Geografía: Cambios, Retos y Adaptación
AGE y Universidad de La Rioja
pp. 877-886 (2023)

XXVIII Congreso de la Asociación Española de Geografía
ISBN 978-84-09-53925-3
DOI: 10.21138/CG/2023.lc

POTENCIAL DE LA GEOGRAFÍA DEL TIEMPO PARA EL ANÁLISIS DE DATOS DE SERVICIOS DE MICROMOVILIDAD

DANIELA ARIAS MOLINARES (id)[1]
JUAN CARLOS GARCÍA PALOMARES (id)[1]
GUSTAVO ROMANILLOS (id)[1]
JAVIER GUTIÉRREZ (id)[1]

[1]*Grupo de Investigación de Transporte, Infraestructura y Territorio (tGIS). Departamento de Geografía Humana, Universidad Complutense de Madrid*

Autor de correspondencia: daniar02@ucm.es

Resumen. Recientemente las ciudades han experimentado el estallido de los servicios de micromovilidad, ya que ofrecen una alternativa que permite a los usuarios cubrir viajes cortos o la primera/última milla de viajes largos. A pesar del impacto positivo que tienen en el descongestionamiento de ciudades y el uso de transporte no motorizado, todavía es poco lo que se conoce sobre sus patrones espaciotemporales. Con las nuevas fuentes de datos disponibles y los avances en las técnicas de visualización, los cubos espacio-tiempo introducidos en la Geografía del Tiempo adquieren mayor relevancia. Este trabajo se basa en registros GPS de tres modos diferentes de movilidad compartida: bicicletas, motos y patinetes. Los orígenes de los viajes se visualizan utilizando cubos de espacio-tiempo y un entorno GIS. Los resultados indican de forma más clara las zonas y horas con mayor vitalidad en términos de micromovilidad. Esta metodología puede ser replicada en múltiples ciudades para mejorar el desempeño de los operadores de micromovilidad y ayudar a los planificadores en la búsqueda de soluciones que promuevan la movilidad sostenible.

Palabras clave: geografía temporal, micromovilidad, cubos de espacio-tiempo, series temporales, puntos calientes, clústeres.

UNCOVERING SPATIO-TEMPORAL PATTERNS OF MICROMOBILITY SERVICES THROUGH THE LENS OF TIME GEOGRAPHY

Abstract. Cities have recently experienced the burst of micromobility services as they offer an alternative that allows users to cover short trips or the first/last mile of longer ones. Despite its positive impact on congestion and the promotion of non-motorised transport, we still do not know enough about its spatiotemporal travel patterns. With the emergence of new data sources and visualisation techniques, the idea of space-time cubes from Time Geography is becoming highly relevant. Our work analyses GPS records from three different micromobility modes: bikes, mopeds and scooters. Trip origins are visualised using space-time cubes and GIS tools. The results clearly point out to the most important areas and hours in terms of micromobility services. Our proposed methodology could be applied in other contexts to improve operators' performance and help policy and transport planners in the search for new strategies that promote sustainable mobility.

Keywords: Time Geography, micromobility, space-time cube, time series, hot spots, clusters.

1. INTRODUCCIÓN

En la última década, la introducción de la economía colaborativa ha tenido un impacto en muchos sectores económicos, incluido el transporte. En consecuencia, la movilidad urbana está experimentando actualmente una revolución sin precedentes. La oferta de nuevos servicios hace que los usuarios tengan acceso a múltiples opciones de transporte, cambiando radicalmente sus hábitos de viaje. Estos cambios están siendo posibilitados por el rápido desarrollo de las tecnologías de la información y la comunicación (TIC) junto con la mejora de los Sistemas de Información Geográfica (SIG), el surgimiento de nuevas fuentes de datos y las capacidades avanzadas de procesamiento mediante programación, que son todos elementos que ayudan a los investigadores en su tarea de capturar la nueva dinámica y visualizar nuevas oportunidades para estudiar el comportamiento humano. Actualmente las personas se mueven dejando una huella digital, que genera una masiva cantidad de datos y, por lo tanto, las preguntas elementales relacionadas con los datos geoespaciales como "¿qué?", "¿dónde?" ¿y cuándo?" se vuelven más relevantes. Esto explica el resurgimiento y el creciente interés por la Geografía del Tiempo (Hagerstrand, 1970). Las capacidades avanzadas del software actual y la creciente disponibilidad de datos georreferenciados recopilados por los sistemas de posicionamiento global (GPS) ofrecen una alta granularidad espacio-temporal que permite mejorar las visualizaciones de datos masivos de movilidad. Sin embargo, aún son pocos los estudios encontrados que utilizan nociones de Geografía del Tiempo para realizar análisis espaciotemporales de servicios de micromovilidad. Estos servicios de micromovilidad introducidos recientemente están cambiando la forma en que las personas se mueven y, por lo tanto, son un tema de investigación en desarrollo. Los datos GPS de micromovilidad ahora más accesibles han abierto una línea de investigación con muchas oportunidades para la exploración. Uno de ellos, escasamente desarrollado en la literatura científica, es el análisis de patrones de viaje en micromovilidad.

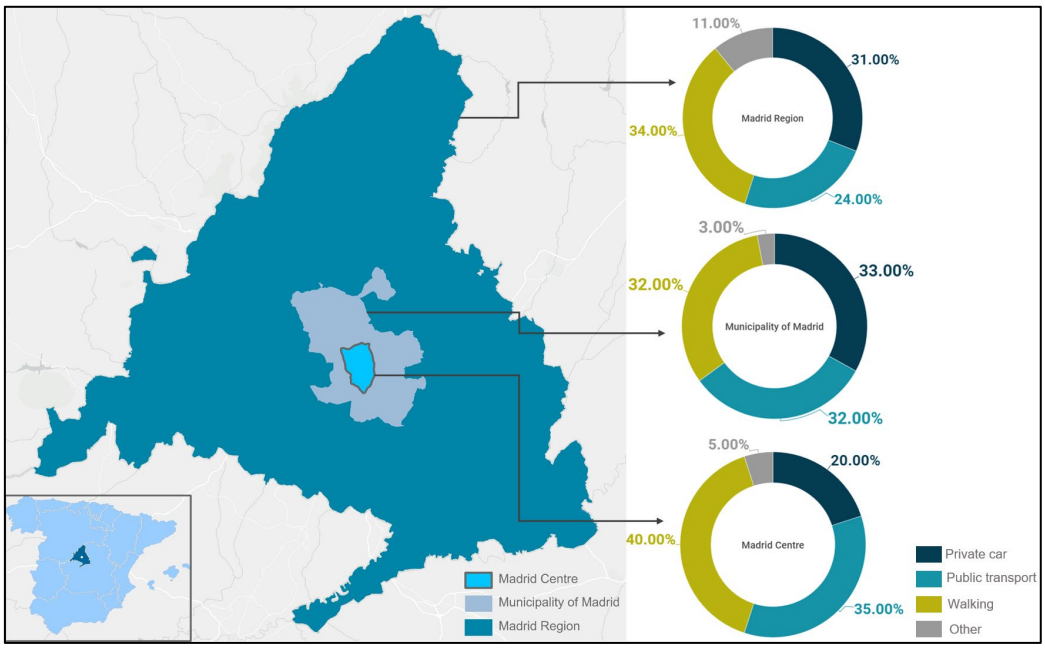
La micromovilidad es el acceso por un corto plazo a vehículos compartidos de baja velocidad como bicicletas, motos y patinetes, que se utilizan de acuerdo con la necesidad y conveniencia del usuario sin requerir poseer un vehículo (Shaheen *et al.,* 2016; Shaheen y Cohen, 2019). Recientemente, estos servicios han crecido en las ciudades ya que ofrecen una alternativa sostenible (ya que los vehículos son eléctricos y no emiten CO_2), que no requiere tanto espacio y que permite mayores velocidades que el caminar. Por lo que el siguiente estudio utiliza datos de registro GPS que son procesados y visualizados a través de los cubos espacio-tiempo con el fin de identificar claramente los patrones espaciotemporales de estos servicios. Nos enfocamos en tres modos diferentes (bicicletas, motos y patinetes) e identificamos las zonas y horas con mayor vitalidad en términos de uso de la micromovilidad. Esta metodología puede ser replicada en múltiples ciudades para mejorar el desempeño de los operadores de micromovilidad y ayudar a los planificadores en la búsqueda de soluciones que promuevan la movilidad sostenible.

2. CASO DE ESTUDIO, DATOS Y METODOLOGÍA

2.1. Caso de estudio y datos

La selección de Madrid es de especial interés ya que la ciudad ha sido conocida como una de las principales ciudades con mayor número de servicios de micromovilidad de Europa (Arias-Molinares y García-Palomares, 2020). Su múltiple y variada oferta de movilidad compartida, junto con un sólido sistema de transporte público, una gran diversidad de usos del suelo y altas densidades de población/empleo hacen de Madrid un área apropiada para la irrupción de estos nuevos servicios. La última Encuesta de Movilidad de la Comunidad de Madrid realizada en el 2018 arrojó que se producen unos 15,8 millones de desplazamientos en un día laborable (aproximadamente 2,32 viajes por persona) de los cuales 3,8 millones emplean el transporte público (24%), lo que demuestra la importancia del sistema de transporte público de la ciudad (Comunidad de Madrid, 2018). El reparto modal en el Municipio de Madrid se reparte en un 33% de viajes con coche privado, un 32% en transporte público, un 32% a pie y un 3% en otros modos, mientras que el centro de la ciudad muestra un patrón más sostenible con un reparto del 40%. de los viajes a pie, 35% en transporte público, 20% en coche particular y 5% en otros modos. Al hacer zoom en la participación de la categoría “otros modos”, encontramos que las motocicletas son las más importantes tanto en el Municipio de Madrid como en el centro de la ciudad con un 44% y un 37% de la participación respectivamente, seguidas por los servicios de taxi y transporte compartido. (19% y 30%), bicicletas (16% y 18%) y otros modos (23% y 15%) (Figura 1).

Figura 1. Contexto de la zona de estudio y reparto modal

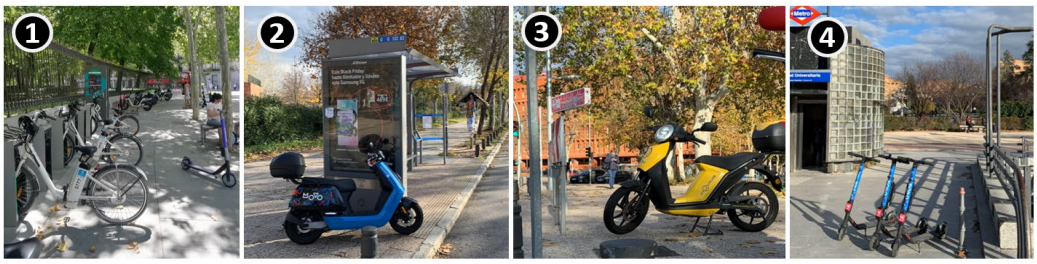


Fuente: elaboración propia con datos de la Encuesta de Movilidad 2018.

En el caso de Madrid, todos los servicios de micromovilidad ofrecen vehículos eléctricos suelen ser modelos de estaciones fijas o modelos flotantes. En general, las distancias medias recorridas con motos son más largas (3,1 km) en comparación con las bicicletas (2,3 km) o patinetes (2,0 km) (Arias-Molinares *et al.,* 2022). Para este estudio, se han establecido acuerdos de colaboración con dos empresas: Movo (motos y patinetes) y Muving (sólo motos). En el caso de BiciMAD, los datos se comparten públicamente a través de un portal de datos abiertos. Los datos se han obtenido para el último semestre del 2019 (junio-diciembre) y estos incluyen información sobre la ubicación exacta del origen (coordenadas xy) así como la hora exacta en que se comenzó el viaje.

En cuanto a la información disponible de los servicios, BiciMAD es el sistema público de bicicletas compartidas de Madrid operativo desde 2014 y actualmente gestionado por la Empresa Municipal de Transportes (EMT), con alrededor de 75.000 abonados, 264 estaciones con un total de 2.900 bicicletas (Ayuntamiento de Madrid, 2019). Por su parte, Movo es un servicio que opera desde el 2018 con una flota de 500 motos y 1,400 patinetes (Polo y González, 2019). Finalmente, Muving operó desde el 2018 al 2020 en la ciudad de Madrid con alrededor de 755 motos (Arias-Molinares y García-Palomares, 2020) (Figura 2).

Figura 1 Servicios de micromovilidad analizados en el estudio: 1. servicio de estaciones de BiciMAD, 2. motos flotantes de Movo, 3. motos flotantes de Muving y 4. patinetes flotantes de Movo.



Fuente: elaboración propia.

2.2. Metodología

El flujo de trabajo se ha conformado de las etapas de captación, limpieza, procesamiento y visualización de los datos (utilizando Python versión 3.8). Se consideraron sólo aquellos viajes con una duración mayor de 60 s y menos de 2 horas, así como una distancia mínima de 100 m y menos de 70 km para evitar datos erráticos del GPS como recomiendan otros estudios (McKenzie, 2019). Con los datos finales se procedió a la división de estos en escenarios: días laborables (lunes-viernes) y fines de semana (sábado y domingo). Como se tenían los datos agregados para los seis meses, se procedió finalmente a dividirlos por el número de días transcurridos para obtener el promedio diario; se dividieron los datos de días laborables entre 120 (5 días * 4 semanas * 6 meses = 120 días de semana en un período de seis meses) y entre 48 para el caso de fines de semana (2 días * 4 semanas * 6 meses = 48 fines de semana en el mismo período).

Estos orígenes se agregaron a cubos espacio-tiempo como indica la teoría de la Geografía del Tiempo. Los cubos espacio-tiempo consisten en agregar lo datos a un cubo, que en su base es una representación geográfica de la superficie (coordenadas x y), mientras que en el eje vertical (z) se representa alguna medida de tiempo (Hagerstrand, 1970; Miller, 2008). En nuestro caso, se representa en el plano horizontal una cuadrícula hexagonal de 250 m de lado como recomiendan otros estudios similares (Aguilera-García *et al.,* 2020; Bach *et al.,* 2023), que cubre el área de estudio y en el eje vertical se representa cada hora del día. De esta forma, cada origen de viaje es agregado a la celda correspondiente de acuerdo a la localización y la hora en que se inició el mismo. Este paso resulta en la creación de seis cubos espacio-tiempo: bicicletas-días laborables, bicicletas- fines de semana, motos-días laborables, motos-fines de semana, patinetes-días laborables y patinetes-fines de semana, que son las capas de entrada para el resto de los análisis, realizados con ArcGIS Pro (versión 2.8.3).

Una vez obtenidos los cubos, se realizan diversos análisis en 2D con el total de viajes y en 3D con los viajes por cada hora, capturando el comportamiento diario y horario (que ofrece mayor detalle). Para las visualizaciones 2D, hacemos un mapa que representa la cantidad total de viajes originados por hexágono según el día de la semana y el modo. El segundo mapa 2D visualiza el porcentaje de veces que cada hexágono es un punto caliente utilizando el análisis de puntos calientes basado en Getis-Ord Gi* (ESRI, 2016). Esta estadística mide el grado de agrupación para valores altos o bajos. Las puntuaciones z y los valores p resultantes informan dónde se agrupan espacialmente las entidades (en este caso, hexágonos) con valores altos o bajos. Este método analiza cada celda dentro del contexto de sus celdas vecinas, para lo cual determinamos una banda de distancia de 500 m, ya que incluirá a todos los vecinos que la rodean como hacen otras investigaciones similares (García-Palomares *et al.,* 2015). Para ser punto caliente estadísticamente significativo, la celda analizada tendrá un valor alto y estará rodeada de otras celdas con valores altos (Gutiérrez *et al.,* 2011).

En el caso de las visualizaciones 3D, se crean dos tipos de cubos. El primero muestra los viajes generados por franjas horarias (puntos de origen) por hora, mientras que el otro representa los resultados de los puntos calientes y fríos por hora. Por motivos de espacio, hemos decidido mostrar en los cubos horarios, sólo las horas relevantes (horas pico) en lugar de todas las horas. Esto permite comprender y resaltar las dinámicas más importantes a lo largo del día: 00 hrs (la mayoría de las personas están en el hogar o realizando actividades nocturnas), 08 hrs (hora pico AM), 14 hrs (almuerzo y actividades del mediodía) y 19 hrs (hora pico PM y actividades nocturnas).

3. RESULTADOS

En la Tabla 1 se describen los resultados descriptivos principales, donde se aprecian las diferencias entre modos de transporte y días de la semana. Como se puede observar, las bicicletas son el modo compartido más importante y con mayor número de orígenes (10.928 y 6.491 viajes en días laborables y fines de semana respectivamente). Las bicicletas se usaron en el último semestre del 2019 principalmente los martes, mientras que los modos flotantes se usaron principalmente los fines de semana los jueves (en el caso de los patinetes) y los viernes (motos). Los horarios preferidos para usar BiciMAD fue a las 17 horas, mientras que en el caso de ambos servicios flotantes, el pico se muestra a las 19 horas. Estos resultados podrían sugerir que las bicicletas se utilizan principalmente para desplazarse o realizar actividades rutinarias, ya que su horario pico es cuando comienza la semana y especialmente en la hora pico de la tarde, cuando la gente regresa al hogar, mientras que los servicios flotantes podrían estar más relacionados

con otras actividades recreativas o de ocio, ya que su horario pico es más tarde y se utilizan principalmente los fines de semana.

Tabla 1. Caracterización de los servicios objeto de estudio.

Característica		Bicicletas	Motos	Patinetes
Laborables	Total orígenes	1.311.372	329.094	55.242
	Orígenes en día promedio	10.928	2.742	460
	Orígenes en el día pico	274.499 (martes)	71.729 (viernes)	11.733 (jueves)
	Orígenes en la hora pico	94.740 (17 hrs)	26.410 (19 hrs)	4.944 (19 hrs)
	Promedio de orígenes/hora	455	114	19
	Desviación estándar	260	71	15
	Coeficiente de variación	57	62	79
	Max	790	220	41
	Min	43	9	1
Fines de semana	Total orígenes	311.589	111.427	17.746
	Orígenes en día promedio	6.491	2.321	370
	Orígenes en el día pico	167.337 (sábado)	60.899 (sábado)	9.356 (sábado)
	Orígenes en la hora pico	19.784 (18 hrs)	8.270 (20 hrs)	1.500 (19 hrs)
	Promedio de orígenes/hora	271	97	15
	Desviación estándar	105	48	11
	Coeficiente de variación	39	49	73
	Max	412	172	31
	Min	79	17	2

Fuente: elaboración propia.

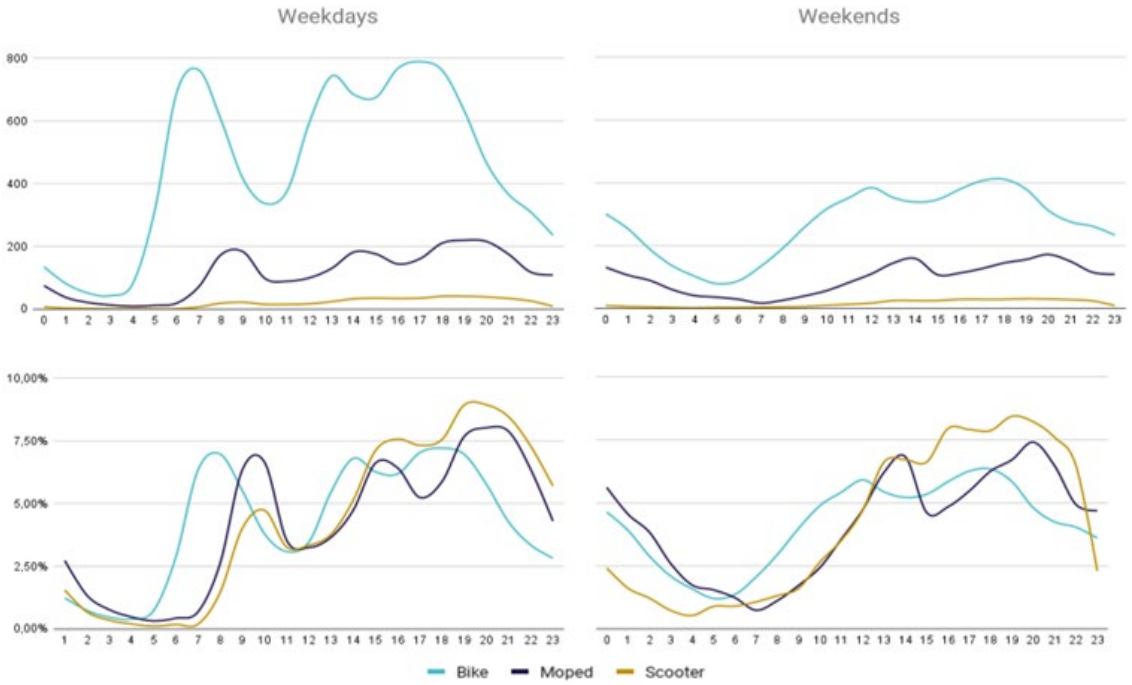
Al analizar el comportamiento de los fines de semana, observamos que para los tres modos, los sábados presentan mayor cantidad de viajes, con la hora preferida para la bicicleta y la moto siendo las 18 y 20 horas respectivamente, mientras que los patinetes se utilizan mayormente a las 19 horas. Por lo que se puede inferir que el comportamiento del uso de los patinetes es más homogéneo independientemente del día de a semana, mientras que para el caso de las bicicletas y motos varía más entre días laborables (viajes rutinarios) y fines de semana (más recreativos).

La Figura 3 representa la distribución absoluta y porcentual de orígenes a lo largo del día. En días laborables, los tres modos muestran tres picos asociados con las horas pico de la mañana y la tarde y las actividades del almuerzo o el mediodía. Sin embargo, se notan algunas diferencias. La primera es que se observa que las bicicletas se utilizan en horarios más tempranos (a las 07, 13 y 17 h) frente a los servicios flotantes (a las 09, 14-15 y 18-19 h). En segundo lugar, las bicicletas se utilizan por la mañana casi de la misma forma que por la tarde, lo que apoya que el servicio tenga un reparto de viajes más homogéneo en relación con los servicios flotantes. Los viajes de las motos y patinetes aumentan hacia la tarde (especialmente patinetes) mostrando un uso más desequilibrado a lo largo del día. En el caso de los fines de semana desaparece el pico de la hora punta de la mañana y aumentan los viajes hacia la tarde en todos los modos, especialmente de patinetes y motos de 19 a 20 hrs. Sin embargo, se observa un nuevo pico para los tres modos en las primeras horas de la mañana de 00 a 01 hrs, lo que está estrechamente relacionado con las actividades de la vida nocturna durante los fines de semana.

En la Figura 4 se observa el comportamiento diario de los viajes por modo y por día de la semana. Dado que las bicicletas son un modelo de bases fijas, se observa un uso más intenso del espacio puesto que todos los viajes se originan en estaciones de bici. Por el contrario, los sistemas flotantes muestran escalas más reducidas porque los orígenes están más dispersos. Adicionalmente, se observan los patrones variables entre días laborables y fines de semana, ya que, en el primer caso, los viajes están mejor distribuidos en zonas de trabajo/oficina/servicios, mientras que los sábados y domingos los viajes se concentran en el centro de la ciudad, donde mayor oferta recreativa/turística se localiza. Los puntos neurálgicos de la ciudad en términos de transporte, que es donde se localizan los principales intercambiadores modales tienen también, alta presencia de viajes de micromovilidad lo cual puede sugerir que muchos usuarios los utilizan para su primera/última milla (intermodalidad), como también se induce en estudios similares (Duran-Rodas *et al.,* 2019; Romanillos, 2018; Teixeira y Lopes, 2020). Las áreas con

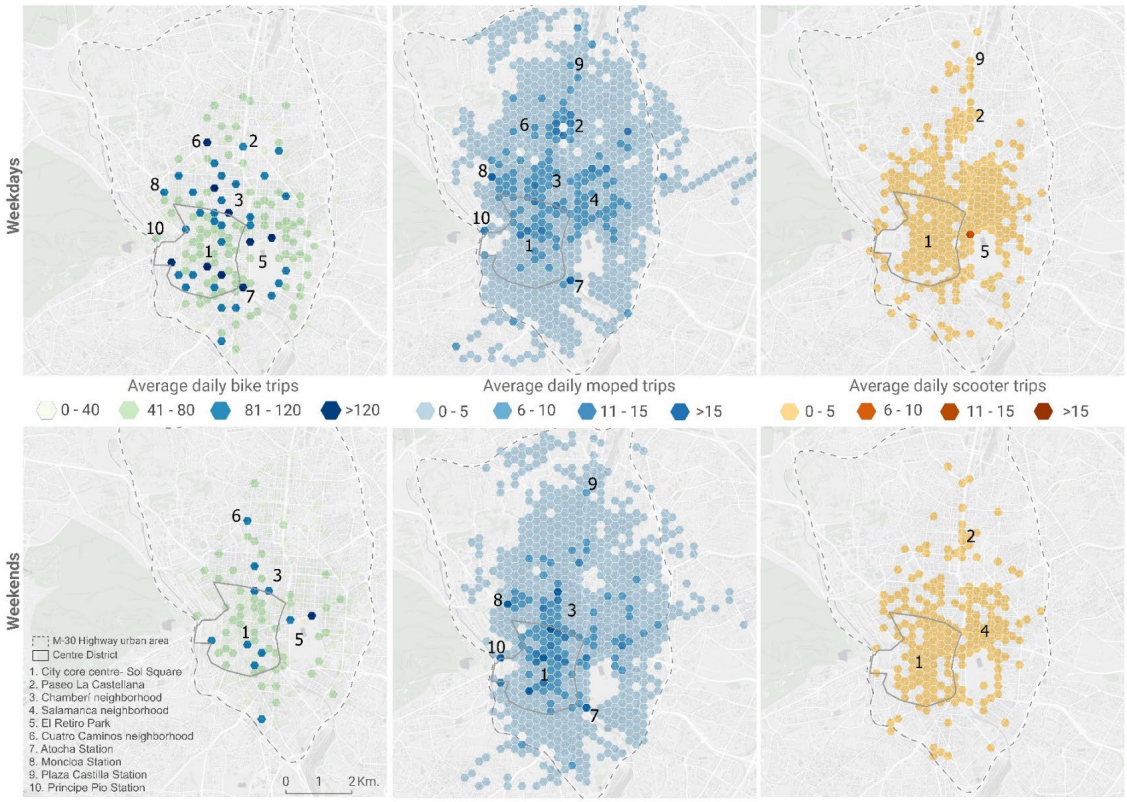
mayor vitalidad en términos de micromovilidad suelen ser aquellas zonas con alta mezcla de usos del suelo e intensidad de actividades durante todo el día.

Figura 2 Distribución de viajes total (arriba) y porcentual (abajo) por modo de micromovilidad.



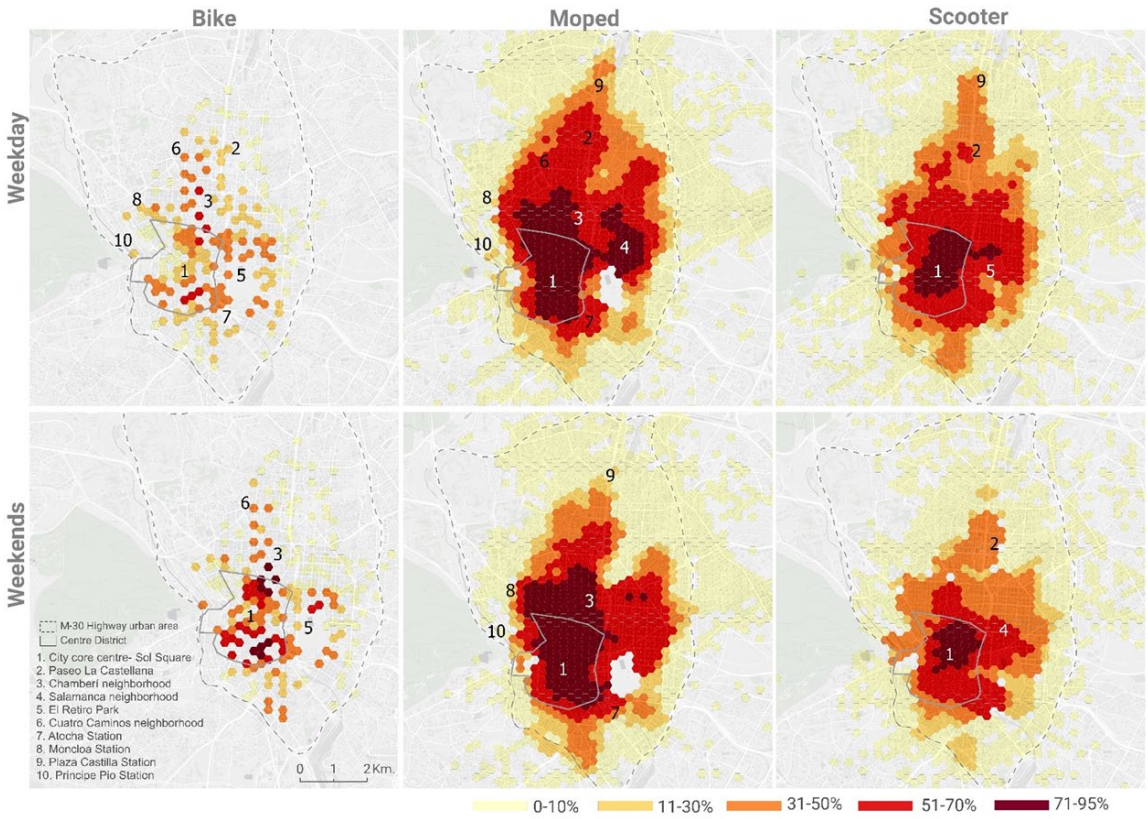
Fuente: elaboración propia.

Figura 3 Viajes diarios totales agregados en visualización 2D



Fuente: elaboración propia

Figura 4. Porcentaje de veces que una celda resulta ser un Hot Spot (total en visualización 2D)

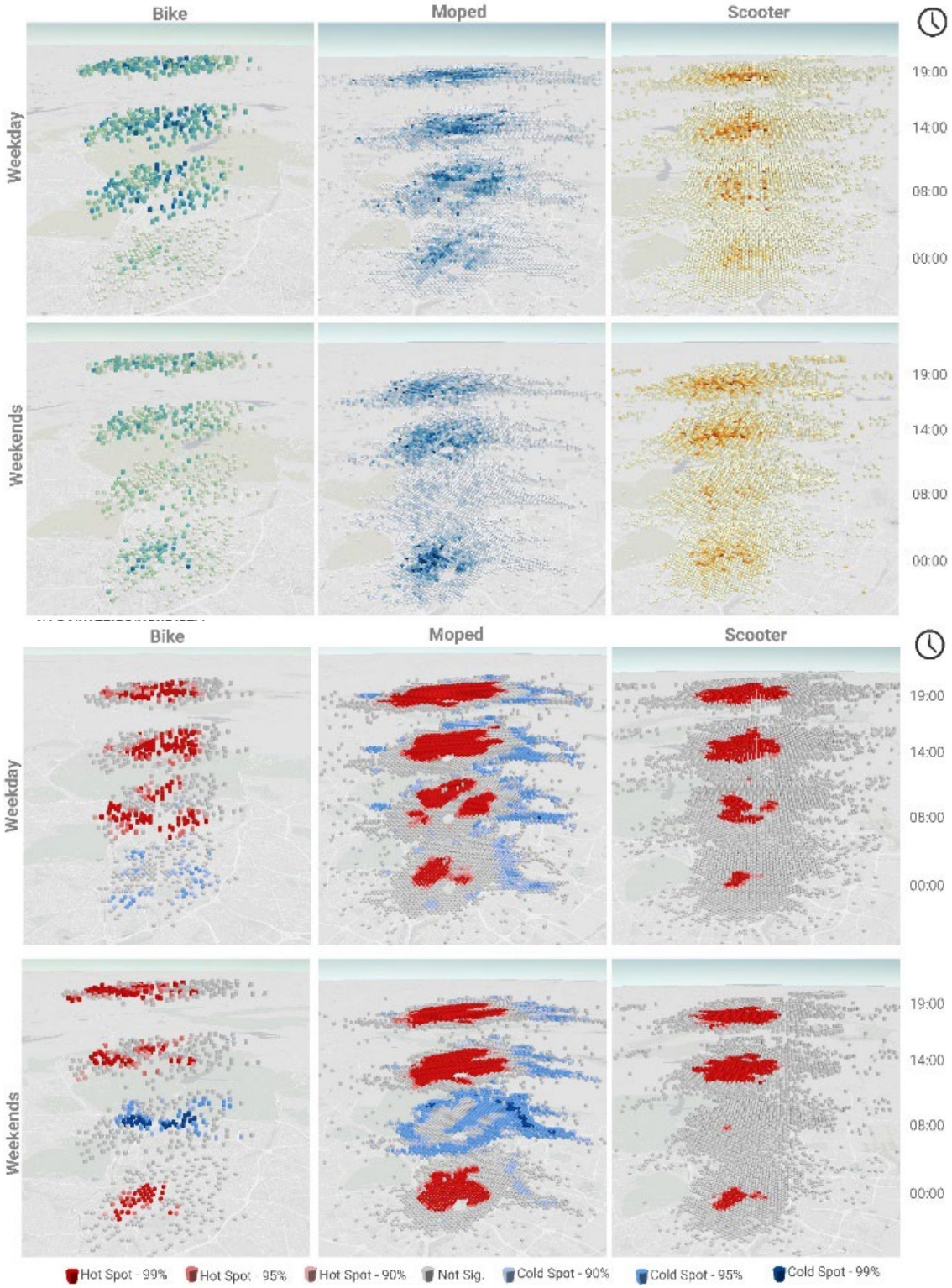


En la Figura 5 también se muestran el porcentaje de veces que cada ubicación (hexágono) es un punto caliente (con p-valor 0,05) lo que nos permite identificar rápidamente las zonas más importantes de la ciudad en cuanto a viajes de micromovilidad (puntos de origen). El patrón general muestra que los viajes parten de un área más extensa durante los días de semana, cubriendo aquellas áreas con alta concentración de lugares de trabajo/oficinas. Por el contrario, las salidas los fines de semana tienden a concentrarse principalmente en el centro de la ciudad para los tres modos. Las motos representan el modo con mayor área de cobertura de puntos calientes durante los días laborables y especialmente los fines de semana, por lo que sus usuarios parten desde diferentes puntos de la ciudad, mientras que en el caso de los otros dos modos (bicicletas y patinetes), los usuarios inician sus viajes en zonas más particulares/específicas. Ambos mapas permiten identificar el centro de la ciudad y sus alrededores como las zonas más importantes para estos servicios, ya que albergan grandes empleo y residencias, una infraestructura consolidada de transporte público y ciclista, así como una variada oferta de actividades comerciales y recreativas.

Aprovechando la Geografía del Tiempo y sus herramientas de visualización, los mapas 3D o los cubos espacio-tiempo permiten visualizar estas dinámicas, pero ahora no de forma diaria, sino horaria a lo largo del día. La Figura 6 muestra las dinámicas y sus variaciones horarias. En primer lugar, se observa como las actividades rutinarias (trabajo/educación u otras) se realizan en las horas pico de la mañana, ya que a las 08:00 hrs los fines de semana los viajes disminuyen drásticamente (la mayoría de la gente está libre de actividades rutinarias), mientras que a esta misma hora entre semana se inician muchos viajes, y sobre todo provenientes de zonas residenciales. En segundo lugar, las actividades de ocio nocturno que se desarrollan principalmente durante la noche y la madrugada, ya que podemos ver los viajes a las 00:00 hrs considerablemente más altos los fines de semana y en su mayoría partiendo de lugares en el centro de la ciudad donde se concentran la mayoría de los lugares de entretenimiento. De los cubos de espacio-tiempo también podemos inferir que el horario de la tarde (a partir del almuerzo) es el más rentable para los operadores de micromovilidad, ya que las salidas se mantienen en conteos altos sin importar el escenario

(laborable o fin de semana) y parecen estar mejor distribuidas en todo el casco urbano de la ciudad (mayor cobertura).

Figura 5 Visualizaciones en 3D con cubos espacio-tiempo de total de viajes (arriba) y de puntos calientes (abajo)



Fuente: elaboración propia.

Los resultados de puntos calientes y fríos respaldan y enfatizan los hallazgos anteriores. Hay pocos puntos calientes a las 08:00 h los fines de semana y pocos puntos calientes a las 00:00 h entre semana. Adicionalmente, de los resultados de los puntos calientes inferimos que las horas de la tarde son las más rentables del día, ya que ocupan una mayor superficie de la ciudad, independientemente del día de la semana, aunque aún tienden a concentrarse más en el centro de la ciudad. centro los fines de semana.

4. CONCLUSIONES

Este estudio ha demostrado que la exploración de patrones espaciotemporales de servicios de micromovilidad se puede entender mejor dentro del marco de la Geografía del Tiempo. Hoy día, con la existencia de múltiples fuentes de datos se hace más viable el utilizar teorías como la Geografía del Tiempo para entender mejor las dinámicas horarias de la ciudad. Nuestros resultados muestran que los mapas 2D para el comportamiento diario y los mapas 3D para el comportamiento horario pueden ser análisis complementarios que permitan identificar diferentes dinámicas. Nuestros resultados sugieren que las bicicletas son el modo compartido más importante en la ciudad, ya que muestra un alto número de viajes a lo largo del día, mientras que las motos y patinetes ganan importancia conforme pasa el día (horas de la tarde). En el caso de Madrid, hemos encontrado que el horario central (mediodía) y el de la tarde (de 18 a 20 h) son los más rentables para los operadores de micromovilidad, ya que orígenes están más homogéneamente distribuidos. Adicionalmente, los análisis realizados identifican las zonas de la ciudad con mayor vitalidad y atractivo en cuanto a micromovilidad. Estas áreas concentran usos del suelo residencial, mixto-residencial, comercial y laboral que están íntimamente ligados a un uso intenso durante todo el día (mañana y tarde). La metodología propuesta podría implementarse en cualquier ciudad y podría ofrecer a los operadores y autoridades información útil sobre las dinámicas de cambio horario de los servicios compartidos, que a menudo no se capturan completamente desde la perspectiva 2D. Nuestro enfoque consistió en agregar los viajes a cubos espacio-tiempo lo cual nos ayudó a entender la distribución espacial y temporal de los viajes en micromovilidad, identificando las zonas y momentos del día más importantes. Para los procesos de decisión orientados a políticas, las autoridades deben tratar de comprender las diferentes dinámicas según el día de la semana y los patrones horarios. Promover un uso del suelo denso y residencial mixto, ofreciendo infraestructura de micromovilidad como carriles para bicicletas segregados y lugares de estacionamiento en áreas críticas podría aumentar la importancia de estos modos de movilidad compartida. Futuros estudios podrían intentar incluir más operadores para analizar una mejor muestra y realizar modelos de regresión para predecir la demanda de estos servicios a lo largo del día.

Agradecimientos: Este trabajo ha sido realizado en el marco del proyecto de investigación "Cátedra Extraordinaria de Movilidad Ciclista EMT-UCM" financiado por la Empresa Municipal de Transportes (EMT), así como el proyecto NEWGEOMOB (PID2020-116656RB-I00) y la Comunidad de Madrid (INNJOBMAD-CM).

REFERENCIAS

Aguilera-García, Á., Gomez, J., Sobrino, N. (2020). Exploring the adoption of moped scooter-sharing systems in Spanish urban areas. *Cities,* 96, 102424. https://doi.org/10.1016/j.cities.2019.102424

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

Arias-Molinares, D., García-Palomares, J. C., Gutiérrez, J. (2022). Micromobility services before and after a global pandemic: impact on spatio-temporal travel patterns. *International Journal of Sustainable Transportation,* 1–16. https://doi.org/10.1080/15568318.2022.2147282

Ayuntamiento de Madrid. (2019). *Avance de la Estrategia de Sosteniblidad Ambiental.* https://www.madrid360.es/

Bach, X., Miralles-Guasch, C., Marquet, O. (2023). Spatial Inequalities in Access to Micromobility Services: An Analysis of Moped-Style Scooter Sharing Systems in Barcelona. *Sustainability,* 15(3), 2096. https://doi.org/10.3390/su15032096

Comunidad de Madrid. (2018). *Documento síntesis: Encuesta domiciliaria de movilidad de la Comunidad de Madrid 2018.* https://www.crtm.es/conocenos/planificacion-estudios-y-proyectos/encuesta-domiciliaria/edm2018.aspx

Duran-Rodas, D., Chaniotakis, E., Antoniou, C. (2019). Built Environment Factors Affecting Bike Sharing Ridership: Data-Driven Approach for Multiple Cities. *Transportation Research Record,* 2673(12), 55–68. https://doi.org/https://doi.org/10.1177/0361198119849908

ESRI. (2016). Cómo funciona Análisis de puntos calientes (Gi* de Getis-Ord). https://pro.arcgis.com/es/pro-app/latest/tool-reference/spatial-statistics/h-how-hot-spot-analysis-getis-ord-gi-spatial-stati.htm

García-Palomares, J. C., Gutiérrez, J., Mínguez, C. (2015). Identification of tourist hot spots based on social networks: A comparative analysis of European metropolises using photo-sharing services and GIS. *Applied Geography,* 63, 408–417. https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2015.08.002

Gutiérrez, J., Cardozo, O. D., García-Palomares, J. C. (2011). Transit ridership forecasting at station level: An approach based on distance-decay weighted regression. *Journal of Transport Geography,* 19(6), 1081–1092. https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2011.05.004

Hagerstrand, T. (1970). What about people in regional science? *European Congress of the Regional Science Association,* 7–21.

McKenzie, G. (2019). *Urban mobility in the sharing economy: A spatiotemporal comparison of shared mobility services. Computers, Environment and Urban Systems.* https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2019.101418

Miller. (2008). *Time Geography.* In Encyclopedia of GIS. Springer.

Polo, F., González, A. (2019). Cabify integra las motos y los patinetes eléctricos de MOVO en su app. El Referente. https://elreferente.es/tecnologicos/cabify-integra-las-motos-y-los-patinetes-electricos-de-movo-en-su-app/

Romanillos, G. (2018). *The digital footprint of the cycling city: GPS cycle routes visualization and analysis* [Doctoral Thesis]. Universidad Complutense de Madrid (UCM).

Shaheen, S., Cohen, A. (2019). *Shared Micromoblity Policy Toolkit: Docked and Dockless Bike and Scooter Sharing.* https://doi.org/10.7922/G2TH8JW7

Shaheen, S., Cohen, A., Zohdy, I. (2016). *Shared Mobility: current practices and guiding principles.* https://doi.org/FHWA-HOP-16-022

Teixeira, J. F., Lopes, M. (2020). The link between bike sharing and subway use during the COVID-19 pandemic: The case-study of New York's Citi Bike. *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives,* 6, 100166. https://doi.org/10.1016/j.trip.2020.100166