios que escribieron sobre temas de bicicleta fue menor que en los años anteriores a 2020, posiblemente debido a la falta de mejoras significativas en la micromovilidad.

Debido al menor número de tuits, el número de usuarios que publicaron mensajes relacionados con los VMP ha sido más estable durante todo el período de estudio, aunque se puede observar un aumento significativo de usuarios desde el verano de 2018, cuando los VMP comenzaron a surgir en las ciudades españolas y los diferentes operadores y empresas comenzaron a ofrecer sus servicios. Aunque los VMP también se vieron afectados por la pandemia causada por el COVID-19, el número de usuarios en los años 2021 y 2022 está cerca del número de usuarios que escribieron en 2019. La mejor retención del interés puede deberse a la actividad constante de las empresas, lo que se traduce tanto en comentarios positivos (disponibilidad de modos de transporte personal alternativos a la bicicleta) como negativos (problemas causados por los VMP, destacando conflictos con la población peatonal en áreas con peor infraestructura ciclista) (Figura 3).

Figura 3. Número de usuarios de Twitter por tema principal agregado por semana.

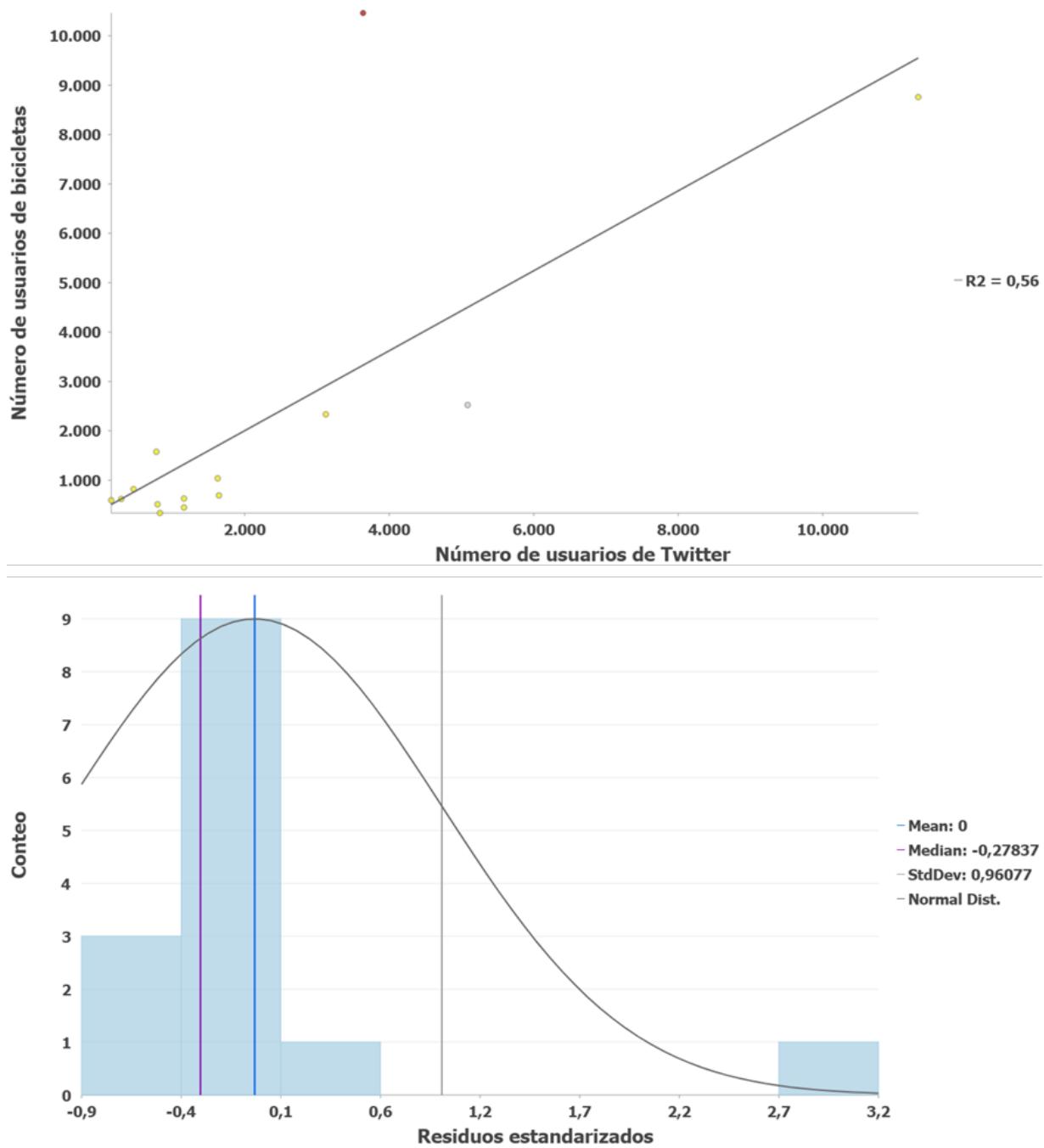


Fuente: elaboración propia.

4.2. Validación de los datos

El análisis MCO realizado entre la población ciclista (según los datos del Atlas Digital de Áreas Urbanas) y el número de usuarios de Twitter que han publicado mensajes relacionados con las bicicletas presenta una pendiente positiva (hay un mayor número de usuarios de Twitter en ciudades con más usuarios de bicicleta) y un valor R^2 de 0,56, un ajuste bastante alto con la realidad. Sin embargo, si no se tienen en cuenta los datos de la GAU de Madrid, el ajuste del modelo aumenta a 0,93, lo que indica que los datos de Twitter se ajustan casi perfectamente a la realidad, con la excepción de Madrid, que presenta un volumen mucho mayor de usuarios de Twitter que usuarios que realmente se desplazan en bicicleta. En el histograma, la mayoría de los residuos se concentran cerca del valor 0 y el valor de variación estándar es bajo, lo que es una buena señal en términos de ajuste del modelo.

Figura 4. Gráfico de dispersión (arriba) e histograma de residuos estandarizados (abajo) de la relación entre el número de viajeros desplazándose en bicicleta y el número de usuarios de Twitter.



Fuente: elaboración propia.

La distribución de los residuos se aproxima a la distribución normal pero ligeramente sesgada a la izquierda, lo que significa que hay una muy ligera subestimación de los usuarios de Twitter en comparación con el número de usuarios de bicicleta. El valor residual prominente en el extremo derecho del histograma corresponde con Madrid como el valor atípico significativo (Figura 4), que presenta una fuerte sobreestimación de usuarios de Twitter.

El coeficiente Jarque-Bera confirma que los valores residuales no siguen una distribución normal si se incluye Madrid. Sin embargo, eliminar Madrid asegura que los valores residuales se distribuyan normalmente. Los coeficientes de Akaike y Joint-F indican un buen ajuste del modelo, con una mejor capacidad para ajustarse sin la GAU de Madrid. El coeficiente Koenker señala que el modelo no tiene heterocedasticidad significativa, mientras que el valor p de la prueba chi-cuadrado sugiere que no hay suficiente evidencia para rechazar la hipótesis nula de que el modelo no tiene poder predictivo significativo. El error estándar, el puntaje t -estadístico y el valor significativo del coeficiente de probabilidad (con valores p menores que 0,05) indican que el número de ciclistas tiene un efecto estadísticamente significativo sobre la cantidad de usuarios de Twitter en cada ciudad. La prueba de Moran I explica que no hay autocorrelación espacial significativa en los resultados, ya que el valor p es mayor que 0,05 (Tabla 5).

Tabla 5. Parámetros del primer modelo MCO.

Coeficiente	Valor (todas las GAU)	Valor (sin Madrid)
Número de observaciones	14	13
R ²	0,56	0,93
R ² ajustado	0,52	0,93
Akaike	261,82	209,33
Joint F	15,04	164,58
Koenker	0,34	1,10
Jarque-Bera	49,96	0,14
Prob(>chi-cuadrado), (1) grados de libertad	0,55	0,29
Coeficiente de estimación	0,80	0,71
Error estándar	0,20	0,05
T-estadístico.	3,87	12,82
Probabilidad	0,00	0,00
Índice Moran I	-0,09	-0,17

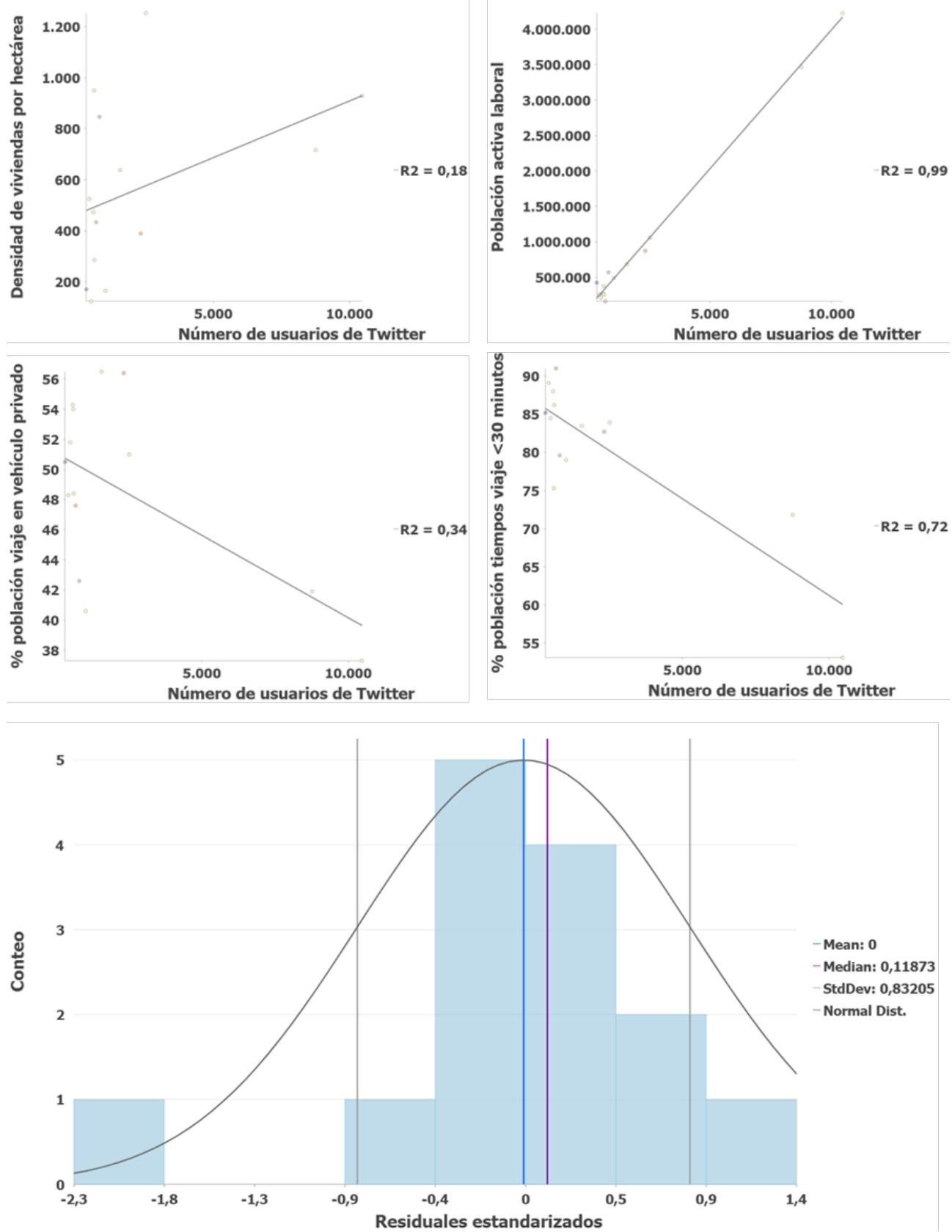
4.3. Relación entre los usuarios de Twitter y las variables socioeconómicas y de movilidad

Los resultados del segundo modelo MCO muestran un ajuste casi perfecto (valor R² de 0,98). La variable de población activa presenta una pendiente positiva y una correlación directa con la distribución de los usuarios de Twitter. El coeficiente nulo refleja un efecto insignificante sobre la variable dependiente. La densidad de hogares tiene una pendiente positiva, coeficiente negativo y valor bajo de R², lo que indica un aumento positivo pero débil de usuarios de Twitter en áreas con menos viviendas. El porcentaje de residentes que viajan en vehículo privado tiene una pendiente negativa, coeficiente positivo y valor R² bajo, mostrando una relación moderada donde hay una disminución en el número de usuarios de Twitter en ciudades con más habitantes que se desplazan en automóvil. Por último, hay un coeficiente positivo y una fuerte relación negativa entre el número de usuarios de Twitter y el porcentaje de habitantes que se desplazan en menos de 30 minutos, lo que sugiere que hay menos usuarios de Twitter en ciudades con tiempos de viaje más cortos. Esto puede deberse a que hay un mayor número de quejas en ciudades con tiempos de viaje más largos (Figura 5). Los valores t-estadístico y de probabilidad muestran que la población activa y el porcentaje de residentes que se desplazan en tiempos menores de 30 minutos son estadísticamente significativos (Tabla 6).

Tabla 6. Parámetros individuales de las variables utilizadas en el segundo modelo MCO.

Variable	Coeficiente de estimación	Error estándar	T-estadístico	Probabilidad	VIF
Densidad de viviendas en hectáreas	-0,13	0,26	-0,51	0,53	1,32
Población activa	0,00	0,00	20,94	0,00	4,45
Porcentaje de habitantes desplazándose en vehículo privado	10,38	16,85	0,61	0,38	1,72
Porcentajes de habitantes realizando tiempos de viaje menores a 30 minutos	21,73	17,30	1,25	0,04	4,51

Figura 5. Gráficos de dispersión (arriba) e histograma de residuos estandarizados (abajo) de la relación entre las variables utilizadas en el segundo modelo MCO y el número de usuarios de Twitter.

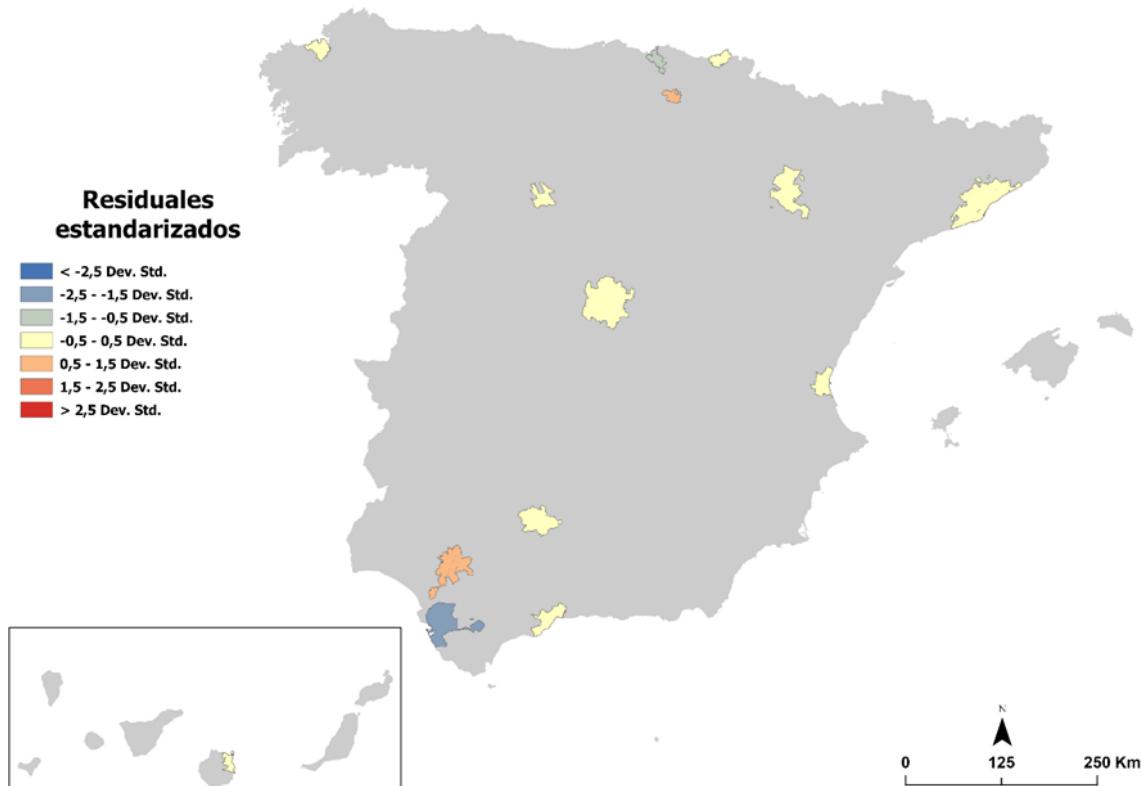


Fuente: elaboración propia.

Como se puede ver en el histograma (Figura 5), el modelo está bien ajustado: valor medio cercano a 0; valor de variación estándar bajo; distribución de residuos que se aproxima a la distribución normal con un sesgo muy leve hacia la derecha, lo que significa una muy ligera subestimación del poder explicativo de las variables. Esto se traduce en comportamientos similares en la mayoría de las ciudades, con algunas excepciones. La principal anomalía se encuentra en el valor residual ubicado en el extremo izquierdo del histograma, que

representa la Bahía de Cádiz. Esta GAU presenta una importante subestimación del número de usuarios de Twitter en la relación con las variables de densidad de hogares y población activa. Esto se debe a su carácter especial policéntrico, a diferencia de las otras GAU de estudio. En menor medida, también se observan comportamientos diferentes en Bilbao (GAU pequeña y densamente poblada con bajos tiempos de viaje y reducido uso de automóvil), Vitoria (GAU pequeña y densamente poblada con altos tiempos de viaje) y Sevilla (GAU extensa, dispersa, con alto uso de automóvil y altos tiempos de viaje causados por la falta de servicios de transporte público, como una red de metro completa) (Figura 6).

Figura 6. Cartografía de residuos estandarizados obtenidos en el segundo modelo MCO.



Fuente: elaboración propia.

El alto valor de Joint F indica que el modelo es globalmente significativo. El coeficiente Koenker señala una falta de heterocedasticidad, mientras que el coeficiente Jarque-Bera explica que los valores residuales tienen una baja probabilidad de no seguir una distribución normal. El valor p de la prueba chi-cuadrado sugiere que no hay evidencia significativa para rechazar la hipótesis nula de normalidad de los residuos. El índice Moran I indica una dispersión espacial en los residuos. En general, el modelo tiene un excelente ajuste y una alta significancia global (Tabla 7).

Tabla 7. Parámetros del segundo modelo MCO.

Coeficiente	Valor
Número de observaciones	14
R ²	0,56
R ² ajustado	0,52
Akaike	261,82
Joint F	15,04
Koenker	0,34
Jarque-Bera	49,96
Prob(>chi-cuadrado), (1) grados de libertad	0,55
Coeficiente de estimación	0,80
Error estándar	0,20
T-estadístico.	3,87
Probabilidad	0,00
Índice Moran I	-0,09

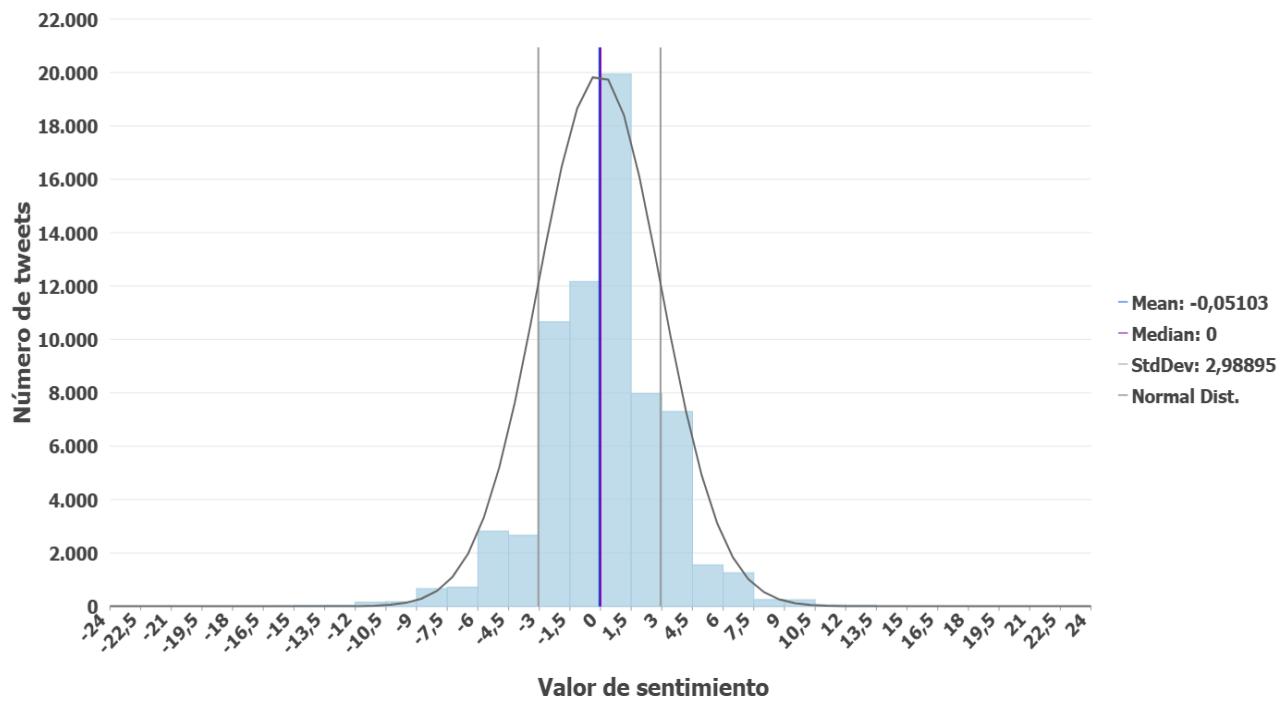
4.4. Análisis de sentimientos

El análisis de la muestra revela información significativa sobre el sentimiento público durante el período de estudio. Los 113.444 tuits se clasifican en tres grupos: 45.343 tuits con sentimiento negativo (39,97% del total), 21.697 tuits con sentimiento neutral (19,13%) y 46.404 tuits con sentimiento positivo (40,90%). A pesar del predominio de tuits con sentimiento positivo, el valor general del sentimiento es ligeramente negativo, situándose en una media de -0.05. Este resultado aparentemente contradictorio surge de la distribución de la intensidad del sentimiento: una parte sustancial de los tuits etiquetados como positivos poseen un valor de sentimiento inferior a 2, mientras que un mayor número de tuits etiquetados como negativos exhiben valores de sentimiento menores que -2. Esta distribución sesgada se alinea con la naturaleza típica del contenido compartido en Twitter, donde los usuarios publican con frecuencia actualizaciones informativas, informes y quejas (Figura 7).

Al analizar la puntuación para cada tema, los tuits cuyo tema es la micromovilidad en general (mensajes que hablan sobre la importancia de estos modos de transporte en temas de sostenibilidad y accesibilidad) tienen la mejor puntuación (2.93), mientras que los tuits que involucran tanto ciclismo como VMP (mensajes que informan problemas de infraestructura o problemas sufridos por peatones) tienen la peor puntuación (-0.51). Los dos modos principales de transporte tienden a tener una puntuación neutral, pero se puede observar una puntuación ligeramente positiva para los VMP (0.23) y una puntuación ligeramente negativa para el ciclismo (-0.14).

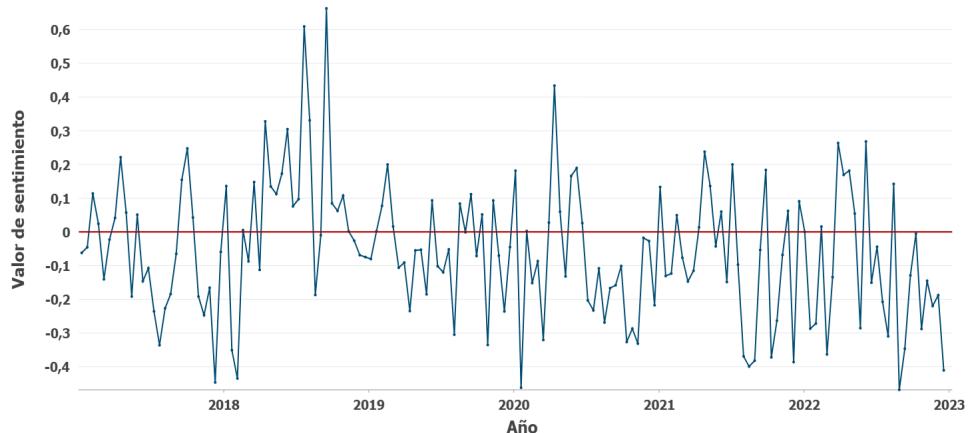
A lo largo del período de estudio, los tuits que expresan sentimientos positivos tienden a agruparse alrededor de marcos temporales específicos, como el verano de 2018 (coincidiendo con un aumento en el uso de VMP) y la primavera de 2020, durante el confinamiento por COVID-19 en España, cuando la micromovilidad ganó prominencia como alternativa al transporte privado. Por otro lado, los sentimientos negativos, aunque ligeramente menos frecuentes, están más distribuidos uniformemente en el tiempo. Este patrón refleja el papel continuo de Twitter como plataforma para informar problemas y expresar quejas. Notablemente, los años 2019 y 2022 exhiben una mayor concentración de días con sentimiento negativo. Esta tendencia puede atribuirse a los desafíos asociados con la rápida proliferación de los VMP, el mal estado de los carriles bici o el uso controvertido de la micromovilidad como herramienta política durante las campañas electorales (Figura 8).

Figura 7. Histograma con la distribución de los valores de sentimiento de los tuits.



Fuente: elaboración propia.

Figura 8. Evolución del valor de sentimiento de los tuits en el tiempo.



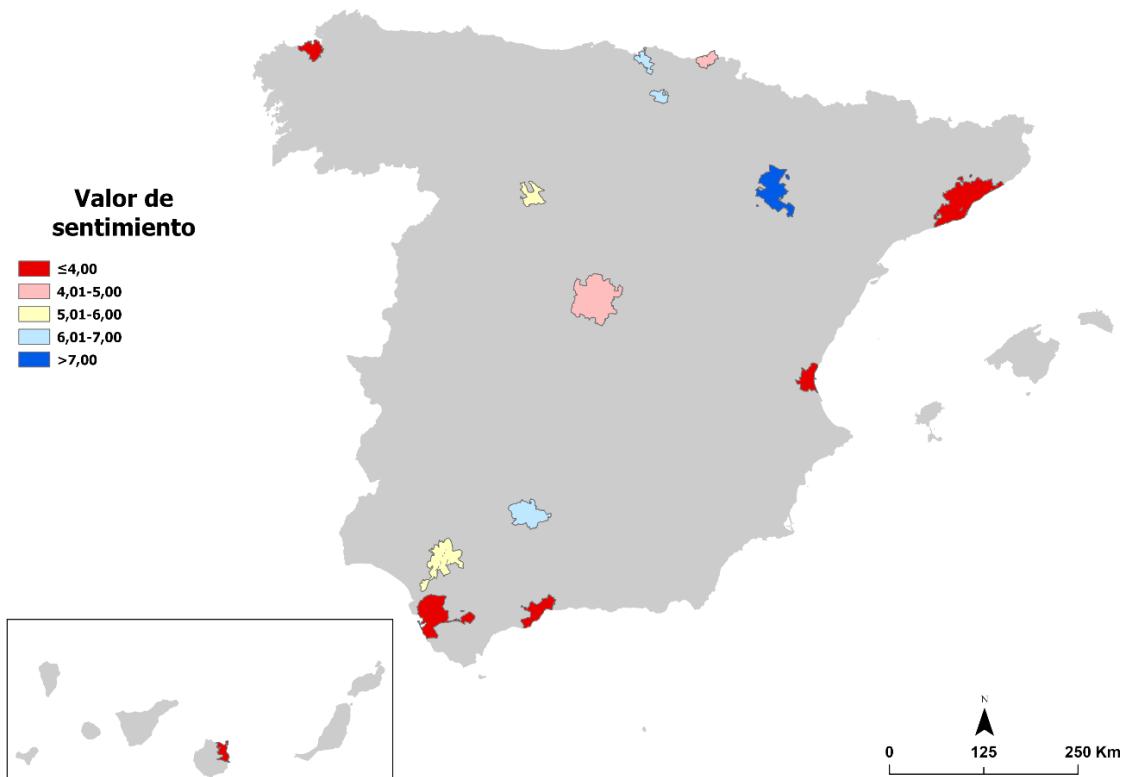
Fuente: elaboración propia.

De las 14 GAU, solo la mitad tienen una puntuación positiva (considerando 5 como el equivalente para un valor de sentimiento neutral de 0), estando casi todas ellas ubicadas en el interior de la península. Las ciudades del País Vasco y las dos ciudades del valle del Guadalquivir destacan en esta lista de aprobados. Solo 4 GAU tienen una puntuación superior a 6, y solo Zaragoza tiene una puntuación superior a 7. Las GAU con la peor evaluación son las ciudades costeras del país, con la excepción de las ciudades del País Vasco mencionadas anteriormente. Madrid es la única ciudad en el interior de la península con una puntuación negativa (Figura 9).

Al comparar las puntuaciones obtenidas en Twitter con las puntuaciones otorgadas por la OCU, se observó una correlación nula (valor R^2 de 0,01). Esto puede deberse a que, mientras que las puntuaciones de la OCU se basan en criterios objetivos como la calidad de la infraestructura ciclista, las puntuaciones de Twitter reflejan sentimientos subjetivos influenciados por diversos factores más allá de la condición real de la infraestructura, como eventos recientes, experiencias personales o incluso frustraciones temporales.

Según la combinación de las puntuaciones de ambas fuentes de datos, casi la mitad de las GAU tienen una puntuación positiva baja (de 5 a 6). Vitoria, Sevilla y Zaragoza son las ciudades mejor calificadas, con un balance más positivo entre la calidad de la infraestructura y el servicio que ofrecen. Mientras tanto, La Coruña, Málaga y Madrid son las ciudades peor calificadas, con críticas negativas tanto en su infraestructura como en sus servicios (Tabla 8).

Figura 9. Puntuación de las GAU a partir de los datos de sentimientos de Twitter.



Fuente: elaboración propia.

Tabla 8. Puntuaciones de las 14 GAU en función de la fuente de datos.

GAU	Puntuación OCU	Puntuación Twitter	Puntuación promedio
Vitoria	9,42	6,79	8,11
Sevilla	9,14	5,40	7,27
Zaragoza	6,28	7,63	6,95
Valencia	8,85	3,56	6,21
San Sebastián	6,57	5,00	5,79
Barcelona	8,57	2,86	5,72
Bilbao	4,28	6,47	5,38
Valladolid	4,85	5,52	5,19
Bahía de Cádiz	6,28	3,90	5,09
Córdoba	3,42	6,70	5,06
Las Palmas	6,00	3,38	4,69
Madrid	2,28	4,85	3,57
Málaga	4,00	2,72	3,36
La Coruña	2,28	3,40	2,84

5. Discusión

Los resultados muestran que la bicicleta sigue siendo el principal modo de micromovilidad comentado por los usuarios de Twitter, aunque los VMP han tenido un crecimiento progresivo desde 2019. Sin embargo, ambos modos de transporte sufrieron el impacto causado por la pandemia provocada por la COVID-19. Los tuits sobre micromovilidad ganaron impulso, ya que las personas estaban limitadas a moverse en automóviles y transporte público, lo que llevó a un aumento de los desplazamientos en micromovilidad y, por lo tanto, del interés en este modo de transporte. Este cambio modal no se sostuvo y el número de tuits sobre micromovilidad disminuyó una vez terminó la pandemia, lo que evidencia que actualmente los ciudadanos están nuevamente utilizando vehículos privados para desplazarse. Esto debería constituir un tema de reflexión y acción para la planificación de medios de transporte sostenibles.

Los hallazgos también indican un buen ajuste entre los datos oficiales sobre el número de usuarios de bicicleta y la distribución espacial de los usuarios de Twitter. En general, el modelo MCO no indica ningún problema con la distribución normal de los valores residuales y el ajuste general del modelo, pero la fuerte sobreestimación de usuarios de Twitter en Madrid puede afectar negativamente al modelo. También hay una fuerte relación entre la distribución espacial de los usuarios y la población activa, mientras que la relación con el número de hogares es débil. Esto permite establecer un perfil de usuarios activos, que viajan al trabajo utilizando vehículos de micromovilidad y tienden a informar en su lugar de trabajo sus opiniones y experiencias sobre los servicios ofrecidos.

Se pueden elaborar tres perfiles de áreas urbanas: el primero es el de GAU densamente pobladas que tienen tiempos cortos de viaje debido al desarrollo de redes ciclistas o la presencia de otros sistemas de transporte público, lo que a su vez conduce a una reducción en el uso del transporte privado (Madrid, Barcelona, Valencia, Zaragoza, Málaga). El segundo es el de GAU con una población más pequeña, que a su vez tiene menos servicios de transporte público y mayores tiempos de viaje y uso de automóvil (La Coruña, San Sebastián, Valladolid, Córdoba, Las Palmas). El tercero corresponde a GAU que, debido a su alto desarrollo de modos de transporte y bajos tiempos de viaje (Bilbao), su falta de modos de transporte público para una gran población (Sevilla), sus altos tiempos de viaje causados por problemas en los servicios (Vitoria) o su naturaleza policéntrica (Cádiz) no encajan en los dos primeros perfiles.

En cuanto al análisis de sentimientos, ha sido posible visualizar una relación entre los sentimientos de los usuarios de Twitter y momentos temporales que han afectado a la micromovilidad, visualizando claramente el impacto del COVID-19 en la movilidad. Espacialmente, la puntuación de las ciudades basada en los sentimientos de los usuarios indica valores que rozan ligeramente el aprobado, aunque las GAU costeras cuentan con valores negativos. Estos resultados pueden deberse a que las ciudades costeras son áreas más densamente pobladas, con calles más antiguas y estrechas, que también suelen experimentar una afluencia significativa de turistas y un aumento en la demanda de servicios de micromovilidad, lo que lleva a experiencias más negativas. En contraste, las GAU del interior tienen puntuaciones positivas, con la excepción de Madrid, que tiene patrones demográficos y turísticos cercanos a las ciudades costeras debido a su situación como capital del país. Estas áreas interiores tienden a tener una mayor extensión, que conlleva una menor densidad de población y menos presión turística.

La correlación nula entre las puntuaciones de Twitter y los informes de la OCU tiene sentido, ya que las GAU costeras, cuyo servicio ha sido calificado como peor en Twitter, tienen infraestructuras más modernas y desarrolladas precisamente por su naturaleza turística. Este es el caso de Barcelona, una de las ciudades mejor calificadas por la OCU, pero la segunda peor puntuación en Twitter. Esta situación también se aplica a Valencia, Cádiz y Las Palmas, mientras que Málaga y La Coruña presentan bajas calificaciones tanto en sus infraestructuras como en sus servicios. Bilbao y San Sebastián también son GAU costeras, pero sus centros

históricos son modernos y no sufren una sobresaturación causada por el turismo, lo que les da puntuaciones positivas por parte de los usuarios de Twitter, a pesar de que las infraestructuras de Bilbao presentan una puntuación negativa.

Por otro lado, Sevilla y Zaragoza son grandes GAU del interior con buenas puntuaciones aplicadas de manera diferente. Sevilla tiene una infraestructura muy buena, pero sus servicios son inferiores debido a la falta de oferta en áreas densamente pobladas o el alto impacto turístico. Zaragoza tiene una muy buena tasa en los servicios que ofrece, aunque la red ciclista está sujeta a mejoras. Córdoba y Valladolid son GAU más pequeñas que carecen de infraestructuras desarrolladas (por ejemplo, falta de carriles bici en los centros históricos), pero al mismo tiempo sus servicios limitados no presentan tantos problemas y la experiencia de los usuarios es generalmente satisfactoria. Mientras que Vitoria también es pequeña, tiene una infraestructura muy desarrollada, lo que le da la mejor puntuación combinada. Por último, Madrid, con un comportamiento similar al de las ciudades costeras, tiene una puntuación de suspenso tanto por la OCU como por Twitter.

Mientras que la OCU solo ha calificado la funcionalidad de las infraestructuras ciclistas, los datos de Twitter también han tenido en cuenta otros factores, como la calidad del servicio, la disponibilidad de bicicletas, el desarrollo de planes o el efecto causado por bicicletas y patinetes en otros peatones. La combinación de ambas fuentes de datos muestra un panorama en el que la mayoría de las ciudades tienen una calificación de aprobado, pero con valores bajos, lo que señala que aún hay mucho por mejorar en la calidad y oferta de los servicios. Esta metodología puede ayudar a obtener un análisis rápido y a clasificar ciudades según sus medidas de movilidad sostenible. Y especialmente, lo hace considerando el aspecto más importante, las opiniones de los usuarios, lo que aumenta la participación y la gobernanza de los ciudadanos.

6. Conclusiones

Este estudio ha demostrado el valor de las nuevas fuentes de datos geolocalizados para estudios relacionados con la micromovilidad, mostrando que el proceso realizado es confiable y podría ayudar a realizar análisis con mayor frecuencia y a un coste menor. Los resultados obtenidos están alineados con estudios previos, ampliando el conocimiento sobre temas no cubiertos, como el establecimiento de diferencias entre ciudades según la percepción de los servicios de estos modos de transporte y su infraestructura o la influencia de ciertas variables demográficas, económicas o de movilidad. Los métodos utilizados pueden replicarse en otros contextos y pueden ayudar a los planificadores de transporte en áreas urbanas. Twitter es una plataforma que permite a sus usuarios hacer visibles los problemas o solicitar información sobre un servicio, lo que convierte a los textos de los tuits en una fuente interesante de datos para la gestión de políticas de movilidad, que pueden aprender de estas opiniones cómo mejorar los servicios ofrecidos en sus ciudades.

Sin embargo, el trabajo realizado presenta debilidades y desafíos a tener en cuenta. El principal desafío radica en el futuro de Twitter como fuente de datos. Hasta el verano de 2023 era posible descargar continuamente datos geolocalizados de Twitter. Sin embargo, las nuevas políticas de Elon Musk han transformado Twitter en una fuente privada, donde es necesario pagar una costosa tarifa mensual para poder descargar datos geolocalizados. Este inconveniente muestra la dependencia de las fuentes de datos geolocalizados y las empresas, que son las que deciden sobre el acceso a sus datos. Por lo tanto, a menos que las políticas de Twitter cambien nuevamente, es necesario buscar otras fuentes de datos geolocalizados disponibles de forma gratuita o a bajo costo. Afortunadamente, hay un número creciente de instituciones que son conscientes del enorme potencial de las nuevas fuentes basadas en el Big Data y, por lo tanto, comparten sus datos libremente, como el Ministerio de Transporte de España, que desde 2022 ha estado compartiendo registros diarios de teléfonos móviles.

Otro desafío se encuentra en la precisión del procesamiento y análisis de los textos. Los tuits son mensajes cortos que suelen usar abreviaturas y emoticonos, por lo que se necesitan métodos complementarios, como diccionarios de abreviaturas, para una mayor precisión. En este sentido, este trabajo ha elaborado un proceso de limpieza de textos donde se eliminan puntuaciones, abreviaturas, emojis o enlaces web que puedan afectar el análisis de sentimientos. Otro problema radica en los textos que contienen ironía o sarcasmo, lo que lleva a errores en el análisis de sentimientos y la necesidad de aplicar técnicas avanzadas de aprendizaje automático.

Otras limitaciones son los problemas de privacidad, que se minimizaron en este trabajo utilizando coordenadas del centroide de los municipios en lugar de coordenadas más precisas de la ubicación del usuario, y agregando los datos espaciales anónimizados a los polígonos de las GAU. El sesgo sociodemográfico de los usuarios de redes sociales es otro aspecto a tener en cuenta. Twitter es utilizado principalmente por usuarios de 20 a 39 años que pertenecen a un nivel socioeconómico medio o alto, mientras que otros grupos (especialmente niños y población anciana) rara vez usan estas plataformas. La validación de datos realizada en este trabajo ha indicado que este sesgo tuvo poco impacto en los resultados presentados, principalmente porque los grupos sociodemográficos que no suelen usar redes sociales generalmente no tienen los medios o la capacidad para usar vehículos de micromovilidad para desplazarse por su cuenta.

Las líneas futuras de investigación incluyen ampliar algunos análisis realizados en este estudio, como comparar tendencias temporales específicas entre GAU; realizar análisis de sentimientos más profundos, utilizando técnicas avanzadas de procesamiento de lenguaje natural y aprendizaje automático; la extensión de la metodología a otras ciudades fuera de España para comparar percepciones de micromovilidad internacionalmente y comprender diferencias en cultura e infraestructuras; o la integración con otros datos de movilidad para obtener una visión más completa y precisa de los patrones de uso y percepción de estos

sistemas de transporte, abriendo la puerta a la posibilidad de realizar análisis según diferentes características sociodemográficas como edad o nivel de renta.

Contribución de la autoría

Joaquín Osorio Arjona: Conceptualización, Metodología, Software, Validación, Análisis formal, Investigación, Recursos, Curación de datos, Redacción – borrador original, Visualización, Supervisión, Administración del proyecto. Daniela Arias Molinares: Conceptualización, Análisis formal, Investigación, Redacción – borrador original, Escribiendo – revisión y edición. Todos los autores han leído y aprobado la publicación del manuscrito.

Referencias bibliográficas

Arias-Molinares, D., García-Palomares, J. C., & Gutiérrez, J. (2023). Micromobility services before and after a global pandemic: impact on spatio-temporal travel patterns. *International Journal of Sustainable Transport*, 1-16. <https://doi.org/10.1080/15568318.2022.2147282>

Arias-Molinares, D., & García-Palomares, J. C. (2020). Shared mobility development as key for prompting mobility as a service (MaaS) in urban areas: The case of Madrid. *Case Studies on Transport Policy*, 8(3), 846-859. <https://doi.org/10.1016/j.cstp.2020.05.017>

Badia, E., & Jenelius, E. (2023). Shared e-scooter micromobility: review of use patterns, perceptions and environmental impacts. *Transport Reviews*, 43(5), 811-837. <https://doi.org/10.1080/01441647.2023.2171500>

Böcker, L., Anderson, E., Priya Uteng, T., & Thronsen, T. (2020). Bike sharing use in conjunction to public transport: Exploring spatiotemporal, age and gender dimensions in Oslo, Norway. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 138, 389-401. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2020.06.009>

Casas, I., & Delmelle, E. C. (2017). Tweeting about public transit – Gleaning public perceptions from a social media microblog. *Case Studies on Transport Policy*, 5(4), 634-642. <https://doi.org/10.1016/j.cstp.2017.08.004>

Cohen, A., & Shaheen, S. (2016). PAS Report 583: Planning for shared mobility. *American Planning Association*. <https://www.planning.org/publications/report/9107556/>

Collins, C., Hasan, S., & Ukkusuri, S. V. (2013). A novel transit rider satisfaction metric: Rider sentiments measured from online social media data. *Journal of Public Transport*, 16(2), 21-45. <https://doi.org/10.5038/2375-0901.16.2.2>

Comi, A., & Polimeni, A. (2024). Assessing potential sustainability benefits from micromobility: a new data driven approach. *European Transport Research Review*, 16(19). <https://doi.org/10.1186/s12544-024-00640-6>

Duran-Rodas, D., Villeneuve, D., & Wulffhorst, G. (2020). Bike-sharing: The good, the bad, and the future—an analysis of the public discussion on twitter. *European Journal of Transport and Infrastructure Research*, 20(4), 38-58. <https://doi.org/10.18757/ejtr.2020.20.4.5307>

El-Diraby, T., Shalaby, A., & Hosseini, M. (2019). Linking social, semantic and sentiment analyses to support modelling transit customers' satisfaction: Towards formal study of opinion dynamics. *Sustainable Cities and Society*, 49, 101578. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101578>

Feng, Y., Zhong, D., Sung, P., Zheng, W., Cao, Q., Luo, X., & Lu, Z. (2021). Micromobility in Smart Cities: a closer look at shared dockless E-Scooters via Big Social Data. *ICC 2021 – IEEE International Conference of Communications*. <https://doi.org/10.1109/ICC42927.2021.9500821>

Guo, Y., & Y. He, S. (2020). Built environment effects on the integration of dockless bike-sharing and the metro. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 83, 102335. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2020.102335>

Haghghi, N. N., Liu, X. C., Wei, R., Li, W., & Shao, H. (2018). Using Twitter data for transit performance assessment: A framework for evaluating transit riders' opinions about quality of service. *Public Transport*, 10(2), 363-377. <https://doi.org/10.1007/s12469-018-0184-4>

Hawelka, B., Sitko, I., Beinat, E., Sobolevsky, S., Kazakopoulos, P., & Ratti, C. (2014). Geo-located Twitter as proxy for global mobility patterns. *Cartography and Geographic Information Science*, 41(3), 260-271. <https://doi.org/10.1080/15230406.2014.890072>

Hosseini, M., El-Diraby, T., & Shalaby, A. (2018). Supporting sustainable system adoption: Socio-semantic analysis of transit rider debates on social media. *Sustainable Cities and Society*, 38, 123-136. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2017.12.025>

Huang, Q., & Wong, D. W. S. (2015). Modeling and visualizing regular human mobility patterns with uncertainty: an example using Twitter data. *Annals of the Association of American Geographers*, 105(6), 1179-1197. <https://doi.org/10.1080/00045608.2015.1081120>

Kocich, D. (2017). Multilingual sentiment mapping using twitter, Open source tools, and dictionary-based machine translation approach. *GIS Ostrava 2017*. https://doi.org/10.1007/978-3-319-61297-3_16

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.compenvurbssys.2016.04.002>

Leetaru, K., Wang, S., Cao, G., Padmanabhan, A., & Shook, E. (2013). Mapping the global Twitter heartbeat: The geography of Twitter. *First Monday*, 18(5). <https://doi.org/10.5210%2Ffm.v18i5.4366>

Liu, J., Zhao, K., Khan, S., Cameron, M., & Jurdak, R. (2015). Multi-scale population and mobility estimation with geo-tagged tweets. *2015 31st IE 2015 31st IEEE International Conference on Data Engineering Workshops*, 83-86. <https://doi.org/10.1109/ICDEW.2015.7129551>

Liu, Y., Ji, Y., Teng, T., & Timmermans, H. (2020). Understanding the determinants of young commuter's metro-bikeshare usage frequency using big data. *Travel Behaviour and Society*, 21, 121-130. <https://doi.org/10.1016/j.tbs.2020.06.007>

Manetti, G., Bellucci, M., & Bagnoli, L. (2017). Stakeholder engagement and public information through social media: A study of Canadian and American public transport agencies. *The American Review of Public Administration*, 47(8), 991-1009. <https://doi.org/10.1177/0275074016649260>

Ministerio de Transportes, Movilidad y Agenda Urbana (2021). Metodología de delimitación de las Áreas Urbanas en España. Retrieved 21 February 2025 from https://atlasau.mitma.es/documentos/Metodologia_delimitacion_AU_2021.pdf

Ministerio de Transportes y Movilidad Sostenible (2022). Estudio de la movilidad con Big Data. Retrieved 21 February 2025 from <https://www.transportes.gob.es/ministerio/proyectos-singulares/estudios-de-movilidad-con-big-data/opendata-movilidad>

Ministerio de Vivienda y Agenda Urbana (2022). Atlas Digital de las Áreas Urbanas. Retrieved 21 February 2025 from <https://atlasau.mitma.gob.es>

Montes, A., Gerznic, N., Veeneman, W., Van Oort, N., & Hoogendoorn S. (2023). Shared micromobility and public transport integration – A mode choice study using stated preference data. *Research in Transportation Economics*, 99, 101302. <https://doi.org/10.1016/j.retrec.2023.101302>

Oeschger, G., Carroll, P., Caulfield, B. (2020). Micromobility and public transport integration: The current state of knowledge. *Transportation Research Part D*, 89, 102628. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2020.102628>

Organización de Consumidores y Usuarios (2022). Las mejores ciudades para ir en bici. Retrieved 21 August 2024 from <https://www.ocu.org/coches/bicicletas-electricas/noticias/mejores-ciudades-para-bicis>

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>

Osorio-Arjona, J., Horak, J., Svoboda, R., García-Ruiz, Y. (2021). Social media semantic perceptions on Madrid Metro system: using Twitter data to link complaints to space. *Sustainable Cities and Society*, 64, 102530. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102530>

Rahim Taleqani, A., Hough, J., & Nygard, K. E. (2019). Public opinion on dockless bike sharing: a Machine Learning approach. *Transport Research Record*, 2673(4), 195–204. <https://doi.org/10.1177/0361198119838982>

Salas-Olmedo, M. H., & Rojas Quezada, C. (2017). The use of public spaces in a medium-sized city: From Twitter data to mobility patterns. *Journal of Maps*, 13(1), 40–45. <https://doi.org/10.1080/17445647.2017.1305302>

Shaheen, S., & Cohen, A. (2019). Shared micromobility policy toolkit: docked and dockless bike and scooter sharing. *UC Berkeley: Transportation Sustainability Research Center*. <https://doi.org/10.7922/G2TH8JW7>

Steiger, E., Ellersiek, T., Resch, B., & Zipf, A. (2015). Uncovering latent mobility patterns from Twitter during mass events. *International Journal of Geographical Information Science*, 1, 525–534. <https://doi.org/10.1553/giscience2015s525>

Wu, X., Lu, Y., Lin, Y., & Yang, Y. (2019). Measuring the destination accessibility of cycling transfer trips in metro station areas: a Big Data approach. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 16(15), 2641. <https://doi.org/10.3390/ijerph16152641>

Zajac, M., Horak, J., Osorio-Arjona, J., Kukuliac, P., Haworth, J. (2022). Public transport Tweets in London, Madrid and Prague in the COVID-19 period— temporal and spatial differences in activity topics. *Sustainability*, 14(24), 17055. <https://doi.org/10.3390/su142417055>

Zhang, N., Graham, D.J., Bansal, P., & Hörcher, D. (2022). Detecting metro service disruptions via large-scale vehicle location data. *Transport Research Part C: Emerging Technologies*, 144, 103880. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2022.103880>

Zhang, S., & Feick, R. (2016). Understanding public opinions from geosocial media, *ISPRS International Journal of Geo-information*, 5(6). <https://doi.org/10.3390/ijgi5060074>