Máster Universitario en

Técnicas Cuantitativas en Gestión Empresarial



CURSO 2022/2023.

ANÁLISIS DE LA MOVILIDAD ENTRE MUNICIPIOS A TRAVÉS DE LA RED TELEFÓNICA

Tutor:

- Jorge Chica Olmo

Estudiante:

Carlos José Carrasco Jiménez

Granada, Junio 2023

Área de conocimiento en el que enmarca este TFM:
Derecho Mercantil
Economía Aplicada
Economía Financiera y Contabilidad
Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa
Organización de Empresas
Otra:
Modalidad en el que enmarca este TFM:
Modalidad 1 (Análisis de datos, etc). Trabajos de investigación teórica y/o empírica, de
análisis, de toma de datos de campo, etc. <u>NOTA:</u> En esta Modalidad 1 se <u>requiere que el TFM</u>
tenga estructura de artículo de investigación. Consulte las Secciones 1.3 y 1.4 para más
información.
Modalidad 2 (Revisión bibliográfica). Profundización en el estado de la cuestión y revisión
crítica de un tema concreto. <u>NOTA:</u> En esta Modalidad 2 se <u>requiere un determinado número</u>
<u>de referencias básicas y complementarias</u> . Consulte las Secciones 1.3 y 1.4 para más información.
☐ Modalidad 3 (Experiencia prácticas). Trabajos de investigación derivados de la experiencia del estudiante durante las prácticas externas.
Modalidad 4 (programa). Diseño de un programa para la realización de una determinada
técnica cuantitativa o labor de gestión empresarial.
Tipo de exposición y defensa de este TFM:
Presencial.
🔲 Virtual. Mediante videoconferencia y usando Google Meet. El estudiante deberá usar una
cuenta de correo @go.ugr.es de la Universidad de Granada.

DECLARACIÓN EXPLÍCITA DE ORIGINALIDAD

• El estudiante Carlos José Carrasco Jiménez declara que la presente memoria se corresponde con un trabajo original, en el sentido de que no se ha utilizado fuentes sin citarlas debidamente.

Fdo. Carlos José Carrasco Jiménez

VISTO BUENO DEL TUTOR/ES DEL TRABAJO FIN DE MÁSTER

• D Jorge Chica Olmo, tutor del estudiante Carlos José Carrasco Jiménez da el visto bueno para la exposición y defensa de la presente memoria.

Jan Sice

Fdo. Jorge Chica Olmo

ÍNDICE DE CONTENIDOS

Res	umen		. 6				
1.	Intro	oducción y contextualización	. 7				
1	.1.	Revisión bibliográfica	. 9				
1	.2.	Justificación del trabajo	11				
2.	Met	odología	14				
2	.1.	Estructura de datos	16				
2	.2.	Pruebas analíticas	21				
3.	Resu	ıltados	22				
4.	Disc	usión	35				
5.	. Conclusiones38						
6.	5. Líneas futuras de investigación						
Refe	Referencias41						
ANF	XO L		44				

RESUMEN

Si bien el problema de la movilidad cotidiana ha sido clásicamente una cuestión de interés social y económica, no ha sido hasta hace pocos años cuando se empiezan a realizar estudios empíricos con datos masivos. En particular, en el caso de España este tipo de estudios con grandes volúmenes de datos es posterior a 2016. Este trabajo representa uno de los pocos pasos para conocer los patrones de movilidad diaria entre áreas de movilidad en la Comunidad Autónoma de Andalucía a partir de datos masivos obtenidos del uso de la telefonía móvil. Se analizan factores que pueden explicar dicha movilidad, como los demográficos, económicos, geográficos y urbanísticos. A través de la red de telefonía móvil y la agregación de datos de distritos, municipios y grupos municipales por Áreas de Movilidad Independientes (AMI) se estudian los desplazamientos de entrada y salida de población de días entre semana y durante fines de semana en 2021. Los resultados empíricos ayudan a conocer en profundidad las causas que provocan las variaciones espaciales entre la movilidad intermunicipal por cada AMI y provincia de la comunidad, así como el grado de influencia que tienen las características del área de destino sobre las personas que se disponen a desplazarse.

1. INTRODUCCIÓN Y CONTEXTUALIZACIÓN

Los núcleos urbanos han sufrido multitud de modificaciones desde que se tuvo en consideración la disposición de las calles e inmuebles, como tema importante para facilitar la movilidad de los vecinos, mejorar la circulación de los vehículos y optimizar las actividades comerciales. Así mismo, con el paso del tiempo las comunicaciones entre municipios cobraron mayor importancia debido en gran parte a las mejoras de los medios de transporte y de las infraestructuras, que provocaron una ampliación del mercado local al regional, para finalmente desembocar en un mercado globalizado como es el actual (Reades, Calabrese, Sevtsuk, & Ratti, 2007).

Del mismo modo que las actividades económicas, en particular el sector del transporte, se han adaptado a las condiciones y necesidades del mercado por cuestiones geográficas y sociales, las personas también lo han hecho desplazándose a aquellas áreas urbanas donde existen mayores oportunidades de empleo, mejores condiciones de vida, o mayor oferta de servicios sanitarios, culturales, de ocio o educativos. Una de las consecuencias de este comportamiento es la despoblación y envejecimiento de zonas rurales, reducción de servicios básicos y de recursos vitales en ciertas zonas del panorama nacional, que quedan aisladas de grandes núcleos urbanos.

En España, según el Instituto Geográfico Nacional (IGN) existen principalmente dos tipos de entidades municipales: pueblo y ciudad, que se diferencian por el número de habitantes, así los pueblos son entidades municipales con un número de habitantes menor o igual a 10.000, mientras que, si este número es mayor a 10.000, se denominan ciudades (IGN, 2019). Con 8.131 entidades municipales y 47.475.420 habitantes en 2022, España presenta unas cifras de 7.367 municipios con menos de 10.000 habitantes, es decir el 90,60% de los municipios españoles son pueblos, mientras que el resto (9,40%) son ciudades de más de 10 mil habitantes, que suman un montante de 764. Sin embargo, la población se concentra en las ciudades con un 79,8% sobre el total (el 50% de los residentes en ciudad viven en municipios de más de 100.000 habitantes), frente a un 20,2% de habitantes que viven en pueblos, siendo las ciudades más pobladas, las capitales de Madrid, Barcelona, Valencia o Sevilla (INE, 2022). En general este tipo de datos, visibles en el Gráfico 1.1, dan muestra de la tendencia que a nivel europeo e internacional siguen los movimientos de la población y la migración hacia grandes núcleos urbanos con mayores oportunidades de desarrollo personal y profesional. En España la mayoría de la población se concentra en pocas ciudades, mientras que el resto se encuentra dispersa en municipios pequeños y pueblos.

Los desplazamientos que son objetivo de este análisis son los denominados cotidianos y recogen desde movimientos por motivos laborales, familiares, turísticos y de ocio entre los años 2019 y 2021 en días entre semana y también en fin de semana (INE, 2022).

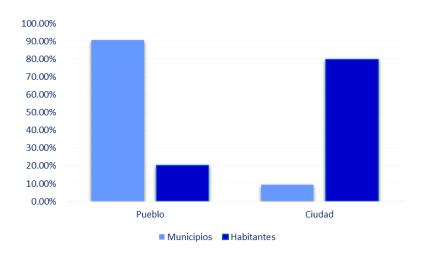


Gráfico 1.1. Porcentajes de distribución de municipios según volumen y según número de habitantes (pueblo y ciudad). Fuente: IGN e INE.

En este sentido, el estudio centra el foco en la movilidad entre municipios o movilidad intermunicipal. Y es que, según datos del escenario nacional anterior a la pandemia, en España el 29,2% de la población española abandona su área de residencia durante el día, siendo los municipios de Madrid, Barcelona o Valencia los que mayor flujo de entradas presentaban en 2019 (INE, 2020).

Desde un punto de vista retrospectivo no se tienen muchos antecedentes en esta materia de estudio pues son las nuevas tecnologías como el Big Data y las redes de telefonía móvil (Escolano Utrilla & Esteban Rodríguez, 2022) las que han facilitado almacenar, procesar y tratar los datos recogidos por las entidades inmersas en este tipo de proyectos. En concreto, para este trabajo se emplean datos de movilidad cotidiana recopilados a través de los operadores de telefonía móvil (OTM) con mayor cuota de mercado nacional, procedentes del Instituto Nacional de Estadística (INE).

La información utilizada en este trabajo se encuadra en un estudio experimental en el que se pretende ampliar y mejorar la información relativa a la movilidad diaria y la carga poblacional que soportan los municipios. Según datos del INE, se trata de una información que se actualiza cada 10 años y en la pasada edición del 2011, los resultados de las encuestas de movilidad fueron de los datos más demandados por parte de los usuarios de la web (INE, 2020).

1.1. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

Los antecedentes científicos publicados en relación a esta temática en el marco nacional, y en el marco internacional se pueden discernir dos grupos: introductorios y analíticos.

En el grupo de las publicaciones introductorias se tratan temas relacionados con la tecnología de redes telefónicas y procesamientos de datos para conseguir elaborar bases de datos agregados a gran escala. En los años 1999 y 2000 se comienza a investigar sobre mediciones del tráfico y los desplazamientos origen-destino, con datos procedentes de las conexiones que los dispositivos establecen al comunicarse (Bolla, Davoli, & Giordano, 2000), y de forma experimental con la señal de geoposicionamiento de los teléfonos móviles (White & Gower, 1999). Así mismo, hasta la actualidad se siguen publicando artículos de esta índole, donde se comparan diferentes modos de recopilar información para estudiar la movilidad en varias regiones, así como conocer los niveles de eficiencia de cada tipo de proceso y tecnología.

Como avances en estas publicaciones aparecen nuevas investigaciones en los años 2006 y 2007, que hacen un análisis detallado de la aplicación y potencial que tienen este tipo de tecnologías no solo para medir variables relativas al tráfico cotidiano o temporal, sino también en lo referido al urbanismo, la movilidad y desplazamientos de tipo origen-destino (Benítez, Cáceres, & Wideberg, 2007). Otro de los puntos que fortalece la aplicación y robustez de este tipo de investigaciones es el aumento del uso del teléfono móvil en la población mundial, incrementando en términos absolutos de manera considerable el número de usuarios, desde los inicios de la primera década del siglo XXI hasta los años finales. Tanto es así que surgen artículos que tratan términos como "censo de teléfonos móviles" (Reades, Calabrese, Sevtsuk, & Ratti, 2007) para conocer la actividad de cada usuario, o sistemas de información automatizada a través de la red de telefonía móvil, con el fin de conocer en tiempo real los parámetros, valores y estadísticas que ofrecen los monitores de los diferentes OTM (Ratti, Pulselli, Williams, & Frenchman, 2006). De igual modo, recientemente se publicó una revisión sobre estudios publicados por el Ministerio de Transportes, Movilidad y Agenda Urbana del Gobierno de España que emplean Big Data, y otros que recopila la información de los OTM, publicados por el INE (Escolano Utrilla & Esteban Rodríguez, 2022).

En definitiva, todos los artículos recogidos en esta agrupación inciden en el potencial que poseen este tipo de tecnologías, para conocer y explicar los motivos y los factores que alteran los desplazamientos y los patrones de movilidad de la población a pequeña escala con microdatos de determinadas zonas urbanas y a gran escala con datos agregados de diferentes regiones. Además, dejan ver las posibles aplicaciones en muchos campos como el sector

comercial, logística, medicina para la expansión de enfermedades y contagios o medio ambiente. Se dejan atrás otro tipo de procesos de obtención de información como cuestionarios, que a pesar de no estar tan limitados geográficamente como los OTM, y permitir conocer otros aspectos de cada usuario que resultan interesantes para el estudio, se añade que la objetividad del encuestado no es tan rigurosa como en la recogida de datos de campo, a través de los monitores e instalaciones de OTM, que además permite estudiar a una gran cantidad de población de manera simultánea (Smoreda, Olteanu Raimond, & Couronné, 2013).

Del otro lado, las publicaciones de tipo analítico hacen uso de los avances descubiertos por los investigadores del primer grupo de artículos, con respecto a la tecnología de recogida de datos para explicar fenómenos sociales. En este sentido, a partir de 2007 se aumenta el uso de este tipo de tecnologías por parte de investigadores e instituciones públicas apareciendo nuevas formas de entender los desplazamientos de la población por franja horaria, por comparativas entre zonas residenciales y comerciales, o por fecha, diferenciando entre días entre semana o de fines de semana (Pucci, 2013). Del mismo modo se publican estudios que modelizan los desplazamientos en vehículo privado o transporte público de distintas poblaciones:

- Modelizar los desplazamientos individuales que usan vehículos alternativos a los medios privados a motor convencionales, así como los desplazamientos vehiculares. Para ello, en la correspondiente regresión se incluyen como variables explicativas de ambos fenómenos: densidad de población, distancia o acceso a infraestructuras de transporte (autovías o estaciones de tren), así como variables económicas como los ingresos medios por vivienda, y, sociodemográficas referidas a edad, nivel de formación, o pobreza. En conclusión, los desplazamientos en el contexto de Boston en Estados Unidos vienen explicados por la distancia de la residencia de los habitantes a infraestructuras de transporte, y a su centro de trabajo, además de su situación económica y nivel educativo (Calabrese, Diao, Di Lorenzo, Ferreira Jr., & Ratti, 2013).
- Referido al marco nacional, se modeliza la movilidad laboral para aquellos habitantes que son contratados en otras zonas diferentes a su lugar de residencia. En este caso el medio de transporte estudiado es el tren de alta velocidad, incluyendo como variables independientes: distancia entre residencia y trabajo, diferencias relativas entre población, tasa de desempleo, PIB por provincia o precio de inmueble, además de variables categóricas para capitales regionales o antigüedad de la línea de tren. Finalmente, ni las variables ficticias ni los precios de los inmuebles son relevantes para explicar la movilidad laboral a través de la línea de trenes de alta velocidad (Guirao, Campa, & Casado Sanz, 2018).

A nivel regional para explicar las migraciones entre CCAA, se incluyeron como variables explicativas del modelo entre los lugares de origen y destino del usuario: distancia, población, PIB per cápita, precio de la vivienda, tasa de desempleo, nivel educativo, ratio de empleo temporal y salario. Los factores relevantes de origen hacen referencia a la población, bajo nivel educativo, tasa de empleo temporal y PIB per cápita. Mientras que aquellos de destino son la tasa de desempleo, precio de la vivienda o el tamaño de población, además de la distancia entre ambos lugares. (Qian Liu, 2018)

Por otro lado, estudios más recientes estiman la probabilidad de localizar a individuos en determinadas áreas teniendo como referencia la frecuencia de paso que tienen por determinadas ubicaciones, además de factores individuales y características de su área de movimiento en materia de oferta de servicios, locales comerciales, actividad turística o denominación de zona residencial, rural o de negocios (Zhao , Zeng, & Ho Yeung, 2021). Este tipo de tecnologías, de recopilación de datos de movilidad a través de la telefonía móvil, ha permitido agrupar áreas de similares características, por número de inmuebles residenciales, edificios de negocios, movilidad o distancia, y ha facilitado estudiar los factores sociodemográficos como bloque (Gariazzo, Pelliccioni, & Bogliolo, 2019). El estudio de los desplazamientos ha permitido conocer la expansión del contagio por COVID-19, así como los efectos de las restricciones de movilidad aplicadas por cada estado miembro de la Unión Europea, en diferentes momentos de la pandemia. España, Italia, Reino Unido, Francia e Italia en 2020 tuvieron menos desplazamientos en términos relativos por su gran número de contagios, restricciones de movilidad y tasa de mortalidad (Christidis, Ciuffo, & Vespe, 2022).

1.2. JUSTIFICACIÓN DEL TRABAJO

Según los datos del estudio experimental sobre la movilidad entre municipios que emplea el geoposicionamiento de los teléfonos móviles (INE, 2020), las unidades geográficas representadas son una versión actualizada de lo que en los resultados de la edición del 2011 se conocía como áreas urbanas funcionales (AUF) que son núcleos urbanos grandes de más de 100 mil habitantes, donde más del 15% de su carga poblacional se desplaza de manera cotidiana a este tipo de ciudades o grupos municipales. Así las unidades geográficas que se van a emplear en primera instancia en este análisis son áreas de movilidad INE, visibles en el Mapa 1.1, donde se consideran zonas geográficas de más de 5.000 y menos de 50.000 habitantes. Según el criterio seleccionado por la entidad, la población media de cada área es de 15.000 habitantes, con un total de 12.000 dispositivos que suministran información a los diferentes OTM (INE, 2020). De este modo surgen los siguientes tipos de unidades:

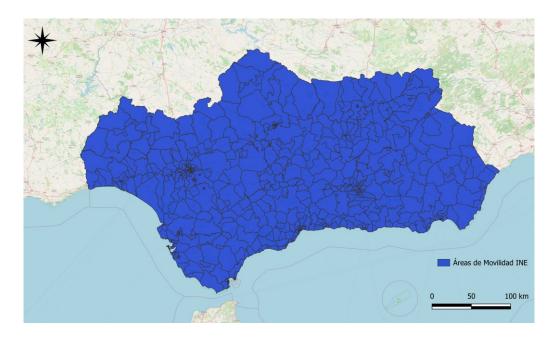
- Municipios completos: pueblos y ciudades con un número de habitantes en el rango definido, son considerados área de movilidad INE única, como el caso de Nerja con 21.091 habitantes o Álora con 12.985, ambos municipios de la provincia de Málaga.
- Grupos de municipios: agrupación de municipios con menos de 5.000 habitantes, por proximidad geográfica y que son tratados como una única unidad. Algunos casos son los grupos de "Ronda y otros municipios" en la provincia de Málaga que reúne a un total de 38.572 habitantes de los municipios de Arriate, Montecorto y Ronda. El objetivo de estas agrupaciones es el de garantizar que el número de dispositivos a analizar durante sus movimientos cotidianos sea suficiente como para ser representativo y válido en términos estadísticos.
- Distritos: aquellos municipios con más de 50 mil habitantes se dividen en distritos o secciones equivalentes a los barrios en los que se divide una ciudad, bajo el criterio de que la unidad resultante ha de tener un número de habitantes entre 5 mil y 50 mil. Algunos de estos casos son los de las ciudades de Madrid que se divide en 128 distritos o Málaga que queda representado por 20 distritos diferentes.



Mapa 1.1. Áreas de movilidad INE (España). Fuente: INE.

En total, de los 8.131 municipios españoles, las áreas de movilidad INE representan todos ellos en 3.214 unidades geográficas (ciudades, grupos municipales y distritos).

Este estudio trata de analizar cuáles son los factores que describen los patrones de movilidad de la población en la Comunidad Autónoma de Andalucía (las áreas de movilidad INE de estudio quedan representadas en el mapa 1.2), a través de los datos proporcionados por el INE "Estudios de movilidad de la población a partir de la telefonía móvil 2020-2021" (INE, 2022).



Mapa 1.2. Áreas de movilidad INE (Andalucía, España). Fuente: INE.

Las razones por las que se encuadra en un marco regional, en lugar del nacional, se resumen en:

- Escasez de datos oficiales a nivel nacional de corte municipal. Y es que, según la literatura científica, los modelos necesitan de una serie de variables geográficas, económicas y sociodemográficas con alto nivel de detalle.
- El Instituto de Estadística y Cartografía de Andalucía (IECA) dispone de una amplia variedad de datos de corte municipal sobre temáticas relativas a la de estudio y con el potencial suficiente como para tenerlas presente para elaborar los análisis correspondientes. Tanto es así que la mayoría de información que figura en la base de datos elaborada para este estudio procede del Sistema de Información Multiterritorial de Andalucía (SIMA), de sus estadísticas municipales (IECA, 2023).

Por tanto, el principal objetivo de este trabajo es estudiar algunos de los principales factores que provocan el movimiento de la población entre municipios con población menor a 50 mil habitantes. La utilidad de saber los determinantes que, ocasionan la salida de la población hacia municipios cercanos de forma cotidiana en días entre semana o en fines de semana, es relevante no solo para conocer los patrones de desplazamiento de los habitantes, sino también para definir las necesidades vecinales no cubiertas por los gobiernos municipales y, que los residentes buscan en otros núcleos urbanos en materia de sanidad, bienes de consumo, educación u ocio, entre otras (referencia). Además, se plantean nuevas hipótesis

relativas a conocer la influencia del turismo, la presencia de ciertos servicios o la localización geográfica sobre la movilidad cotidiana.

Por tanto, las hipótesis de estudio son:

- Hipótesis 0: Existen diferencias relevantes entre los flujos de población entre semana, y los que se dan durante el fin de semana. En consonancia con la revisión bibliográfica, se conoce que en otras regiones y periodos de tiempo la movilidad que se da entre semana difiere de la que acontece en fines de semana (Pucci, 2013).
- Hipótesis 1: Las características de nivel de formación superior y edad media de la población del AMI de destino son relevantes para la población que entra. El motivo por el que se contrastan estos factores en el contexto andaluz, es que se conoce que los niveles bajos de educación (Qian Liu, 2018) resultan ser un factor relevante para explicar la movilidad, así como los grupos de edad más jóvenes (Calabrese, Diao, Di Lorenzo, Ferreira Jr., & Ratti, 2013).
- Hipótesis 2: La red de datos móviles disponible en el área de destino es un factor relevante para la población que entra de forma cotidiana. Se contrasta a través de la accesibilidad a la red de 5º generación (5G).
- Hipótesis 3: El sector turístico sí es un motivo por el que la población andaluza se desplaza entre AMI de manera cotidiana. Se contrasta por tanto si el número de viviendas turísticas por cada mil habitantes aumenta la movilidad en cada área de estudio.
- Hipótesis 4: La ubicación del área de movilidad en el litoral andaluz, supone un mayor flujo de entrada de población no residente.
- Hipótesis 5: Existen diferencias significativas entre la pertenencia de un AMI a una provincia es un factor que afecta al flujo de desplazamientos. Con el objetivo de conocer si las provincias actúan como homogeneizador de sus municipios con respecto a los de otras provincias.

2. METODOLOGÍA

Las fases que configuran el análisis de la temática propuesta se dividen en varias etapas: estructura de datos, diseño de la base de datos, análisis exploratorio de datos y modelización de movilidad.

Hay que destacar que los datos originales corresponden a unidades geográficas nunca antes vistas en el INE. En el caso de este estudio, Andalucía cuenta con un total de 565 áreas de

movilidad INE (figura 2.1, disponible en el apartado Anexo I), según los datos originales, mientras que los municipios andaluces suman un total de 785. Por lo tanto, los datos de cada área deben ser agrupados en nuevas unidades geográficas denominadas área de movilidad independiente (AMI), y que afecta analítica y geográficamente a los distritos, municipios y grupos municipales de la siguiente manera:

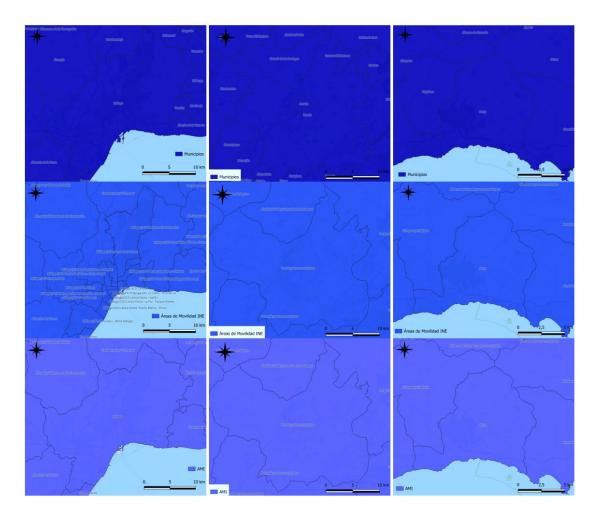


Figura 2.2. Modificación geográfica de distritos, grupos municipales y municipios completos de Málaga, Ronda y Nerja (Málaga, Andalucía, España). Fuente: elaboración propia.

- Distritos: se agrupan todos aquellos que correspondan a la misma ciudad, para formar una unidad de medición que figura en las estadísticas oficiales como municipio único. Este grupo de unidades geográficas reciben el prefijo "DU" en el identificador de cada AMI, como duplicated por ser un valor repetido de la unidad final de estudio, así se transforman los distritos en un municipio completo.
- Municipios: se mantienen las unidades con los mismos parámetros y variables que figuran en las bases de datos de fuentes oficiales. Pertenecen al grupo de aquellas

unidades con prefijo "ND" (non duplicated) por reunir aquellas unidades no repetidas en la base de datos original y permanecen constantes según la estructura de datos fijada.

Grupos municipales: se mantienen constantes las variables dependientes procedentes del estudio experimental del INE, mientras que el resto de variables explicativas definidas por municipios han de ser agrupadas por las unidades municipales que forman parte del Área de movilidad INE. Así mismo, estas unidades quedan dentro del grupo "ND" pues permanecen constantes los valores originales de las variables dependientes, pese a que las variables explicativas requieren de un tratamiento y conversión hacia las AMI.

En otras palabras, las unidades AMI quedan definidas por dos grupos *duplicated* (DU) y *non duplicated* (ND). El primer grupo se compone de ciudades grandes de más de 50.000 habitantes, pues así fueron dividas en distritos por el criterio de selección de unidades geográficas del INE de zonas entre 5.000 y 50.000 habitantes. Del otro lado, el grupo ND se compone de ciudades con una población dentro del criterio establecido, y grupos municipales.

2.1. ESTRUCTURA DE DATOS

Con el fin de poder analizar la movilidad entre las diferentes unidades geográficas definidas previamente, se desarrolla una estructura compleja de datos, pues, todas las variables se muestran en términos de AMI, y los datos originales se representan por niveles municipales, o por Áreas de Movilidad INE. Por tanto, ha sido necesario llevar a cabo un proceso de agregación geográfica para que las variables incluidas en el análisis sean homogéneas. Así, con tal de comprender los procesos de diseño de la base de datos y tratamiento de la información de fuentes de datos oficiales, el proceso es el siguiente:

Variables de movilidad de la población: expresadas por Área de Movilidad INE, el único fichero completo accesible hace referencia al "Porcentaje de Población que sale de su lugar de residencia" con datos temporales de entre los años 2019 y 2021 cada miércoles y domingo, de manera que la información se considera movilidad cotidiana de la población de cada unidad geográfica. Por otro lado, se incluyen otras variables referidas a la población que entra de manera cotidiana al área de estudio, y el saldo poblacional, entendido como diferencia entre la población que entra y la que sale. El proceso para estructurar esos datos y diseñar la base de datos final (visible en la figura 2.3) para cada una de ellas se plantea:

- Porcentaje población que sale de su área (Área de Movilidad INE) de residencia de manera cotidiana (INE, 2022): representa la proporción de personas que son localizadas fuera de su área de residencia con respecto al total de usuarios registrados en los OTM residentes en el área. Sus valores en términos relativos son datos panel, de manera que cada miércoles y domingo desde diciembre de 2019 hasta finales de 2021 se registran datos de cada usuario y se acumulan para ofrecer un valor por área de movilidad en cada fecha señalada. Este estudio decide promediar los valores de los años 2020 y 2021 para conocer la media de este indicador de movilidad para cada área bajo el nombre de "POR_POB_SALE". Además, la aritmética permite obtener los valores de salida de población en términos absolutos para días entre semana y durante fines de semana en 2021: "POB_SALE_WEEKDAYS" y "POB_SALE_WEEKENDS".
- Población que entra a un área diferente a su lugar de residencia: se ha desarrollado una estructura de datos para extraer los valores de cada fichero diario publicado de los años 2020 y 2021. Además, según la literatura analizada existen diferencias significativas entre los valores registrados de la movilidad durante fines de semana, y días entre semana, por lo que se esa distinción se ha aplicado a este estudio, obteniendo dos variables: "POB_ENTRA_WEEKDAYS" y "POB_ENTRA_WEEKENDS". Del mismo modo, se expresan ambas variables en porcentaje "POR_POB_ENTRA_WEEKDAYS" y "POR_POB_ENTRA_WEEKENDS".
- Saldo poblacional: su obtención es idéntica a la de la variable anterior, y los datos detallados se expresan en términos absolutos, de manera que si el símbolo es negativo (-) la población que sale es superior a la que entra de manera cotidiana, y para aquellas áreas con saldo positivo (+) la carga poblacional cotidiana es mayor. De este modo se obtienen las variables "SALDO_WEEKDAYS" y "SALDO_WEEKENDS".

A continuación, en la figura 2.3, se muestra el proceso de tratamiento de datos modificando los expresados en Áreas de Movilidad INE a AMI. De unas 3.214 áreas y 9.864 unidades municipales iniciales en España, se agrupan hasta conseguir en las variables definitivas de la base de datos un tamaño de 2.190 AMI (139 dentro del grupo "DU", y un total de 2.052 como "ND") en el marco nacional, de donde se seleccionan las 378 pertenecientes a Andalucía.

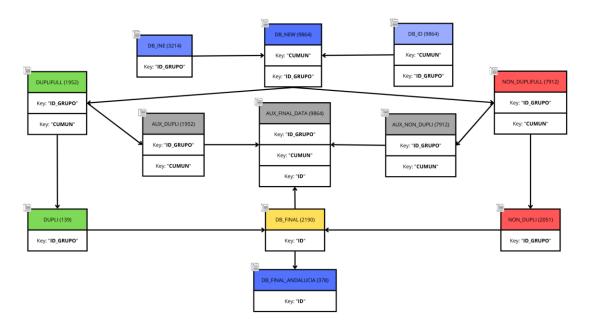


Figura 2.3. Estructura de datos para las variables dependientes. Fuente: elaboración propia.

Del otro lado, se introducen a continuación las variables municipales que forman parte del análisis de la movilidad cotidiana en este estudio, y que figuran como variables explicativas en las regresiones que se formulan:

- Variables independientes o explicativas: como factores que influyen en la movilidad cotidiana de la población se clasifican en varios grupos:
 - Variables relacionadas con los sistemas de telecomunicaciones: referidas a la capacidad de conexión a redes de datos móviles en términos de porcentaje de población que cuentan con acceso a tecnologías 5G en 2021 (IECA, 2023).
 - V. sociodemográficas: relacionadas con el volumen de población (INE, 2022), su edad media, o la densidad de población de cada área de población (IECA, 2023), como indicadores de la concentración de la población y el envejecimiento (datos de 2021). Así mismo se suman a este grupo el número de habitantes con titulaciones de educación terciaria o educación superior.
 - V. infraestructuras de transporte y uso artificial del suelo: relacionadas con la cantidad de km de carreteras (KM) y las hectáreas de territorio municipal (URBANO) urbanizado, datados en 2016, como indicador del desarrollo de cada área (IECA, 2023).

- V. geográficas: variables dummy que indican si un AMI se sitúa (1) o no (0) en el litoral de la Península Ibérica (LITORAL), pues el turismo de sol y playa en Andalucía posee una relevancia considerable a nivel económico y en el mercado laboral siendo uno de los sectores con mayor peso en el PIB comunitario y el número de ocupados. También, se añade la distancia en kilómetros, desde el centroide del área de origen, hasta el centroide de la capital de provincia como destino (DIST) y la pertenencia provincial del AMI.
- V. del sector turístico: relativa al número de viviendas turísticas por cada mil habitantes que hay en cada AMI (VIVTURpc). Con el propósito de conocer si los mayores registros se concentran en el litoral o si el turismo de interior también está a la altura del de sol y playa.
- V. económicas y de mercado laboral: relativa a la tasa de desempleo municipal (PARO), junto con la renta neta media declarada (RENTA) como estándares de situación de cada área de estudio, en datos de 2022 (IECA, 2023).

Tras desarrollar el identificador de cada unidad AMI, se trabaja con tablas relacionales para cada variable explicativa de una manera diferente según el origen de los datos.

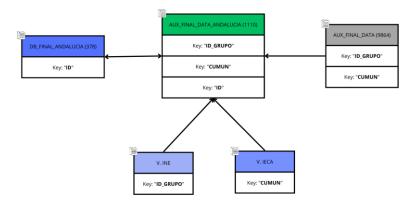
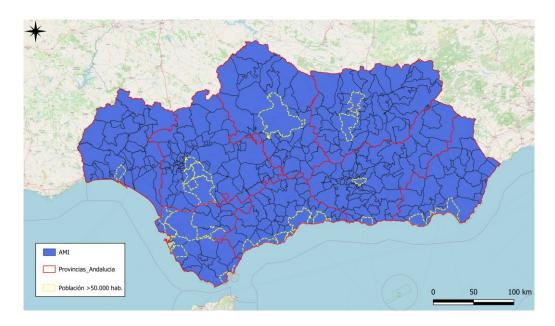


Figura 2.4. Estructura de datos para las variables independientes. Fuente: elaboración propia.

Las unidades geográficas con poblaciones superiores a 50.000 habitantes (grupo DU) quedan fuera de los modelos por las razones que se exponen a continuación:

 Las cifras de las variables dependientes para este tipo de unidades hacen referencia al número de personas que salen o entran de cada distrito (SCD: sub-city district) o barrios (INE, 2020, págs. 6-7) que componen un AMI, de manera que por razones

metodológicas del INE y la agregación de los datos que se tienen disponibles, se desconoce la procedencia del individuo que se desplaza.



Mapa 2.1. Áreas de Movilidad Independientes clasificadas por número de habitantes y provincia. Fuente: elaboración propia con datos de INE, IGN e IECA.

- EL foco de este estudio es el de conocer los factores que influyen y alteran la movilidad intermunicipal. De tomar en cuenta este tipo de unidades (grupo DU) no solo se tendría en cuenta la movilidad intermunicipal sino también intramunicipal. Tal y como se observa a continuación, los valores de estas unidades municipales con una población superior a los 50 mil habitantes, presentan valores considerablemente elevados, pues tienen en cuenta ambos tipos de desplazamientos.

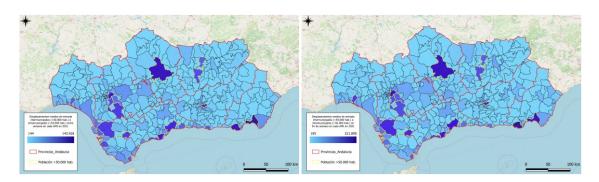


Figura 2.5. Desplazamientos de entrada de tipo intermunicipales (con población menor a 50 mil habitantes) e intramunicipales (con población mayor a 50 mil habitantes) en cada AMI (Andalucía, España). Fuente: elaboración propia con datos de IECA, IGN e INE.

En definitiva, la exclusión de este tipo de unidades viene dado por la inclusión de los desplazamientos de los no residentes hacia Áreas de Movilidad Independientes, que son considerados como movilidad intermunicipal. Y, por otro lado, los movimientos intramunicipales, que muestran los trayectos de entrada de población residente entre los diferentes distritos, barrios o secciones que componen la unidad completa municipal. Un ejemplo de este escenario es el caso de la capital de Málaga, anteriormente referenciada en la figura 2.2 para conocer las modificaciones geográficas que se aplican en este estudio, que persigue el fin de unificar las Áreas de Movilidad INE en las unidades objeto de estudio: AMI.

Para los 20 distritos en los que se divide la capital malagueña, se conocen los movimientos de entrada y salida, así como sus saldos poblacionales. Sin embargo, no son accesibles los datos para conocer la procedencia de cada uno de los responsables de dichos desplazamientos para este tipo de unidades de más de 50.000 habitantes. Por lo tanto, se conoce que al distrito de Teatinos entran un total de 11.703 personas el 9 de octubre de 2021, incluyendo residentes de la ciudad de Málaga (movilidad de tipo intermunicipal) y no residentes (desplazamientos que forman parte del objeto de estudio como movilidad intermunicipal, pero no son desagregables). De este modo la muestra final de AMI presenta un tamaño de 350 municipios y grupos municipales andaluces con una población menor a 50.000 habitantes.

2.2. PRUEBAS ANALÍTICAS

Como parte del estudio se aplican una serie de procesos estadísticos con el fin de analizar los patrones de movilidad y las variables definidas. En primer lugar, se valoran los estadísticos descriptivos a nivel analítico y visual con tal de explorar la información de la base de datos. Así mismo, como una de las primeras hipótesis de este estudio, se trata de contrastar si existen diferencias significativas entre la movilidad de fin de semana y la que se da entre semana a través de una prueba t de student para muestras relacionadas o datos pareados, en este caso para las variables dependientes que cuentan con esa información como son las referidas a la población que entra en el AMI en términos absolutos y relativos, así como el saldo de movilidad. A continuación, se procede a modelizar los desplazamientos entre las unidades geográficas a través de la regresión lineal con las variables explicativas referidas a la población en términos absolutos que entra en cada AMI, y se analizan las hipótesis principales de significancia individual y conjunta, bondad de ajuste, normalidad de residuos, multicolinealidad y heterocedasticidad. Este proceso consta de varias fases donde se realiza un primer modelo con variables que aparecen en los modelos de las publicaciones científicas, un segundo modelo con factores relacionados con los que figuran en algunos artículos, como el

grado de urbanización, telecomunicaciones y nivel educativo de los residentes, y por último los modelos para dar respuesta a las hipótesis formuladas.

3. RESULTADOS

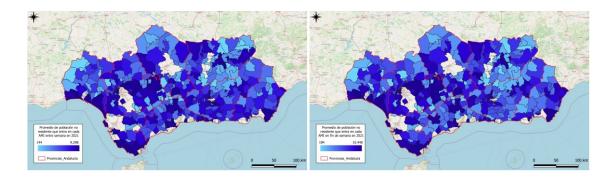
La literatura científica analiza de manera independiente los desplazamientos que se dan en fines de semana, de los que suceden entre semana. Y en este estudio, se testea esta hipótesis a través de una prueba T student de medias de datos pareados, de manera que se concluye que efectivamente con un nivel de significación inferior a 0.05 existen diferencias significativas entre los valores medios de la población que entra a cada AMI entre semana y la que lo hace durante fines de semana.

Prueba de muestras emparejadas

	Media	95% de intervalo de confiar	Estadístico t	gl	Sig. (bilateral)	
		Inferior	Superior			
POB_ENTRA_WEEKDAYS - POB_ENTRA_WEEKENDS	-312.4629	-386.4766	-238.4491	-8.303	349	0,0001

Tabla 3.1. Prueba T student de diferencias de medias en datos pareados entre la población que entra en cada AMI de manera cotidiana entre semana y durante fines de semana en 2021.

Un mapeo de esa información revela los cambios geográficos que suceden en la movilidad entre los periodos de tiempo analizados. Y es que el litoral onubense y gaditano, así como la Costa del Sol o Almuñecar (Granada) presentan mayor entrada de población en días entre semana que durante el fin de semana. Sin embargo, en fines de semana, las áreas de cercanas a las capitales de Sevilla o Córdoba, junto con Antequera (Málaga), Ronda (Málaga) y la costa almeriense aumentan la entrada de población en mayor proporción a otras zonas que lo hacen entre semana.



Mapa 3.1. Promedio de población que entra en cada AMI en 2021 para días entre semana y durante el fin de semana. Fuente: elaboración propia.

Los datos de la movilidad cotidiana en Andalucía muestran que la provincia con mayor media de desplazamientos intermunicipales de entrada y salida entre semana y durante fines de semana es Cádiz, seguido de Málaga, Huelva y Sevilla.

Son destacables las grandes diferencias observables en el gráfico 3.1, de las cifras entre semana y de fin de semana en cada AMI. Y es que, excepto en Cádiz y Huelva, la población que sale en fin de semana de su área de residencia es superior a la que entra en términos medios, en el resto de provincias. Para los desplazamientos entre semana, solo en Sevilla y Córdoba la población que sale de su área de residencia es superior a la que entra de forma cotidiana, mientras que en el resto de regiones, ocurre lo contrario. Con respecto a las diferencias entre fines de semana y días laborables se aprecia como Sevilla y Málaga muestran un gran volumen medio de desplazamientos de entrada y de salida durante fines de semana comparado con la movilidad que se da entre semana en ambas provincias. Particularmente, superan a Cádiz en número de salidas de fines de semana.

Por lo tanto, las provincias que presentan una mayor carga poblacional en términos medios, a través del indicador del saldo de movilidad son Cádiz, Málaga y Huelva entre semana, y Cádiz y Huelva durante fines de semana. Sin embargo, las provincias de Sevilla, Córdoba y Jaén disponen de un saldo negativo durante días laborables, y en fines de semana las menores cargas poblacionales medias se registran en Málaga y Sevilla (datos inferiores a 400 personas por día). Generalmente se observa como la movilidad intermunicipal media en días de fines de semana es superior a la que se da entre semana en todas las provincias.

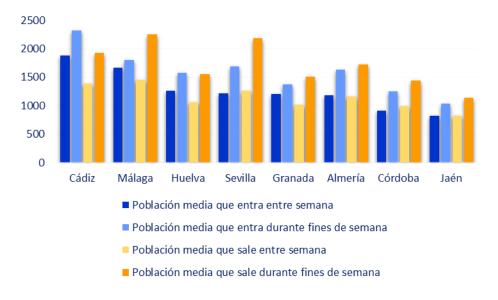


Gráfico 3.1. Comparativa provincial entre los valores medios de la movilidad cotidiana en 2021.

Fuente: elaboración propia.

Del mismo modo, las AMI que mayores registros de población entrante presentan son Torremolinos (Málaga), Rincón de la Victoria y otros municipios (Málaga) y San Roque (Cádiz). Los menores registros son para Peal de Becerro (Jaén), Villatorres (Jaén) y Alameda (Málaga). Según esta información se denotan diferencias entre la movilidad del litoral andaluz y del interior, pues los datos más altos corresponden a municipios costeros y los más bajos a localidades de interior.

En este sentido, queda palpable la dispersión que presentan estas variables de movilidad para la muestra de la comunidad andaluza, dando por confirmada la hipótesis inicial en la que se afirma que existen diferencias significativas entre los desplazamientos de entrada de cada Área de Movilidad Independiente que suceden entre semana y los que se dan durante días de fin de semana.

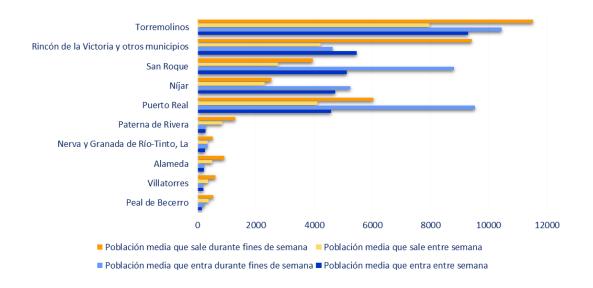


Gráfico 3.2. Comparativa por AMI entre los 5 valores máximos y mínimos de la movilidad cotidiana en 2021. Fuente: elaboración propia.

Según el saldo poblacional, durante el 2021, las áreas de movilidad con más carga poblacional cotidiana fueron los municipios o grupos municipales costeros de San Roque (Cádiz), Punta Umbría (Huelva), Níjar (Almería), Tarifa (Cádiz), Rota (Cádiz), Puerto Real (Cádiz) o Almonte (Huelva) con un saldo superior a los 2.350 desplazamientos entre semana y 2.700 durante fin de semana, en lo que se refiere a movimientos de entrada con respecto a los de salida.

Y del otro lado, aquellas áreas de movilidad con menor carga poblacional, y por tanto presentan un saldo poblacional negativo, son las zonas de Armilla (Granada), Viso del Alcor (Sevilla), Maracena (Granada), Las Gabias (Granada), Vícar (Almería), Alhaurín el Grande (Málaga) o la agrupación municipal de Rincón de la Victoria, Totalán y Moclinejo (Málaga), con

registros inferiores a los 1.010 desplazamientos en los días laborables entre semana y 2.650 durante fines de semana. Esta información queda visible en la figura 3.1, con el top 5 de mayores y menores registros para cada periodo de tiempo semanal dentro del año 2021.

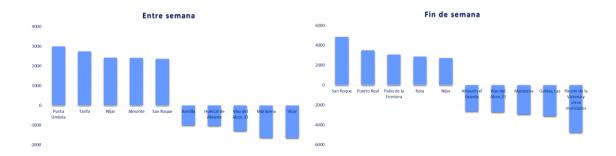


Figura 3.1. Comparativa por AMI entre los 5 valores máximos y mínimos del saldo poblacional en 2021. Fuente: elaboración propia.

Por tanto, se procede a presentar las variables que forman parte del modelo y se analiza, además la existencia de valores atípicos o *outliers* que representen un reto para la homogeneidad de la base de datos y la sobredispersión. Y es que tal y como se observa en el gráfico 3.2, Torremolinos presenta una diferencia en términos medios de más de 3.800 movimientos de entrada de población entre semana en 2021, con respecto al resto de AMI de la comunidad autónoma.

Tal y como muestran los estadísticos descriptivos, existe gran variabilidad en los diferentes registros de datos, para las variables seleccionadas. Por un lado, las variables de escala, de carácter cuantitativo muestran que existen áreas donde no hay acceso a tecnología 5G o no existen viviendas turísticas. En general, este tipo de AMI se sitúan en zonas rurales, de interior y aisladas de grandes núcleos de población. Así mismo, las variables económicas y de mercado laboral dan cuenta de la diferencia que existe entre zonas próximas geográficamente, pero muy alejadas en lo que a desarrollo y buenas condiciones se refiere. Un ejemplo claro de ello es la provincia de Sevilla y Cádiz, donde se ubican las AMI con los registros máximos y mínimos de toda la comunidad andaluza de la variable renta declarada, y es que Tomares, situada al oeste de la capital sevillana, cuenta con más de 26 mil euros anuales de media, mientras que Puerto Serrano, que colinda al norte con la provincia sevillana, es el dato más bajo por debajo de los 6.500 euros medios anuales.

De este modo, con tal de corregir la distribución de los datos, hacia la distribución normal, se calculan los valores logarítmicos de las variables dependientes, y por tanto se trabaja con modelos semilogarítmicos. Luego, los motivos de esta modificación se resumen en una

mitigación de la sobredispersión muestral, y la normalización de los residuos de los modelos que figuran en el presente estudio (las regresiones con las variables dependientes originales, y por tanto con distribución no normal de los residuos están en la figura 3.2 del apartado anexo).

Estadísticos descriptivos									
	N	Mínimo	Máximo	Media	Desviación estándar				
5G (Proporción de residentes con acceso a tecnología 5G)	350	0.0000	100.0000	20.5853	29.3025				
DEN_POB (Densidad de Población. Hab/km^2)	350	5.8359	7931.7257	307.2739	838.1327				
DIST (Distancia desde AMI a la capital de provincia. Km)	350	4.5583	147.3635	52.2598	32.7368				
EDAD (Media de edad de la población residente)	350	36.2800	53.5286	43.8605	3.3128				
EDUC (Porcentaje de habitantes con titulaciones de educación terciaria, con respecto al total)	350	0.8310	26.9748	6.4878	3.8195				
KM (Km de la red de carreteras local)	350	1.7000	519.8000	82.8057	79.9501				
PARO (Tasa de desempleo municipal)	350	7.1594	35.7070	20.2757	4.0336				
POB_ENTRA_WEEKDAYS (Número de personas que entran al AMI entre semana)	350	144.3529	9298.1569	1233.3743	1023.5923				
POB_ENTRA_WEEKENDS (Número de personas que entran al AMI durante fines de semana)	350	194.9412	10440.6863	1545.8371	1460.4994				
RENTA (Renta media declarada)	350	6078.4478	26664.8466	12037.2158	3513.9425				
URBANO (Hectáreas de uso urbano del suelo del territorio municipal)	350	69.0200	2429.3400	302.1205	284.2959				
VIVTURpc (Número de viviendas turísticas por cada mil habitantes)	350	0.0000	110.5732	6.1630	15.5317				

		Fi	recuencia	Р	orcentaje
	N	0	1	0	1
HUELVA	350	316	34	90.29	9.71
SEVILLA	350	277	73	79.14	20.86
CORDOBA	350	313	37	89.43	10.57
MALAGA	350	311	39	88.86	11.14
GRANADA	350	286	64	81.71	18.29
ALMERIA	350	317	33	90.57	9.43
JAEN	350	306	44	87.43	12.57
LITORAL	350	313	37	89.43	10.57

Tabla 3.2. Estadísticos descriptivos y frecuencias de las variables explicativas y explicadas.

En este sentido, un análisis espacial de las variables explicativas de la tabla 3.1 revela que las áreas con mayor proporción de habitantes que cuentan con formación superior son Nevada y otros municipios (Granada), Huétor de Santillán y otros municipios (Granada) y Arboleas y otros municipios (Almería). Entre los 50 mayores registros se sitúan las ciudades de Ronda (Málaga), Mairena del Aljarafe (Sevilla) o Mojácar (Almería). Del otro lado, algunas de las AMI con menor porcentaje son Puerto Serrano (Cádiz), Montellano (Sevilla) y Pinos Puente (Granada). Se incluyen estos datos para explicar el fenómeno de la movilidad por área, pues en la literatura científica aparecen los titulados en formaciones básicas como variables

explicativas (Calabrese, Diao, Di Lorenzo, Ferreira Jr., & Ratti, 2013), así como los años cursados en el sistema educativo (Qian Liu, 2018).

La renta media declarada, las hectáreas urbanizadas y la densidad de población tienen una distribución geográfica semejante y es que las capitales de provincia y alrededores, así como el litoral gaditano y malagueño, son las que mayores registros presentan en general. Destacan los municipios de Tomares (Sevilla), Espartinas (Sevilla), Mairena del Aljarafe (Sevilla) o Bormujos (Sevilla) como los que mayor renta media declaran. Castilleja de la Cuesta (Sevilla), Armilla (Granada), San Juan de Aznalfarache (Sevilla) o Torremolinos (Málaga) muestran las mayores densidades de población de Andalucía, mientras que Rota (Cádiz), San Roque (Cádiz), Arahal (Sevilla), Carmona (Sevilla) y Alhaurín de la Torre (Málaga) son las áreas con más hectáreas urbanizadas. Y es que, estos datos se incluyen en el modelo con tal de explicar la situación económica (Qian Liu, 2018), carácter rural o urbano y la concentración de la población para cada AMI (Calabrese, Diao, Di Lorenzo, Ferreira Jr., & Ratti, 2013).

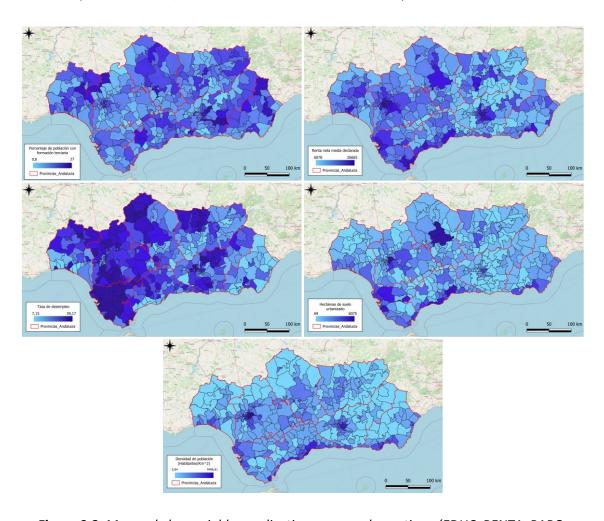


Figura 3.2. Mapas de las variables explicativas con escala continua (EDUC, RENTA, PARO, URBANO y DEN_POB). Fuente: elaboración propia.

La tasa de desempleo se distribuye de manera particular, pues no tiene un patrón tan marcado como la información descrita hasta este punto. Se observa en la figura 3.2 como la provincia de Cádiz, con los municipios de Barbate (33,69%), Arcos de la Frontera (32,29%) o Villamartín (28,78%), presenta las tasas municipales más elevadas de toda la comunidad, junto con la zona norte de Córdoba (Peñarroya-Pueblonuevo: 35,71%), Sevilla (Villanueva del Río y Minas: 25,46%), Granada (Pinos Puente: 33.69%) y Huelva (Jabugo y otros municipios: 25,97%).

Desde otra perspectiva, para las variables referidas al acceso de redes de datos móviles 5G y la edad media en cada AMI, se diseña un mapa con escala por clases con 4 clasificaciones según histograma y cuantiles, respectivamente. Y es que, existen 138 zonas de las 378 que componen la comunidad que aún no cuentan con acceso a redes de 5º generación, y que por tanto quedan detrás en la línea del desarrollo urbano con respecto a los grandes núcleos de población. La importancia de la inclusión de este factor dentro del modelo reside en la relevancia que hoy día tienen las redes de telecomunicación en el ámbito laboral y personal. Tanto es así que este estudio no sería posible sin este tipo de redes. Luego, las AMI con mayor porcentaje de población con acceso a la red 5G son Armilla (Granada), Tomares (Sevilla), Castilleja de la Cuesta (Sevilla), y Churriana de la Vega (Granada). Por el contrario, Beas de Segura y Segura de la Sierra (Jaén), Montefrío y Algarinejo (Granada) o Tíjola (Almería) son algunas de las áreas que no cuentan con acceso a esta red, aunque tienen acceso a redes 4G.

La edad promedio de las AMI revela información del envejecimiento de la población y del carácter rural del municipio, tal y como asegura la Asociación Española de Geografía junto a la Universidad de Valladolid (AGE, 2021). Por tanto, se prevé que las poblaciones más jóvenes se localicen en lugares urbanizados con alta densidad de población y concentrados en el litoral andaluz. Los más jóvenes, por tanto, residen en los municipios de Vegas del Genil (Granada) próximo a la capital granadina, Huércal de Almería, La Mojonera (Almería) y Níjar (Almería). Todas estas áreas de movilidad se sitúan próximas al litoral o cerca de grandes núcleos de población de la provincia como son Almería capital y El Ejido.

Por lo general las zonas oeste de la provincia de Sevilla, sur de Huelva y Málaga y litoral almeriense son las más jóvenes con datos inferiores a los 40 años de edad. Mientras, las poblaciones más envejecidas se sitúan en áreas de movilidad del interior andaluz, zonas montañosas y con marcado carácter rural, como Benaoján (Málaga) en la Serranía de Ronda, Arboleas (Almería), Tíjola (Almería) en la comarca del Valle del Almanzora o El Burgo (Málaga) con edades medias en torno a los 52 años.

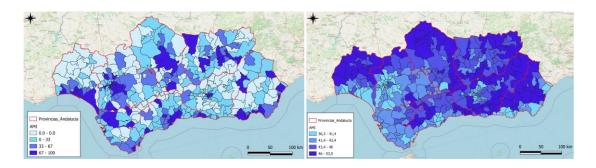
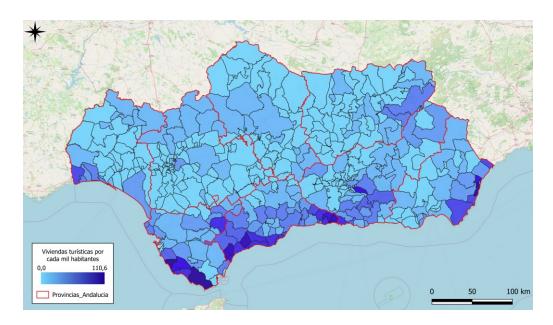


Figura 3.3. Mapas de las variables explicativas con clasificación por cuantiles (5G y EDAD).

Fuente: elaboración propia.

Finalmente, el sector turístico queda reflejado en términos de viviendas turísticas por cada mil habitantes. Una de las hipótesis principales de este estudio y que se pretende resulte significativa para explicar los desplazamientos hacia cada área de movilidad.

El turismo emplea en Andalucía al 24% de la población ocupada de la comunidad (IECA, 2023), y supone el 6,5% del PIB comunitario en 2021 (Junta de Andalucía, 2022). Unos valores lejanos a los registrados en años previos a la pandemia causada por la COVID-19, pero que mejora las cifras de 2020 en un 35,8%. De este modo, las áreas con mayores registros de viviendas turísticas por cada millar de habitantes son Mojácar (Almería), Tarifa (Cádiz) y Conil de la Frontera (Cádiz) con más de 100 viviendas dedicadas al turismo por cada mil habitantes. De cerca le siguen Nerja (Málaga), Benahavís (Málaga), Casares (Málaga), Monachil (Granada), Cómpeta y Frigiliana (Málaga), Vera (Almería), Torrox (Málaga) y Almuñécar (Granada).



Mapa 3.2. Viviendas turísticas por cada mil habitantes. Fuente: elaboración propia.

En este punto, resulta interesante dividir esa submuestra en las áreas de litoral y de interior, pues únicamente la localidad granadina de Monachil y la agrupación municipal gaditana de El Bosque y otros municipios (Grazalema, Benaocaz y Villauenga del Rosario) se sitúan a más de 42 km de la costa más cercana.

Los resultados de los modelos, visibles en las tablas 3.2 y 3.3 (los contrastes de homocedasticidad, normalidad de residuos y multicolinealidad de los modelos finales se muestran en las figuras 3.4 y 3.5 en el apartado anexo del presente documento) para días entre semana y durante fines de semana respectivamente, arrojan que para los primeros modelos que explican la población que entra entre semana y durante fines de semana en el año 2021, incluyendo las variables referidas a la densidad de población, distancia con respecto a la capital de provincia, tasa de desempleo y la renta media declarada de cada AMI, esta última tiene un efecto positivo sobre la entrada de población de manera cotidiana durante todos los días de la semana. En particular este efecto se traduce en que por cada euro que aumente la renta media declarada, el número de personas que entran en el AMI aumenta un 0,007% entre semana y un 0,09% durante fines de semana. El resto de variables, en este primer modelo, no presentan a priori un efecto significativo sobre la variable explicada, a excepción de los kilómetros de distancia que existen hasta la capital de provincia, cuyo coeficiente muestra que por cada unidad kilométrica que el centroide del AMI se sitúe más lejos del de la capital provincial, el número de personas que entra entre semana en el área se reduce en un 0.224%. Algo que penaliza por tanto al AMI que se ubica en las zonas más alejadas de la capital de provincia, y favorece a aquellos municipios próximos a las capitales.

Entonces, se introduce en el modelo inicial un paquete de variables relacionadas con la edad y la formación de la población, el acceso a la red 5G, las hectáreas urbanizadas y los kilómetros de carreteras en propiedad, que se pretenden mejoren el ajuste de la regresión. En efecto, como se observa en las tablas $3.2 \text{ y } 3.3 \text{ el } R^2$ corregido aumenta considerablemente en ambos modelos en más de 37 puntos porcentuales mejorando el ajuste de la regresión inicial. Tanto es así que 4 de las 5 nuevas variables incluidas son significativas para explicar los desplazamientos entre semana y todas lo son durante el fin de semana. Y es que presentan los impactos esperados, pues a mayor acceso a la red 5G, superficie urbanizada, mayor formación de la población y amplia red de carreteras, el número de personas que entran al AMI aumenta. Mientras que el efecto es negativo con la edad media de los residentes, pues, si aumenta 1 año la edad media, el número de personas que entra en el área se reduce en un 10 durante los fines de semana.

		dependiente: FRA_WEEKDA			dependiente TRA_WEEKD <i>A</i>			dependiente: FRA_WEEKDA			dependiente: TRA_WEEKDA	
Variables	Coeficientes	Estadístico		Coeficientes	Estadístico		Coeficientes	Estadístico		Coeficientes	Estadístico	
const	5.97524	24.36213	***	6.34223	12.66057	***	6.71000	14.04092	***	6.96343	14.04898	***
DEN_POB	0.00001	0.11901		0.00006	1.85909	*	0.00008	2.52902	**	0.00007	2.11907	**
DIST	-0.00224	-1.96784	**	-0.00402	-4.56943	***	-0.00502	-6.10793	***	-0.00491	-5.75300	***
PARO	0.00714	0.86901		0.02055	3.29405	***	0.02883	4.93497	***	0.02248	3.38580	***
RENTA	0.00007	6.35155	***	0.00002	2.09706	**	0.00002	2.11439	**	0.00002	2.16223	**
EDAD				-0.01632	-1.48585		-0.02805	-2.67740	***	-0.02997	-2.75278	***
KM				0.00227	5.86867	***	0.00293	7.96645	***	0.00338	8.24177	***
5G				0.00476	5.05242	***	0.00312	3.44905	***	0.00336	3.70491	***
URBANO				0.00119	12.31473	***	0.00090	9.43716	***	0.00086	8.58996	***
EDUC				0.01926	2.60273	***	0.02216	3.24484	***	0.02159	3.19311	***
VIV_TURpc							0.00747	4.16649	***	0.00586	3.10319	***
LITORAL							0.37780	3.98752	***	0.43560	4.33616	***
HUELVA										-0.10010	-0.82461	
SEVILLA										-0.05914	-0.56870	
CORDOBA										-0.13743	-1.14807	
MALAGA										0.05824	0.50627	
GRANADA										0.05789	0.52442	
ALMERIA										-0.27201	-2.02171	**
JAEN										-0.18043	-1.48560	
R^2 corregido	0.17792			0.57282			0.63740			0.64908		
AIC	658.07187			433.84180			378.40599			373.62515		

^{*} Coeficiente significativo al 90% de confianza

Tabla 3.3. Resultados de las regresiones para la población media que entra entre semana en cada AMI en 2021.

En el tercer modelo, se añaden las variables relacionadas con el sector turístico, para el turismo de sol y playa, por lo general, bajo el foco del litoral andaluz (VIV_TURpc y LITORAL).

En este caso, tanto para días entre semana como durante fines de semana, la localización del AMI en el litoral, resulta significativa y se traduce en un efecto positivo de 45,59% entre semana y de 42,56% durante fines de semana, en lo que al incremento de personas que entran se refiere, respecto de las áreas de interior. La proporción de viviendas turísticas por cada mil habitantes, es significativamente únicamente entre semana, y es que el efecto marginal de 1 vivienda turística por cada mil habitantes, supone que el número de personas que entra de manera cotidiana en días entre semana aumente en 0,75%.

Como modelo último, se incluye al anterior el grupo de variables que hacen referencia a la pertenencia a una determinada provincia. Se selecciona la provincia de Cádiz como la

^{**} Coeficiente significativo al 95% de confianza

^{***} Coeficiente significativo al 99% de confianza

referente, pues presenta la media más elevada de población que entra entre semana (1878 personas al día) y durante fines de semana (2324 personas) de Andalucía. Esto permite conocer las diferencias entre las provincias con respecto a la referencia.

		dependiente TRA WEEKEN			dependiente FRA WEEKEN			dependiente FRA WEEKEN			dependiente FRA WEEKEN	
Variables	Coeficientes	Estadístico										
const	6.05465	23.21338	***	7.78706	14.57424	***	7.85243	14.45926	***	7.89202	13.73618	***
DEN_POB	0.00004	0.77908		0.00010	2.74228	***	0.00011	2.99543	***	0.00011	3.03322	***
DIST	-0.00154	-1.27271		-0.00235	-2.50156	***	-0.00284	-3.03920	***	-0.00243	-2.45327	**
PARO	0.00024	0.02709		0.01386	2.08376	**	0.01836	2.76535	***	0.02065	2.68317	***
RENTA	0.00009	7.24637	***	0.00003	2.50724	***	0.00003	2.63466	***	0.00003	2.61703	***
EDAD				-0.04613	-3.93804	***	-0.04980	-4.18276	***	-0.05458	-4.32514	***
KM				0.00244	5.91997	***	0.00276	6.61439	***	0.00284	5.97652	***
5G				0.00503	5.01020	***	0.00399	3.88770	***	0.00399	3.80115	***
URBANO				0.00122	11.88260	***	0.00106	9.77513	***	0.00108	9.31938	***
EDUC				0.01482	1.87741	*	0.01631	2.10127	**	0.01494	1.90591	*
VIV_TURpc							0.00225	1.10608		0.00248	1.13396	
LITORAL							0.29548	2.74432	***	0.27788	2.38637	**
HUELVA										0.16802	1.19409	
SEVILLA										0.05088	0.42213	
CORDOBA										0.16174	1.16567	
MALAGA										0.12741	0.95540	
GRANADA										0.14583	1.13956	
ALMERIA										0.07741	0.49635	
JAEN										0.02735	0.19426	
R^2 corregido	0.21526			0.58979			0.60474			0.60199		
AIC	701.12387			478.97168			467.91134			477.01296		

^{*} Coeficiente significativo al 90% de confianza

Tabla 3.4. Resultados de las regresiones para la población media que entra durante fines de semana en cada AMI en 2021.

Los resultados revelan que durante fines de semana no hay diferencias significativas entre municipios que pertenecen a provincia diferentes, mientras que para días entre semana solo se observan diferencias significativas, para los AMI de la provincia de Almería. El impacto obtenido presenta el signo esperado, pues Cádiz es de media la provincia donde se produce un mayor número de desplazamientos de entrada hacia cada AMI, mientras que en media los municipios de Almería son de los que tienen menos desplazamientos. El coeficiente obtenido relativo a dicha provincia nos indica una reducción del 27,20% en la población que entra entre semana de manera cotidiana con respecto a la que lo hace en las AMI de la provincia de Cádiz.

^{**} Coeficiente significativo al 95% de confianza

^{***} Coeficiente significativo al 99% de confianza

Finalmente, una comparativa entre el modelo último entre semana y el de fines de semana muestra como las variables explicativas seleccionadas se ajustan mejor a los desplazamientos que se dan en días entre semana, y que los efectos para las variables que son significativas en ambos modelos van en el mismo sentido, pues el efecto negativo o penalizador se da con las variables de EDAD y DIST, mientras el resto muestra efectos positivos para la movilidad intermunicipal. Finalmente, la densidad de población se ha convertido en significativa en ambos modelos con un efecto positivo sobre la población que entra en cada AMI del 0.007% entre semana y de 0.011 durante fines de semana.

	Variable dependiente: L	_POB_ENTRA_WE	EKDAYS	Variable dependiente: L_POB_E	NTRA_WEEKE	NDS
Variables	Coeficientes	Estadístico		Coeficientes	Estadístico	
const	6.96343	14.04898	***	7.89202	13.73618	***
DEN_POB	0.00007	2.11907	**	0.00011	3.03322	***
DIST	-0.00491	-5.75300	***	-0.00243	-2.45327	**
PARO	0.02248	3.38580	***	0.02065	2.68317	***
RENTA	0.00002	2.16223	**	0.00003	2.61703	***
EDAD	-0.02997	-2.75278	***	-0.05458	-4.32514	***
KM	0.00338	8.24177	***	0.00284	5.97652	***
5G	0.00336	3.70491	***	0.00399	3.80115	***
URBANO	0.00086	8.58996	***	0.00108	9.31938	***
EDUC	0.02159	3.19311	***	0.01494	1.90591	*
VIV_TURpc	0.00586	3.10319	***	0.00248	1.13396	
LITORAL	0.43560	4.33616	***	0.27788	2.38637	**
HUELVA	-0.10010	-0.82461		0.16802	1.19409	
SEVILLA	-0.05914	-0.56870		0.05088	0.42213	
CORDOBA	-0.13743	-1.14807		0.16174	1.16567	
MALAGA	0.05824	0.50627		0.12741	0.95540	
GRANADA	0.05789	0.52442		0.14583	1.13956	
ALMERIA	-0.27201	-2.02171	**	0.07741	0.49635	
JAEN	-0.18043	-1.48560		0.02735	0.19426	
R ² corregido	0.64908			0.60199		•
AIC	373.62515			477.01296		

^{*} Coeficiente significativo al 90% de confianza

Tabla 3.5. Regresiones para la población media que entra entre semana y durante fines de semana en cada AMI en 2021.

La tasa de desempleo es una variable dentro del grupo de la información de la situación económica y del mercado laboral que genera confusión y arroja un efecto en el modelo que a priori parece no tener el impacto esperado. En este caso, es una variable significativa en los modelos finales para la población que entra entre semana y durante el fin de semana, aumentando el número de personas que entra en cada AMI, por cada 1% que se incrementa

^{**} Coeficiente significativo al 95% de confianza

^{***} Coeficiente significativo al 99% de confianza

dicha tasa, en un 2,24% y 2,06%, respectivamente, cuando se esperaba que su efecto fuese negativo (Qian Liu, 2018). Sin embargo, la renta media declarada funciona como se esperaba, pues su efecto es positivo sobre la entrada cotidiana de población a cada AMI. Y es que España, es actualmente el país con la mayor tasa de desempleados de toda la Unión Europea, un 12,8%. Además, en desempleo juvenil también lidera el ranking con un 29,5% (Eurostat, 2023).

Por otro lado, las estadísticas oficiales en España arrojan en el primer trimestre de 2023 una cifra de 13,26% de tasa de paro (INE, 2023) siendo Andalucía y Cádiz en particular las regiones con mayores tasas de desempleo nacionales, y es que el criterio que seleccionan ambas entidades es diferente, de ahí la diferencia de valores.

Así mismo, España se ha visto envuelta en una serie de modificaciones del marco laboral y así como la propia regulación. Pues con la pandemia se ponen en marcha los Expedientes de Regulación Temporal de Empleo (ERTE) y posteriormente en 2021 se aprueba la reforma laboral donde figuran entre otras novedades, la desaparición de los contratos temporales y se sustituyen por los contratos fijos discontinuos, que mantienen a los empleados como ocupados aun cuando han terminado de trabajar para la campaña o el periodo de tiempo estimado por la compañía empleadora. Además, la economía sumergida en España supuso en 2022 un 15,8% del PIB nacional que afecta en más de un 29,2% a la tasa de desempleo nacional, mientras que en Andalucía es superior al 20% de su propio PIB (Schneider & Asllani, 2022). Autores aseguran que existe fuerte relación entre el paro y la economía sumergida, pues en tiempos de crisis y elevado desempleo, parece lógico el hecho de que el ser humano considere necesario generar economía informal (Rodríguez, 2016), para generar los recursos suficientes para la supervivencia.

Según estos motivos, las estadísticas oficiales dejan atrás cifras de desempleados como trabajadores en situación de ERTE, empleados que son contratados temporalmente y que figuran como fijos discontinuos, o los que participan de la economía sumergida. Por lo tanto, es una variable compleja de estudiar en tiempos de crisis (Guirao, Campa, & Casado Sanz, 2018) en los que se conoce que la economía sumergida aumentó 2 puntos porcentuales en la pandemia pasando de 15,4% en 2019 a 17,4% en 2020 (Schneider & Asllani, 2022), y la tasa de paro aumentó, según el Instituto Nacional de Estadística, hasta alcanzar 16,13% en 2020 sin tener en cuenta las casuísticas mencionadas previamente que pueden alterar esta cifra aproximándola al 20%.

4. DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos muestran como las variables seleccionadas explican mejor la movilidad de la población que entra en cada AMI entre semana, que para durante los fines de semana, ya que los patrones de movilidad son distintos.

En las Tablas 3.3 y 3.4, se observa como en los modelos anidados la inclusión de las variables inicial mejora sustancialmente la capacidad explicativa de los modelos. Tanto es así, que entre semana el R^2 corregido pasa de ser de 0,1779 a 0,6491, y para fines de semana parte de 0,2153 y alcanza 0,6047 como valor máximo. Del otro lado, el criterio de Akaike pasa a ser de 658,072 a 373,625 para días entre semana, mientras que para fines de semana el modelo inicial muestra un AIC de 701,124, y se mejora hasta el 467,911 en su mejor valor.

Una comparativa entre ambos modelos refleja como la formación superior (EDUC) posee mayor efecto y nivel de significación en los desplazamientos entre semana, que en los que se dan durante fines de semana. Según los coeficientes de los modelos finales por cada porcentaje que aumente la proporción de titulados superiores, el número de personas que entra de lunes a viernes varía en un 2,16%, con respecto al 1,49% que lo hace durante fines de semana. Algo que da nota de la importancia que tiene no solo para el desarrollo laboral y profesional de los residentes, sino también para el devenir del municipio y de las generaciones futuras. Este resultado, está de acuerdo con los que indican algunos autores, quienes aseguran que las poblaciones con alto nivel educativo presentan un patrón de movilidad más dinámico que los que cuentan con formación básica que permanecen en su área de residencia durante la jornada laboral (Qian Liu, 2018).

Así mismo, el efecto de la distancia (DIST) tiene mayor peso para los desplazamientos entre semana, mientras la edad media de los residentes resulta más relevante durante los fines de semana. Ello se puede deber a los desplazamientos por cuestiones laborales y en la búsqueda de bienes y servicios en otras áreas de no residencia, mientras que, para fines de semana, el ocio, el turismo o la restauración son servicios más demandados. Para las variables de renta media declarada (con coeficiente de correlación entre las variables dependientes y la renta, moderados, superiores al 0,39), tasa de paro, y las infraestructuras urbanas y de transporte el efecto es similar. Resulta interesante el impacto del acceso a la red 5G, mayor durante fines de semana que entre semana y es que en ambos periodos presenta un coeficiente de correlación de Pearson moderadamente fuerte superior al 0,43 (información visible en la figura 4.1).

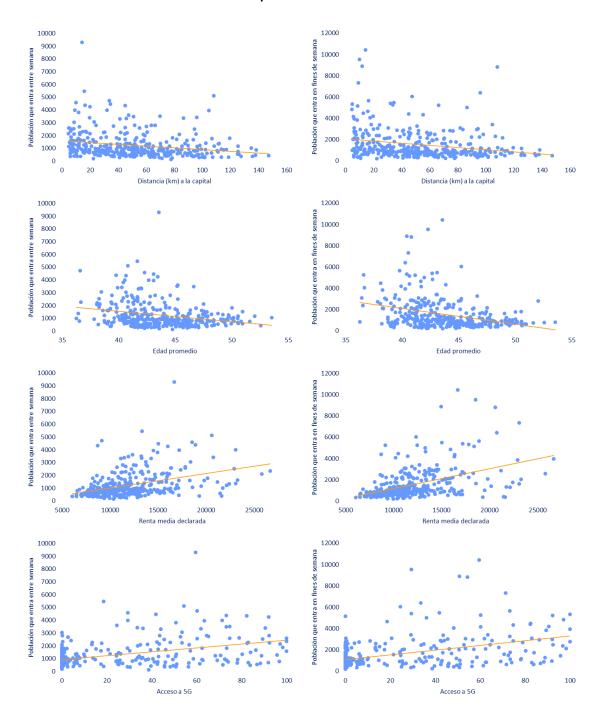


Figura 4.1. Gráficos de dispersión entre la población que entra entre semana y durante fines de semana con el acceso de cada AMI a redes 5G, la renta media declarada, la distancia a la capital de provincia y la edad media de los residentes. Fuente: elaboración propia.

En relación a las variables referentes al sector turístico, como las viviendas turísticas por cada mil habitantes y la ubicación en el litoral, presentan efectos diferentes sobre los desplazamientos según sea movilidad entre o de fines de semana. Pues, para el modelo de los desplazamientos entre semana mejora en más de 6 puntos el \mathbb{R}^2 corregido, siendo significativa al 99%. Sin embargo, en los fines de semana el efecto no es significativo. Por tanto, el turismo

de sol y playa en general genera más dinamismo de la movilidad cotidiana intermunicipal entre semana que durante fines de semana.

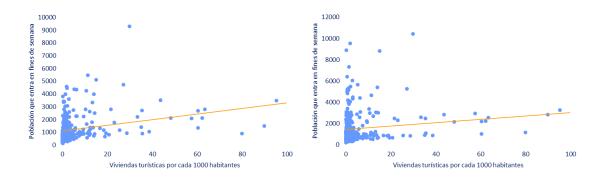


Figura 4.2. Gráficos de dispersión entre la población que entra entre semana y durante fines de semana con el número de viviendas turísticas por cada 1000 habitantes. Fuente: elaboración propia.

Este hecho puede deberse principalmente a cuestiones laborales, pues el 36,31% de la población andaluza reside en un AMI ubicado en el litoral y son las zonas que presentan mayor carga poblacional durante el año 2021. Como ocurre con los desplazamientos durante fines de semana y entre semana, que se ha contrastado que sus diferencias son significativas, las áreas ubicadas en el litoral tienen una carga poblacional notablemente superior a las zonas de interior, y es que la media de población que entra cotidianamente durante toda la semana en áreas del litoral es más de 2,5 veces la que lo hace en zonas del interior. Así mismo, los saldos poblacionales revelan que mientras que la carga poblacional media en zonas de interior es negativa, en el litoral es positiva.

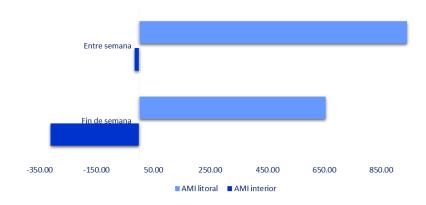


Gráfico 4.1. Diferencia entre la población media que entra y sale entre semana y durante fines de semana en AMI de interior y litoral. Fuente: elaboración propia.

5. CONCLUSIONES

Los resultados obtenidos permiten contrastar las hipótesis formuladas en el presente estudio, así los datos confirman que:

- La movilidad cotidiana durante las semanas de 2021 es significativamente diferente si se da en días laborables o si sucede en fines de semana. Por lo tanto, la hipótesis 0 es confirmada y provoca que el estudio se ramifique en dos, separando la información entre días entre semana y de fines de semana.
- La edad y el nivel de formación de la población de destino es relevante para explicar la entrada de personas de manera cotidiana durante 2021. De manera que si dicha población presenta mayor envejecimiento penaliza los desplazamientos de entrada, y por el contrario, un mayor número de titulados superiores supone una movilidad más dinámica con más entrada de población. Luego, se cumple la hipótesis 1 para la movilidad intermunicipal a lo largo de toda la semana.
- El acceso a redes de datos móviles de 5º generación es especialmente una variable de peso para las personas responsables de la movilidad andaluza, con efecto positivo en ambos periodos de tiempo. Contraste que confirma el cumplimiento de la hipótesis 2 del presente estudio.
- El ratio de viviendas turísticas por cada millar de residentes supone un factor relevante para explicar de manera exclusiva para los desplazamientos intermunicipales entre semana. El turismo de sol y playa se ve reflejado en la distribución de los valores máximos para estos datos, y es que el litoral andaluz destaca frente al resto de AMI de interior. El cumplimiento de esta idea propuesta es parcial, por tanto.
- La ubicación de las unidades geográficas supone un efecto positivo para todas aquellas AMI del litoral, mientras que no es relevante para las agrupaciones provinciales, destacando únicamente el caso de la provincia almeriense entre semana. En relación a la hipótesis 4 se cumple para la movilidad cotidiana durante toda la semana. Y, por otro lado, la pertenencia a una provincia (H5) solo es relevante para explicar los desplazamientos de entrada para las AMI de Almería entre semana.

Este análisis trata de aportar información al estudio de la movilidad cotidiana y las causas de las variaciones con respecto a otras áreas de la CCAA de Andalucía, planteando nuevas variables que son significativamente relevantes para explicar este fenómeno social y urbanístico. Además de la información económica y demográfica que la literatura publicada hasta la fecha tiene presente, se demuestra como la ubicación de los municipios, el turismo,

las infraestructuras de transporte, los sistemas de telecomunicación, los datos urbanísticos, el nivel educativo y la edad de la población son realmente explicativos del fenómeno de la movilidad en cada AMI durante el año 2021.

6. LÍNEAS FUTURAS DE INVESTIGACIÓN

Otras líneas de investigación para esta temática pueden venir dadas por diferentes retos o desafíos que se plantean a lo largo del trabajo. Y es que el modo de agregar datos por parte del INE supone una problemática para analizar este tipo de cuestiones acerca de la movilidad intermunicipal. De hecho, en el marco nacional la limitación para acceder a datos abiertos de corte municipal es tal que, estudios como el actual se ven obligados a reducir el tamaño muestral hasta adaptar la información a los datos municipales y actualizados de otras instituciones comunitarias como el IECA. En este sentido, sería oportuno que el INE ampliase la variedad de datos municipales y mejorase la estructura de las bases de datos del estudio experimental sobre movilidad cotidiana a través de la telefonía móvil de los años 2019, 2020 y 2021.

Los retos que se pueden plantear en el futuro, relativos a la temática propuesta pasan por trabajar nacionalmente con las mismas unidades geográficas, es decir, en lugar de agregar información por áreas de movilidad definidas por el INE, diseñadas en exclusiva para este estudio experimental, hacerlo empleando distritos, municipios completos o barrios para cada unidad base establecida. Es lógico que este tipo de particiones se realiza para favorecer la homogeneidad de la muestra, por cuestiones de tamaño y características propias de la población residente, pero supone una pérdida de información para aquellas áreas que se dividen por criterios diferentes a los de la mayoría, tal y como ocurre en la muestra con los municipios de más de 50 mil habitantes.

Con respecto a la forma de tratar la información, esta temática plantea estudios temporales, transversales y con datos de tipo panel. Tanto es así que solo durante el periodo experimental del estudio de movilidad a través de la telefonía móvil del INE, el volumen de datos generados corresponde con los movimientos de 47.450.795 personas durante 2 días a la semana (uno para los días entre semana y otro para fines de semana) en 3 años consecutivos, dentro del territorio nacional, que incluye Península Ibérica, islas y ciudades autonómicas de Ceuta y Melilla. Por lo tanto, análisis temporales de la evolución de la movilidad en días, diferentes años, o periodos estacionales se considera una propuesta adecuada que aporta más información de estudio. Agrupar regiones por determinadas característica orográficas,

demográficas o económicas para establecer *clusters* geográficos (Gariazzo, Pelliccioni, & Bogliolo, 2019), puede favorecer el conocimiento del atractivo de determinadas zonas y el comportamiento de la movilidad, en consecuencia.

Se abre además otra vía de investigación con las conclusiones obtenidas en este análisis, y es la comparativa espacial, de manera que se puede contrastar de qué manera afectan este tipo de variables sobre la movilidad en otras Comunidades Autónomas, como pueden ser el caso de Cataluña, la Comunidad de Madrid o la Comunidad Valenciana por aproximación en el número de habitantes, o Castilla y León por similar extensión territorial, a los datos que presenta Andalucía.

En lo que respecta al análisis espacial, estudiar la autocorrelación I de Morgan en el litoral andaluz o la influencia de los municipios vecinos sobre la actividad en cada una de las AMI, puede desvelar información no descubierta hasta el momento.

En definitiva, el estudio de la movilidad cotidiana en el tiempo y el espacio es útil para el desarrollo de los comercios locales, los PMUS, el sector turístico y los gobiernos municipales. Y es que la mayoría de esos desplazamientos intermunicipales se realizan en transporte privado por carretera, hacia zonas con alta densidad de población y rentas elevadas por lo que contar infraestructuras de transporte de calidad y un marcado carácter urbano hace que el volumen de personas que entran de manera cotidiana sea superior al resto de áreas. Si a estos factores se suma el hecho de que el municipio se sitúa cerca de la capital de provincia o del litoral el volumen de desplazamientos es aún mayor. Por lo que entidades públicas y privadas pueden encontrar en este documento, los factores que tienen una influencia significativamente relevante sobre la movilidad intermunicipal en la comunidad andaluza, y por tanto, les permita desarrollar alternativas para el futuro de las urbes y de su actividad empresarial, en especial el sector turístico, con el fin de aumentar el flujo de desplazamientos de entrada cotidiano.

REFERENCIAS

- AGE. (2021). Espacios rurales y retos demográficos: una mirada desde los territorios de la despoblación. Madrid: Grupo de Geografía Rural de la Asociación Española de Geografía. Obtenido de https://www.age-geografia.es/site/wp-content/uploads/2021/11/ColoRural-2020_PONENCIAS.pdf
- Benítez, F., Cáceres, N., & Wideberg, J. (2007). Deriving origin—destination data from a mobile phone network. *IET Intelligent Transport systems*. doi:10.1049/iet-its:20060020
- Bolla, R., Davoli, F., & Giordano, F. (2000). Estimating road traffic parameters from mobile communication. *7th World Congress on ITS*. Torino.
- Calabrese, F., Diao, M., Di Lorenzo, G., Ferreira Jr., J., & Ratti, C. (2013). Understanding individual mobility patterns from urban sensing data: A mobile phone trace example.

 *Transportation** Research** Part C(26), 301-313. Obtenido de http://dx.doi.org/10.1016/j.trc.2012.09.009
- Christidis, P., Ciuffo, B., & Vespe, M. (2022). Regional mobility during the Covid-19 pandemic:

 Analysis of trends and repercussions using mobile phones data across the EU. *Case Studies on Transport Policy*(10), 257-268. Obtenido de https://doi.org/10.1016/j.cstp.2021.12.007
- Escolano Utrilla, S., & Esteban Rodríguez, S. (2022). Sobre algunas fuentes de datos de telefonía móvil para el estudio geográfico de la movilidad en España. *Actas del XIX Congreso de Tecnologías de la Información Geográfica. TIG al servicio de los ODS*. doi:ISBN: 978-84-18321-49-8
- Eurostat. (2023). Euro area unemployment at 6.5%. Obtenido de https://ec.europa.eu/eurostat/documents/2995521/16668052/3-03052023-AP-EN.pdf/4dd1dbd5-c63a-7a89-59fb-925a2669e99a?version=1.0&t=1683030223208
- Gariazzo, C., Pelliccioni, A., & Bogliolo, M. (2019). Spatiotemporal Analysis of Urban Mobility

 Using Aggregate Mobile Phone Derived Presence and Demographic Data: A Case Study
 in the City of Rome, Italy. *data*. Obtenido de http://dx.doi.org/10.3390/data4010008
- Guirao, B., Campa, J., & Casado Sanz, N. (2018). Labour mobility between cities and metropolitan integration: The role of high speed rail commuting in Spain. *Cities*, 140-154. Obtenido de https://doi.org/10.1016/j.cities.2018.02.008

- IECA. (2023). Sistema de Información Multiterritorial de Andalucía (SIMA). Obtenido de Sistema de Información Multiterritorial de Andalucía (SIMA)
- IGN. (2019). Asentamientos Humanos. Obtenido de https://www.ign.es/web/resources/docs/IGNCnig/ANE/Capitulos/08_Asentamientosh umanos.pdf
- INE. (2020). Estudio de movilidad de la población a partir de la telefonía móvil (EM-1). Año 2019. Obtenido de https://www.ine.es/prensa/experimental em1.pdf
- INE. (2020). Estudio EM-1 de movilidad a partir de la telefonía móvil. Proyecto técnico.
 Subdirección General de Estadísticas Sociodemográficas. Obtenido de https://www.ine.es/experimental/movilidad/exp_em1_proyecto.pdf
- INE. (2022). España Municipal 2022. Obtenido de https://www.ine.es/infografias/infografia_padron.pdf
- INE. (2022). Estadística experimental. Estudios de movilidad de la población a partir de la telefonía móvil 2020-2021. Obtenido de https://www.ine.es/experimental/movilidad/experimental_em4.htm#tablas_resultad os
- INE. (2022). Estadística experimental. Estudios de movilidad de la población a partir de la telefonía móvil 2020-2021. Obtenido de Estadística experimental. Estudios de movilidad de la población a partir de la telefonía móvil 2020-2021
- INE. (27 de abril de 2023). Encuesta de población activa. EPA. Primer trimestre 2023. Obtenido de https://www.ine.es/dyngs/INEbase/es/operacion.htm?c=Estadistica_C&cid=12547361 76918&menu=ultiDatos&idp=1254735976595
- Junta de Andalucía. (2022). *La economía del turismo en Andalucía*. Sevilla: Consejería de Turismo, Regeneración, Justicia y Administración Local.
- Pucci, P. (2013). Dati de traffico telefonico e poolitiche per la mobilità. *Journal of Land Use, Mobility and Environment*. doi:10.6092/1970-9870/1935
- Qian Liu, L. (2018). Regional Labor Mobility in spain. IMF Working Paper.

- Ratti, C., Pulselli, R., Williams, S., & Frenchman, D. (2006). Mobile Landscapes: Using Location

 Data from Cell Phones for Urban Analysis. *Environment and Planning B: Planning and Design*. doi:10.1068/b32047
- Reades, J., Calabrese, F., Sevtsuk, A., & Ratti, C. (2007). Cellular Census: Explorations in Urban Data Collection. *IEE Pervasive Computing*. doi:10.1109/MPRV.2007.53
- Rodríguez, J. C. (2016). La economía sumergida como factor disuasorio de la revuelta social. *Recitrab*, 113-213.
- Schneider, F., & Asllani, A. (noviembre de 2022). Taxation of the Informal Economy in the EU.

 Latest Shadow Economy Estimates and Key Findingsof Country Case Studies, 14.
- Smoreda, Z., Olteanu Raimond, A., & Couronné, T. (2013). Spatiotemporal data from mobile phones for personal mobility assessment. En *Transport Survey Methods: Best Practice for Decision Making* (págs. 745-767). Emerald.
- White, J., & Gower, P. (1999). Collecting origin-destination information from cellular phone location data. *Unpublished report*.
- Zhao , C., Zeng, A., & Ho Yeung, C. (2021). Characteristics of human mobility patterns revealed by high-frequency cell-phone position data. *EPJ Data Science*. Obtenido de https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-021-00261-2

ANEXO I

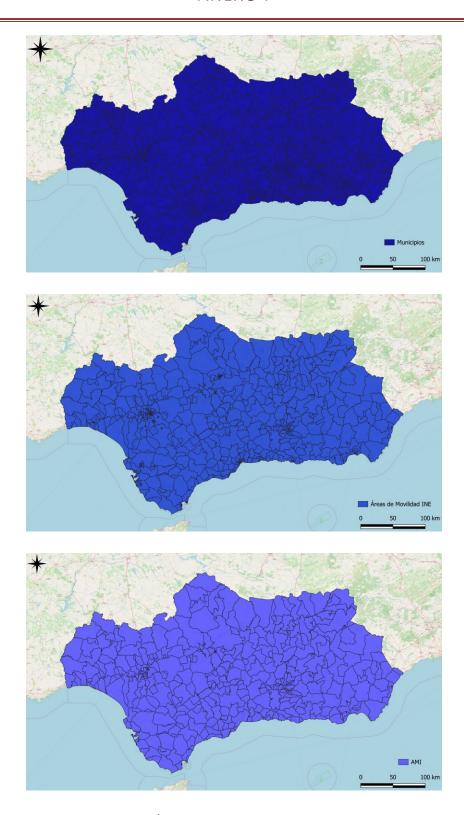


Figura 2.1. Municipios (785), Áreas de Movilidad INE (565), AMI (378) (Andalucía, España).

Fuente: elaboración propia con datos de IECA, IGN e INE.

	Variable dependiente: F	OB_ENTRA_WEE	KDATS	Variable dependiente: POB_EN	INA_WEEKENDS	
Variables	Coeficientes	Estadístico		Coeficientes I	Estadístico	
const	904.87556	1.26108		1634.24526	1.45445	
DEN_POB	0.18466	3.94280	***	0.32684	4.45650	*
DIST	-5.02121	-4.06364	***	-3.09998	-1.60212	
PARO	28.31127	2.94555	***	27.82867	1.84896	*
RENTA	0.02097	1.55790		0.05682	2.69539	*:
EDAD	-28.71621	-1.82214	*	-55.72627	-2.25810	*
KM	3.70208	6.24394	***	4.01241	4.32163	*:
5G	3.63444	2.77055	***	6.16153	2.99948	*:
URBANO	1.57454	10.91531	***	2.54285	11.25719	*:
EDUC	19.36468	1.97749	**	9.32842	0.60833	
VIV_TURpc	1.84058	0.67373		-9.53407	-2.22863	*:
LITORAL	1067.47855	7.34025	***	903.63668	3.96802	*:
HUELVA	-152.04527	-0.86524		-168.89608	-0.61378	
SEVILLA	-145.91459	-0.96933		-233.67707	-0.99132	
CORDOBA	-259.18262	-1.49564		-179.26810	-0.66062	
MALAGA	167.58610	1.00623		90.32640	0.34634	
GRANADA	-61.78982	-0.38663		-162.24797	-0.64831	
ALMERIA	-555.36371	-2.85136	***	-342.54418	-1.12310	
JAEN	-176.03855	-1.00121		-155.32333	-0.56413	
R^2 corregido	0.67692			0.61087		
AIC	5468.01902			5781.95394		_
	Test de heterocedasticidad de White			Test de heterocedasticidad de White		="
	gl	157		gl	157	
	estadístico	339.18986		estadístico	233.96919	
	valor p	0.00000	•	valor p	0.00007	
	Test de normalidad de residuos			Test de normalidad de residuos		
	gl	2		gl	2	•
	estadístico	170.57279		estadístico	171.32184	
	valor p	0.00000		valor p	0.00000	

Figura 3.2. Resultados iniciales de las regresiones de movilidad entre semana y durante fines de semana.

Test de heterocedasticidad de White	
gl	157
estadístico	159.39559
valor p	0.43168
Test de normalidad de residuos	
Test de normalidad de residuos	2
	2 1.08714

	FIV
DEN_POB	1.589
DIST	1.687
PARO	1.550
RENTA	2.307
EDAD	2.810
KM	2.317
5G	1.523
URBANO	1.734
EDUC	1.442
VIV_TURpc	1.856
LITORAL	2.067
HUELVA	2.800
SEVILLA	3.868
CORDOBA	2.935
MALAGA	2.840
GRANADA	3.946
ALMERIA	3.350
JAEN	3.513

Figura 3.4. Contrastes de heterocedasticidad de White, distribución normal de residuos Chi cuadrado y multicolinealidad FIV de las regresiones finales de movilidad entre semana.

Test de heterocedasticidad de White	
gl	157
estadístico	174.91929
valor p	0.15567
Test de normalidad de residuos	
Test de normalidad de residuos	2
	2 3.21701
gl	-

	FIV
DEN_POB	1.589
DIST	1.687
PARO	1.550
RENTA	2.307
EDAD	2.810
KM	2.317
5G	1.523
URBANO	1.734
EDUC	1.442
VIV_TURpc	1.856
LITORAL	2.067
HUELVA	2.800
SEVILLA	3.868
CORDOBA	2.935
MALAGA	2.840
GRANADA	3.946
ALMERIA	3.350
JAEN	3.513

Figura 3.5. Contrastes de heterocedasticidad de White, distribución normal de residuos Chi cuadrado y multicolinealidad FIV de las regresiones finales de movilidad en fines de semana.