

Bermúdez Pastor, P. (2023). Contaminación atmosférica y vulnerabilidad social en la ciudad de Madrid. *GeoFocus, Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica* (Artículos), 31, 115-145. <http://dx.doi.org/10.21138/GF.797>

CONTAMINACIÓN ATMOSFÉRICA Y VULNERABILIDAD SOCIAL EN LA CIUDAD DE MADRID

Pablo Bermúdez Pastor 

Departamento de Geografía. Universidad Complutense de Madrid.
pablobps@gmail.com

RESUMEN

La contaminación atmosférica constituye uno de los mayores problemas ambientales en las ciudades por sus implicaciones en el deterioro de la salud humana. Sin embargo, los niveles de exposición y sus impactos sobre la salud no son homogéneos entre los grupos de población. Diferentes grupos sociales resultan especialmente perjudicados por la mayor presencia de contaminantes atmosféricos en sus entornos residenciales y su mayor vulnerabilidad a éstos en función de su condición socioeconómica. El objetivo de este trabajo es doble: por un lado, averiguar si ciertos grupos de población vulnerables se encuentran más expuestos a altas concentraciones de distintos contaminantes (NO_2 , O_3 , PM_{10} y $\text{PM}_{2.5}$) en la ciudad de Madrid desde 2017 hasta 2021; y por otro, identificar dónde se localizan. Esta investigación se desarrolla mediante diferentes análisis de correlación y estadística espacial realizados con modelos de distribución de los contaminantes atmosféricos y datos socioeconómicos. Los resultados evidencian la existencia de correlación negativa entre los niveles de concentración de PM_{10} y $\text{PM}_{2.5}$ y los niveles de renta. También la correlación positiva entre la mayor presencia de población infantil y extranjera con los niveles de PM_{10} , de población infantil con los niveles de O_3 y de población extranjera con los niveles de NO_2 . Las zonas con mayor presencia de grupos sociales vulnerables expuestos a altas concentraciones de NO_2 , PM_{10} y $\text{PM}_{2.5}$ son los distritos sur y sureste de la ciudad. Otros sectores de la periferia sur y norte de la ciudad muestran una alta presencia de población infantil expuesta a elevadas concentraciones de O_3 .

Palabras clave: contaminación atmosférica; vulnerabilidad social; desigualdad socioambiental; Sistemas de Información Geográfica; Madrid

AIR POLLUTION AND SOCIAL VULNERABILITY IN THE CITY OF MADRID

ABSTRACT

Air pollution in cities is one of the greatest environmental problems due to its link with human health deterioration. Nevertheless, exposure levels and their impact on health are not homogeneous amongst population groups, but modulated by a number of factors. Indeed, different social groups are

particularly affected by higher concentrations of air pollutants in their places of residence and their greater vulnerability to them according to their socioeconomic status. The aim of this work is twofold: (i) to find out whether some vulnerable population groups are exposed to higher concentrations of different pollutants (NO₂, O₃, PM₁₀ and PM_{2.5}) in the city of Madrid from 2017 to 2021; and (ii) to identify the areas where they are located. This research is carried out through different correlation and spatial statistical analyses derived from spatial models of atmospheric air pollutants and socioeconomic databases. The results show the existence of a negative correlation between PM₁₀ and PM_{2.5} concentration levels and income levels. There is also a positive correlation between the greater presence of children and foreigners with PM₁₀ levels, between children and O₃ levels, and between foreigners and NO₂ levels. The areas with the highest presence of vulnerable groups exposed to highest concentrations of NO₂, PM₁₀ and PM_{2.5} are the southern and southeastern districts of the city. Other sectors located in the southern and northern peripheral areas of the city stand out because of the high presence of children exposed to high concentrations of O₃.

Keywords: air pollution; social vulnerability; socio-environmental inequality; Geographic Information Systems; Madrid

1. Introducción: la problemática de la contaminación atmosférica en las ciudades

La expansión urbana y el aumento de las emisiones de gases y partículas contaminantes contribuyen a un empeoramiento de la calidad del aire y al incremento de la población expuesta a niveles de contaminación considerados insalubres. La Organización Mundial de la Salud (OMS) comunicó recientemente que cerca de la totalidad de la población mundial (99 %) respira un aire con concentraciones de contaminantes superiores a los valores límite considerados como aceptables por la evidencia científica (OMS, 2022). Esta cifra se ha incrementado con mayor intensidad en las ciudades africanas y asiáticas durante las últimas décadas. Estas ciudades son además las que han experimentado un mayor aumento en el número de muertes relacionadas con la contaminación atmosférica, concentrando en la actualidad el 90 % de las muertes globales asociadas a esta causa (OMS, 2022).

La exposición a elevadas concentraciones de estos contaminantes atmosféricos implica un importante riesgo para la salud por incrementar la morbilidad de muchas enfermedades cardiovasculares y respiratorias (Brunekreef & Holgate, 2002), si bien sus efectos en la salud varían según la naturaleza del contaminante, los niveles de concentración y el tiempo de exposición (Díaz, 2020). A nivel global, los contaminantes más relevantes en cuanto a sus efectos para la salud en entornos urbanos son el material particulado (PM₁₀ y PM_{2.5}), el ozono troposférico (O₃), dióxido de nitrógeno (NO₂) y el dióxido de azufre (SO₂) (OMS, 2021a). A excepción del SO₂, estos contaminantes son los que mayores perjuicios generan en la salud de la población madrileña. Sus principales efectos se relacionan con la disminución de la función pulmonar, dificultad para respirar y el agravamiento de otras enfermedades como bronquitis, neumonía, arritmia o angina de pecho (Comunidad de Madrid, 2019; 2020; 2021). En el caso de Madrid, son numerosos los estudios que evidencian la relación entre los elevados niveles de contaminación y el incremento del número de ingresos hospitalarios, tanto en población adulta como infantil, por causas respiratorias y circulatorias, entre otras (Galán, *et al.*, 1999; Linares *et al.*, 2006; Linares & Díaz, 2010). De hecho, en la Comunidad de Madrid, se estimaron unas 7000 y 5000 muertes prematuras asociadas al NO₂ y a la materia particulada respectivamente, para el periodo comprendido entre los años 2000 y 2009 (Linares *et al.*, 2018; Ortiz *et al.*, 2017).

Con el fin de minimizar los efectos de la contaminación atmosférica sobre la salud humana, diferentes organismos nacionales e internacionales definen unos valores límite en la concentración de estos contaminantes en el aire. En el caso de la Unión Europea, y para sus países miembros, la Directiva 2008/50/CE establece los límites recogidos en la tabla 1. Estos límites son los adoptados por la Comunidad de Madrid. Por su parte, la OMS establece unos valores límite recomendados a partir de la revisión de publicaciones científicas. Tras la revisión de 2021, los valores límite establecidos en la UE y en Madrid superan los valores de contaminación recomendados por la OMS (tabla 1). Esto provoca que la población europea quede potencialmente expuesta a valores de contaminación más altos y con mayor incidencia en la salud.

Tabla 1. Comparación de los valores límite de calidad del aire establecidos por la legislación europea y la OMS

Contaminante	Directiva 2008/50/CE		OMS	
	Valor límite ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)	Periodo	Valor límite ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)	Periodo
PM ₁₀	40	Media anual	15	Media anual
PM _{2.5}	25	Media anual	5	Media anual
NO ₂	40	Media anual	10	Media anual
O ₃	120	Media diaria de las medias octohorarias	100	Media diaria de las medias octohorarias

Fuente. Elaboración propia a partir de la Directiva 2008/50/CE y de las Directrices globales de la calidad del aire de la OMS de 2021 (OMS, 2021b).

1.1. La contaminación atmosférica en clave de desigualdad socioambiental

Es conocida en la literatura científica la existencia de una desigual exposición de la población a la degradación ambiental y, en particular, a una mala calidad del aire en función de su condición socioeconómica. De hecho, se trata de un fenómeno cada vez más corroborado, tanto a escala global como a escala intraurbana. Este fenómeno deriva de la concordancia espacial entre los mayores niveles de degradación ambiental —con la presencia de elevados niveles de contaminantes atmosféricos— y la mayor vulnerabilidad de la población a sus efectos, ya sea por causas económicas, sociales o raciales (Comisión Europea, 2016). El concepto de vulnerabilidad constituye una parte fundamental de múltiples estudios y políticas sobre la protección de los ciudadanos frente a perturbaciones o peligros, especialmente de los grupos más frágiles o susceptibles de verse dañados por cuestiones sociales, ambientales, individuales, etc. (Birkmann, 2006). Dentro del conjunto de dimensiones o factores que la definen se encuentra la vulnerabilidad social. Este concepto entraña cierta complejidad por su extensión a múltiples campos de estudio (ver Ruíz, 2012), aunque existe consenso en relacionarlo con las características sociales, económicas y culturales que determinan impactos desiguales entre grupos de población frente a un mismo peligro, tanto por su susceptibilidad como por su mayor exposición, como la edad, etnia, género, educación o pobreza (Masterson *et al.*, 2014). De esta forma, la vulnerabilidad social puede definirse como la predisposición de determinados colectivos a sufrir mayores daños por su condición de mayor fragilidad, indefensión o inseguridad debida a presiones económicas, sociales o étnicas, así como por factores de orden físico o biológico (Ribas & Saurí, 2012). Esta conceptualización es la considerada en este trabajo.

La evaluación de la vulnerabilidad social es un campo de investigación ampliamente estudiado por la complejidad teórica y metodológica que implican la multitud de factores y dimensiones incidentes en la capacidad de actuación y respuesta de la población para evitar un peligro o prevenirlo (Masterson *et al.*, 2014). En esta evaluación, una tarea clave es la elección de indicadores que midan de manera apropiada la vulnerabilidad social ante un determinado peligro abarcando la mayor parte de sus dimensiones (Birkmann, 2006). En el caso español, existen varios trabajos que han abordado el estudio de la vulnerabilidad social mediante diversas variables con el fin de delimitar áreas urbanas desfavorecidas y que quedan en desventaja frente a circunstancias adversas. A nivel estatal, el Atlas de la Vulnerabilidad Urbana elaborado por el Observatorio de Vulnerabilidad Urbana (Ministerio de Fomento) delimita barrios vulnerables en función de la educación, la situación laboral y las características de la vivienda de la población residente (Hernández Aja *et al.*, 2015). En Andalucía, Egea *et al.* (2008) delimitaron barrios desfavorecidos empleando diferentes variables demográficas, socioeconómicas, referidas a la vivienda y sobre la percepción del espacio habitado. Para el caso concreto de la vulnerabilidad social a la contaminación atmosférica, un trabajo realizado para la ciudad de Madrid definió un índice de vulnerabilidad social empleando indicadores seleccionados mediante la técnica Delphi y relacionados con la estructura sociodemográfica, el mercado laboral, los niveles de renta, el acceso a servicios de salud, el nivel de escolaridad y la vivienda a nivel de barrio con el fin de identificar aquellos con mayor vulnerabilidad socio-ambiental a los niveles de polución (Moreno *et al.*, 2020).

El estudio de la contaminación atmosférica desde la perspectiva de la vulnerabilidad social constituye un cuerpo de investigación con notable desarrollo que trata de ahondar en la compleja relación entre las personas y su ambiente. Desde los primeros estudios que trataron de demostrar cómo las minorías étnicas de Estados Unidos sufrían más la contaminación por su localización en espacios degradados y peligrosos, como por ejemplo, instalaciones de tratamiento de desechos peligrosos (Brown, 1995), el número de publicaciones científicas e investigaciones sobre la materia no ha parado de aumentar y acumular evidencia sobre la desigual exposición de la población a un ambiente degradado en diferentes escalas urbanas asociada a cuestiones como la edad o la privación económica (Richardson *et al.*, 2013; Martenies *et al.*, 2017). En los últimos años, un importante número de estudios ha tratado de averiguar en diferentes ciudades del mundo si existe la situación de *triple riesgo* definida por Jerret *et al.* (2001) para la ciudad de Hamilton (Canadá). Esta situación se define como aquella circunstancia en que las comunidades de bajo nivel socioeconómico sufren una mayor exposición a la contaminación atmosférica u otros peligros ambientales, lo que contribuye a su mayor susceptibilidad y deterioro de su salud. Desde que esta cuestión fue introducida, suscitó un notable interés en la demostración de la asociación entre la privación económica y el aumento de la mortalidad y morbilidad para una amplia gama de enfermedades respiratorias y cardiovasculares (Stringhini *et al.*, 2017), así como entre la edad y la mayor vulnerabilidad a los efectos de los contaminantes (Bolte *et al.*, 2010; Day, 2010). También por averiguar la variación en aspectos como el empleo o los ingresos ocasionada por el aumento de la contaminación (Briggs *et al.*, 2008).

El desarrollo de estos estudios ha acumulado evidencia de las relaciones entre las condiciones socioeconómicas y los niveles de contaminación, matizadas por los tipos de contaminantes atmosféricos, áreas de estudio o escalas de medición (Fecht *et al.*, 2015). Por ejemplo, Richardson *et al.* (2013) encontraron una mayor exposición de la población con menores ingresos a elevados niveles de PM₁₀ en Europa al analizar el conjunto de regiones europeas (NUTS 2); no obstante, también comprobaron que esta relación entre los menores niveles de renta y la mayor exposición a PM₁₀ desaparecía al diferenciar las regiones de Europa oriental y occidental en el análisis. Por su parte, Rita *et al.*, (2014) comprobaron que los mayores niveles de contaminación en las provincias italianas coincidían con la mayor presencia de población infantil, que sufría una desproporcionada carga de contaminación respecto a otros grupos sociales, si bien no se encontraron explicación al porqué de esta interacción.

Para las escalas intraurbanas, que han sido las más analizadas por la posibilidad de explicar mejor las relaciones entre contaminación atmosférica y grupos de población vulnerables a la contaminación, Lomé *et al.* (2020) verificaron en Ciudad de México la correlación negativa entre los niveles de renta y las concentraciones de PM₁₀, no así para el O₃, cuya correlación con los niveles de renta era positiva. Estas mismas correlaciones se han observado en otras ciudades como Detroit (Martenies *et al.*, 2017) o en el área metropolitana de Kansas City (Reames & Bravo, 2019) debido a los diferentes patrones espaciales de los contaminantes entre el centro urbano, con mayor contaminación por el material particulado, y las periferias más rurales, con mayor presencia de O₃. Respecto al NO₂, se ha observado una mayor exposición a altas concentraciones en los ámbitos de residencia de la población con menores niveles de renta. En el caso de Estados Unidos, esta evidencia resulta rotunda al observar mayores concentraciones de población con bajas rentas en espacios altamente degradados de la ciudad, principalmente en los centros urbanos (Sohrabi *et al.*, 2020; Martenies *et al.*, 2017). En distintas ciudades de Países Bajos y del Reino Unido, se encontraron resultados en esta línea (Fecht *et al.*, 2015), aunque en otras ciudades europeas, como Estrasburgo, esta correlación no se observó debido al mayor porcentaje de población con elevado poder adquisitivo residente en zonas centrales de la ciudad, donde también se registraron elevadas concentraciones de este contaminante (Havard *et al.*, 2009).

En otros estudios se ha incorporado la variable edad como un factor de vulnerabilidad. Lomé *et al.*, (2020) encontraron correlación entre la mayor presencia de población infantil y elevados niveles de O₃, y entre la población anciana y altos niveles de NO₂ y PM₁₀ en Ciudad de México. Resultados similares obtuvieron Fecht *et al.* (2015) y Carrier *et al.* (2014) en ciudades de Países Bajos, Reino Unido y la ciudad de Montreal respectivamente. En estos casos, se observó que la población anciana se concentraba en los centros urbanos, exponiéndose a las mayores concentraciones de NO₂ y PM₁₀, mientras que la población infantil se localizaba en las periferias, donde los niveles de O₃ eran superiores a los registrados en los centros urbanos.

Cabe destacar que la mayor parte de estos estudios se abordan desde la exposición residencial. Aún son pocos aquellos que incorporan las diferencias en la exposición derivadas de los desplazamientos de la población, bien a través de modelizaciones de la movilidad (Dhondt *et al.*, 2012), datos GPS (Dewulf *et al.*, 2016a) o de telefonía móvil (Dewulf *et al.*, 2016b), debido a su mayor complejidad técnica y metodológica, la falta de datos de viajes a nivel individual y la mayor dificultad para analizar periodos temporales amplios (Dewulf *et al.*, 2016b; Tonne *et al.*, 2018). No obstante, gran parte de estos trabajos ha encontrado evidencias similares tanto a través del enfoque de la exposición residencial como con la incorporación de los cambios de exposición derivados de los desplazamientos (Dhondt *et al.*, 2012; Dewulf *et al.*, 2016b).

En el caso de España, son pocos los estudios que han abordado la contaminación atmosférica desde el punto de vista de la vulnerabilidad social. Algunas de las publicaciones más relevantes que han abordado esta temática desde la perspectiva de la injusticia ambiental se centran en la ciudad de Madrid. Moreno & Cañada (2007) observaron que los grupos de población con mayores niveles de renta quedaban más expuestos al SO₂ en 1995 y 2005. Cañada *et al.* (2011) manifestaron que el número de días en los que se superó el límite legal de PM₁₀ entre 1997 y 2006 fue mayor en los ámbitos donde residía la población de mayor y menor renta, mientras que la exposición a elevados niveles de contaminación fue menor donde habitaba la población de rentas intermedias. Finalmente, Moreno (2013) y Moreno *et al.* (2022) expusieron que los ámbitos con mayor proporción de población extranjera estuvieron más expuestos a elevados niveles de NO₂ y PM₁₀ en 2010 respecto a los ámbitos con mayor proporción de población española. En el caso de la contaminación por PM₁₀, se observó también que aquellas zonas con mayores concentraciones se asociaban con una mayor mortalidad cardiovascular y una mayor presencia de población extranjera y de avanzada edad (Prieto-Flores *et al.*, 2017).

1.2. Justificación y objetivos del trabajo de investigación

La evolución de los niveles de contaminación regulados por las directivas europeas y los cambios en las pautas de localización de la población en la ciudad de Madrid desde los últimos estudios realizados hasta la actualidad pueden haber modificado las situaciones de desigualdad anteriormente comentadas. La falta de estudios con datos de contaminación más recientes y referidos a un mayor número de contaminantes lleva a iniciar esta investigación con la que se pretende solventar esta carencia. Asimismo, se busca ampliar el conocimiento de las desigualdades socioambientales durante los últimos años en la capital. Un conocimiento que puede ser empleado en el diseño de políticas de calidad del aire y protección de la salud, especialmente centradas en los grupos sociales vulnerables.

En este sentido, el objetivo principal del trabajo es doble: por un lado, comprobar si los grupos socioeconómicos vulnerables se encuentran comparativamente más expuestos a altas concentraciones de los principales contaminantes atmosféricos en la ciudad de Madrid; y por otro, identificar aquellos ámbitos donde esta circunstancia tiene lugar. Para ello, se plantean los siguientes objetivos secundarios: (i) generar modelos de distribución espacial de los cuatro principales contaminantes atmosféricos (NO₂, O₃, PM₁₀ y PM_{2,5}) que permitan caracterizar sus patrones espaciales durante los últimos cinco años; (ii) identificar los grupos de población vulnerables a los efectos de la contaminación atmosférica por sus condiciones socioeconómicas y ver su distribución en el espacio intraurbano de la capital; (iii) explorar la correlación entre los niveles de los contaminantes atmosféricos mencionados y la presencia de grupos vulnerables; (iv) evaluar las diferencias en la exposición de distintos grupos de población a los contaminantes; y (v) delimitar ámbitos donde concurren elevados niveles de vulnerabilidad social y altas concentraciones de contaminantes.

2. Área de estudio

El área de estudio de este trabajo se corresponde con la ciudad de Madrid (España), dividida administrativamente en 21 distritos y 131 barrios (figura 1). El municipio cuenta con una población de 3 305 408 habitantes según el Instituto Nacional de Estadística (INE) en 2021, lo que lo posiciona como el más poblado de España. Por su carácter capitalino, Madrid concentra los principales centros decisorios públicos y privados del país. Por ello, se constituye como un área de importante dinamismo económico y territorial que articula una región metropolitana con poco más de 6,3 millones de habitantes.

Entre los desequilibrios territoriales de la región, destaca la desigual distribución del empleo y la mano de obra, que determina el incremento del número de viajes realizados, el aumento del número de destinos, de las distancias recorridas y del índice de motorización (García & Gutiérrez, 2007). En este punto, es especialmente significativo el aumento del peso de los viajes realizados en transporte privado frente a los del transporte público en el conjunto de la región y más intensamente en la periferia metropolitana, como registran las encuestas de movilidad realizadas a escala regional durante las últimas décadas (Consortio Regional de Transportes de Madrid, 2019), por sus implicaciones en el incremento de la contaminación atmosférica en la región. De hecho, según el inventario de emisiones contaminantes a la atmósfera de 2021, el tráfico rodado en la ciudad fue la principal fuente de emisiones de NO_x (42 %), la segunda fuente de compuestos orgánicos volátiles no metánicos (COVNM) (11 %; compuestos precursores del O₃ junto con los NO_x), y la primera fuente de PM_{2.5} (57 %) y PM₁₀ (64,8 %) (Ayuntamiento de Madrid, 2021a).

Junto con el tráfico motorizado, destaca la presencia de otras fuentes de emisión próximas a las zonas urbanas residenciales en el área metropolitana y en la propia ciudad de Madrid. Estas son las actividades industriales y la incineradora municipal de Valdemingómez, localizadas en los distritos de Villaverde, Villa de Vallecas, Vicálvaro y San Blas – Canillejas, situados en el sur y sureste de la ciudad (figura 1).

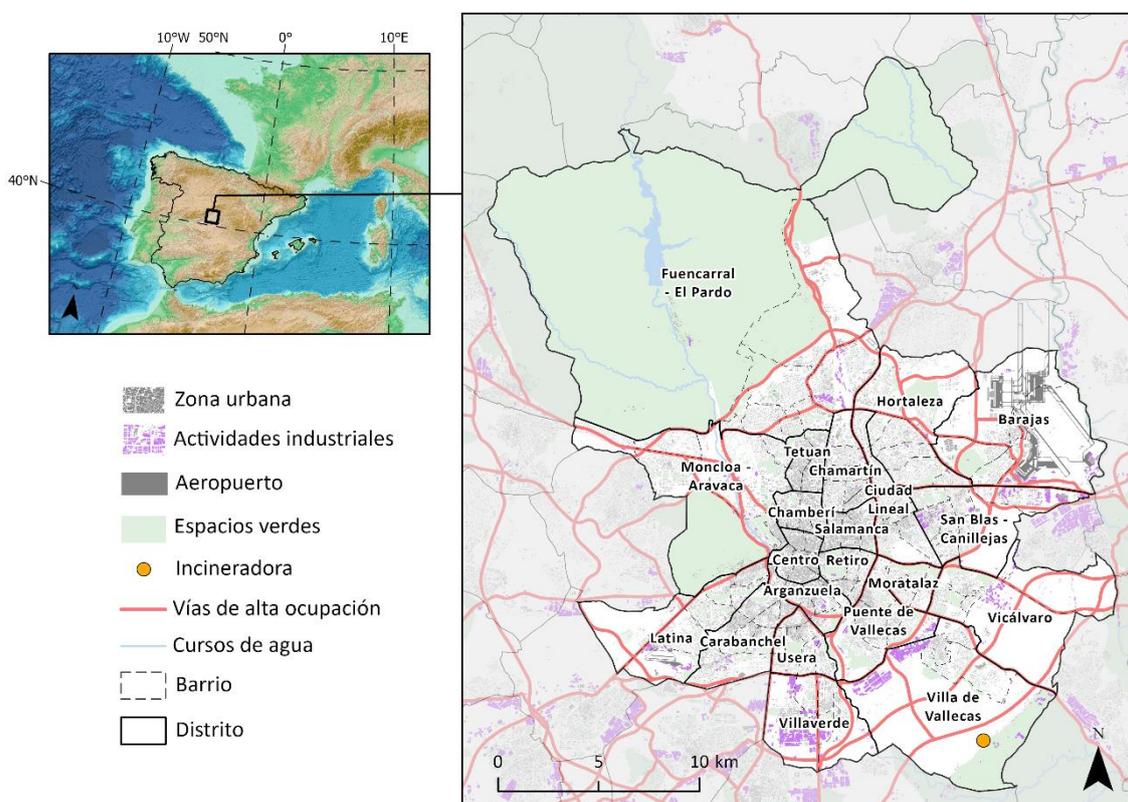


Figura 1. Localización del ámbito de estudio: término municipal de Madrid y su división en distritos.

Elaboración propia a partir de la base topográfica nacional. CNIG

El incumplimiento de los valores límites legales en Madrid establecidos para la concentración de compuestos químicos contaminantes como el NO₂ y el O₃ troposférico en la Directiva 2008/50/CE llevó a que la Comisión Europea impusiera a España con una sanción en 2015. Desde ese momento, ambos límites legales (40 µg/m³ promedio anual y 120 µg/m³ promedio octohorario para el NO₂ y el O₃ respectivamente) se han superado continuamente (Ayuntamiento de Madrid, 2021b). Las concentraciones de PM₁₀ y PM_{2.5}, por su parte, cumplen con los objetivos de calidad del aire establecidos en la normativa regional (40 µg/m³ y 20 µg/m³ como promedios anuales para PM₁₀ y PM_{2.5} respectivamente) (Ayuntamiento de Madrid, 2021b). No obstante, sus concentraciones medias también

superan el umbral permitido si se atiende a los valores límite recomendados por la OMS ($15 \mu\text{g}/\text{m}^3$ como promedio anual para las PM_{10} y $5 \mu\text{g}/\text{m}^3$ como promedio anual para las $\text{PM}_{2,5}$), por lo que el conjunto de la población madrileña se encuentra expuesta a unos niveles de contaminación perjudiciales para la salud.

En lo que respecta a la caracterización socioeconómica de la ciudad, la población infantil (0-14 años) representa el 13,8 % de la población madrileña según el boletín del Padrón municipal de habitantes de 2021 del Ayuntamiento de Madrid (2021c), una proporción algo inferior a la de la población anciana (70 y más años), que supone el 17,8 % de la población total. Su edad media es de 44,2 años (42,2 en la Comunidad de Madrid) y su índice de envejecimiento del 145,5 % (113,4 % en la Comunidad de Madrid). El distrito con más población joven es Villa de Vallecas (18,9 %) y el de mayor proporción de población anciana es Retiro (26,2 %). La renta media anual por persona fue de 17 029,78 € en 2019 según el Atlas de distribución de Renta de los Hogares elaborado por el INE, siendo Chamartín (27 634,07 €) y Usera (10 210,75 €) los distritos de mayor y menor renta respectivamente.

3. Fuentes y metodología

3.1. Fuentes de datos

Los materiales empleados en este trabajo son, por un lado, datos alfanuméricos provenientes de fuentes oficiales referidos a las características sociodemográficas y socioeconómicas de la población para la elaboración de un índice de vulnerabilidad social (IVS); y por otro, las concentraciones promedias anuales de los principales contaminantes atmosféricos (NO_2 , O_3 , PM_{10} y $\text{PM}_{2,5}$) desde 2017 hasta 2021 (tabla 2). También se han empleado diferentes materiales cartográficos (tabla 3), elaborados por organismos oficiales, para ubicar espacialmente la información alfanumérica, así como la delimitación del tejido urbano del área de estudio. Aunque el área de estudio se limita al municipio de Madrid, se han incorporado al trabajo los datos registrados en las estaciones localizadas en municipios próximos con el fin de evitar el efecto de borde. Para conseguir una cobertura espacial del muestreo alrededor de todo el término municipal se definió un radio de selección de 15 km (figura 2).

Tabla 2. Datos alfanuméricos empleados

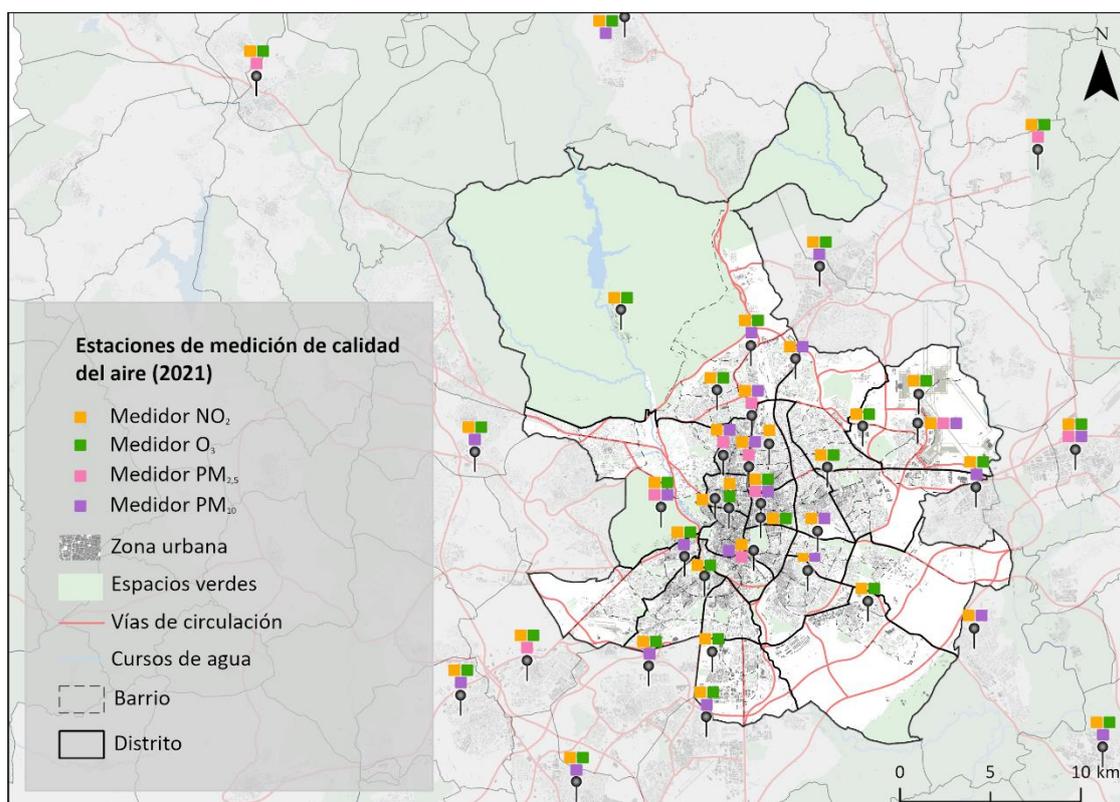
Datos	Fuente	Nivel de desagregación	Formato
Población infantil (0-14 años)*	Padrón continuo de población (INE)	Sección censal	Excel (.xls)
Población anciana (70 y más años)*			
Población extranjera*			
Renta media por persona**	Atlas de distribución de renta de los hogares (INE)		
Concentración media diaria de NO_2 , O_3 , PM_{10} y $\text{PM}_{2,5}$ ($\mu\text{g}/\text{m}^3$) en las estaciones de la red de calidad del aire del Ayuntamiento de Madrid*	Ayuntamiento de Madrid	Datos diarios	CSV
Concentración media diaria de NO_2 , O_3 , PM_{10} y $\text{PM}_{2,5}$ ($\mu\text{g}/\text{m}^3$) en las estaciones de la red de calidad del aire de la Comunidad de Madrid*	Comunidad de Madrid	Datos horarios	

* Datos extraídos desde 2017 hasta 2021

** Datos extraídos desde 2017 hasta 2019

Tabla 3. Información geográfica empleada

Datos	Fuente	Formato
Coordenadas geográficas de las estaciones de medición de la red de calidad del aire del Ayuntamiento de Madrid	Ayuntamiento de Madrid	CSV
Coordenadas geográficas de las estaciones de medición de la red de calidad del aire de la Comunidad de Madrid	Comunidad de Madrid	
Límites administrativos de Madrid (barrios y distritos)	Ayuntamiento de Madrid	Shapefile
Secciones censales de Madrid	INE	
Usos del suelo de Madrid	Corine Land Cover 2018	Geodatabase

**Figura 2. Estaciones de medición de la calidad del aire empleadas en el estudio**

Elaboración propia a partir de los datos de las redes de calidad del aire del Ayuntamiento y Comunidad de Madrid

3.1. Metodología

El desarrollo de esta investigación involucra el uso de diferentes técnicas de los Sistemas de Información Geográfica (SIG) y la estadística, a través de softwares específicos como ArcGIS Pro (versión 2.9.3) y SPSS® Statistics (versión 26).

A) Preparación de los datos e incorporación a la base de datos espacial

A partir de los datos de contaminación previamente mencionados se calcularon las concentraciones medias anuales de NO₂, O₃, PM₁₀ y PM_{2,5} eliminando los datos no validados de los registros, que no superaron el 8 % del volumen total. Después, se incorporaron a la base de datos del SIG empleando las 38 estaciones de medición contempladas para generar posteriormente un modelo espacial de distribución de los contaminantes.

De forma análoga, se incorporaron los datos socioeconómicos a la base de datos espacial en el entorno SIG empleando los objetos poligonales de las secciones censales existentes durante los cinco años estudiados. A partir de estos datos, se definieron los indicadores de vulnerabilidad social recogidos en la tabla 4 y se analizó gráficamente su posible relación comprobando la existencia de relación negativa y leve entre los indicadores “%Pob. infantil” y “%Pob. anciana”. Ambos indicadores se incluyeron en el cálculo del IVS, junto con las variables de “%Pob. extranjera” y “renta media por persona”.

Tabla 4. Indicadores empleados en el índice de vulnerabilidad social (IVS)

Indicadores socioeconómicos	Justificación	Referencia bibliográfica
% Pob. Infantil (0-14)	Población más vulnerable a los contaminantes atmosféricos por la falta del completo desarrollo de sus órganos y sistema nervioso	Bolte <i>et al.</i> (2010); Shier <i>et al.</i> (2019)
% Pob. Anciana (70 y más)	Población más vulnerable a los contaminantes atmosféricos debido al envejecimiento de sus órganos y a la reducción de su resistencia a las enfermedades	Anderson <i>et al.</i> (2003); Linares & Díaz (2010)
% Pob. Extranjera	Población más vulnerable a los contaminantes atmosféricos por su condición de minoría y sufrimiento de una mayor desigualdad social, su menor nivel económico en general y menor capacidad de actuación frente a los efectos de la contaminación atmosférica (desconocimiento del idioma y/o del acceso a la sanidad)	Raddatz & Mennis (2013); Cutter <i>et al.</i> (2003)
Renta media por persona	La población económicamente desfavorecida dispone de menos medios para enfrentar los problemas de contaminación atmosférica, siendo más susceptible de sufrir problemas de salud relacionados con esta contaminación	Stringhini <i>et al.</i> (2017); Díaz & Benítez (2015)

Para el cálculo del IVS se homogeneizaron y normalizaron las distintas variables en una escala de 0 a 1 considerando los valores máximos y mínimos registrados (ec. 1). En el caso de la renta media por persona, fue necesaria la transformación de la variable para homogeneizarla con el resto de los indicadores debido a que un mayor valor de renta se asocia a una menor vulnerabilidad social (ec. 2). Una vez homogeneizados y normalizados los valores, se les asignó un peso relativo. La asignación de los pesos se realizó de manera subjetiva considerando que las variables relacionadas con la edad definen mejor la vulnerabilidad social frente a la contaminación por cuestiones fisiológicas como las señaladas en la tabla 4, por lo que se les asignó el mayor peso relativo: 0,35 a cada variable. La renta media por persona se ponderó por 0,2 para considerar la incidencia en la vulnerabilidad social de la privación económica y su relación con la aparición de problemas de salud como los asociados a un peor nivel de vida. A la variable del porcentaje de población extranjera se le asignó el menor peso (0,1) debido a su menor adecuación, en principio, para definir la vulnerabilidad social a la contaminación atmosférica en comparación con las otras tres variables. De esta forma, el IVS se calculó como indica la ec. 3.

$$(ec. 1) \quad \text{Valor normalizado} = \frac{\text{valor de la sección censal} - \text{valor mínimo de la variable}}{\text{valor máximo de la variable} - \text{valor mínimo de la variable}}$$

$$(ec. 2) \quad \text{Valor normalizado de la renta} = 1 - \frac{\text{valor de renta la sección censal} - \text{valor mínimo de renta}}{\text{valor máximo de renta} - \text{valor mínimo de renta}}$$

$$(ec. 3) \quad IVS = 0,35 \times \% \text{Pob. infantil} + 0,35 \times \% \text{Pob. anciana} + 0,2 \times \text{Renta media por persona} + 0,1 \times \% \text{Pob. extranjera}$$

B) Generación de modelos espaciales de distribución de los contaminantes

A partir de los datos de contaminación asociados a las estaciones de calidad del aire, se generaron modelos espaciales de niveles de contaminación. Existen diferentes técnicas para modelizar la distribución de los contaminantes atmosféricos en un entorno urbano. Una de ellas es la modelización

numérica de la contaminación a partir de inventarios de emisiones, variables meteorológicas (circulación aerológica), distancia a fuentes de emisión y niveles de tráfico en las carreteras (Martenies *et al.*, 2017). Otros enfoques optan por modelizar la contaminación mediante modelos estadísticos espaciales generados a partir de los registros de las estaciones automáticas de monitorización de la calidad del aire y ecuaciones de regresión relativas a los usos del suelo (Fecht *et al.*, 2015), o sencillamente, métodos de interpolación espacial como el *Kriging* (Lomé *et al.*, 2020) o el *IDW* (del inglés, *Inverse Distance Weighted*) (Muñoz *et al.*, 2020). La técnica del *IDW*, o distancia inversamente ponderada, presupone que la variable a interpolar disminuye su influencia con el incremento de la distancia desde la ubicación de la observación o medición. La interpolación *Kriging*, por su parte, asume que los datos están espacialmente autocorrelacionados. Esta técnica genera un semivariograma empírico a partir de los datos de la muestra para determinar los pesos en el cálculo de los valores de las celdas ráster. En este trabajo, se optó por generar el modelo espacial de contaminación a través del enfoque de interpolación espacial ráster por su sencillez y la disponibilidad de todos los datos necesarios para el cálculo.

La fiabilidad del modelo espacial está directamente condicionada por la naturaleza de la interpolación. No obstante, no existe consenso en la literatura sobre el tipo de interpolación más adecuado. Cañada *et al.* (2014) compararon los resultados de aplicar las técnicas de interpolación *Kriging* e *IDW* para las ciudades de Barcelona y Santa Cruz de Tenerife y observaron que el último ofrecía mejores resultados para el caso de Barcelona atendiendo a indicadores de bondad de ajustes (error medio cuadrático o RMSE), mientras que para Santa Cruz de Tenerife ambas técnicas ofrecían resultados similares, lo que impidió identificar cuál resultaba más adecuada.

Con el fin de evaluar la fiabilidad de los modelos e identificar el que mejor se adapta a las observaciones, se realizó un primer análisis exploratorio con la aplicación de ambas técnicas y se generaron dos modelos de contaminación a partir de los valores medios anuales de NO₂ en 2021. Sus resultados se evaluaron mediante dos indicadores de bondad de ajuste, el error medio absoluto o MAE (ec. 4) y el RMSE (ec. 5).

$$(ec. 4) MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|}{N}$$

$$(ec. 5) RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

donde y_i es el valor registrado en la estación de medición de la calidad del aire e \hat{y}_i es el valor estimado en la misma posición por el método de interpolación. N es el número de registros empleados

La obtención de ambos modelos se realizó a partir de la barra de herramientas *Geostatistical Wizard* de ArcGIS Pro. Para el modelo derivado por *IDW* se estableció una potencia de 2, un número máximo y mínimo de vecinos de 3 y 8 respectivamente y una búsqueda de vecindad con forma circular, dividido en 4 sectores. El eje del círculo se estableció según el parámetro predeterminado. Esta configuración fue la que menor media de errores ofrecía en la validación cruzada que calcula dicha barra de herramientas después de realizar la prueba con diferentes parámetros. En el caso del *Kriging*, se optó por el denominado *Kriging universal* por ser el método comúnmente empleado en otros estudios similares para interpolar la contaminación del aire (Lomé *et al.*, 2020; Jerret *et al.*, 2001). El análisis exploratorio previo de los datos de contaminación mostró un valor de media y mediana similares (26,8 y 27,9 $\mu\text{g}/\text{m}^3$), un máximo y mínimo de 40,5 y 14,8 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ respectivamente, desviación estándar de 5,7, asimetría de -0,09 y una kurtosis de 2,61, por lo que se asumió una distribución normal de los datos, que también se comprobó en el gráfico Q-Q. Con el análisis de tendencias, se observó que el polinomio que mejor se ajusta a los datos es de orden 2 al aparecer representados por una parábola tanto en los ejes sur-norte como este-oeste, siendo los valores centrales los más elevados. Finalmente, el semivariograma indicó la existencia de autocorrelación espacial de los datos, concentrándose más a distancias más cortas. Después de realizar estas comprobaciones, se definieron los parámetros del *Kriging universal* marcando la opción *Prediction* y aplicando un orden de eliminación de tendencias 2. La orientación de la elipse se estableció por defecto siguiendo el modelo *Spherical* y agrupando los datos en 10 intervalos con un tamaño de 2 000 m después de realizar varias comprobaciones. El máximo y mínimo de vecinos fueron los mismos que en la interpolación por *IDW*, así como la búsqueda de vecindad y sus sectores.

En la figura 3 se presentan los dos modelos obtenidos para las concentraciones de NO₂ en 2021, así como la diferencia de valores entre ambos modelos. Se observa que el modelo obtenido mediante *IDW* respeta más los valores registrados en las estaciones de calidad del aire. Destacan los “ojos de buey” que aparecen en torno a la Casa de Campo o el parque del Retiro. Por su parte, *Kriging* ofrece una superficie de contaminación más homogénea en la que se suavizan estas diferencias internas. La diferencia entre los valores obtenidos por ambos modelos refuerza esta idea al mostrar que la interpolación *Kriging* asigna mayores valores de contaminación a las estaciones situadas en los entornos de los parques, mientras que disminuye el valor de contaminación en los entornos de estaciones que registran elevados valores de contaminación, como la plaza Elíptica o plaza Castilla, lo cual es incongruente con lo que cabría esperar.

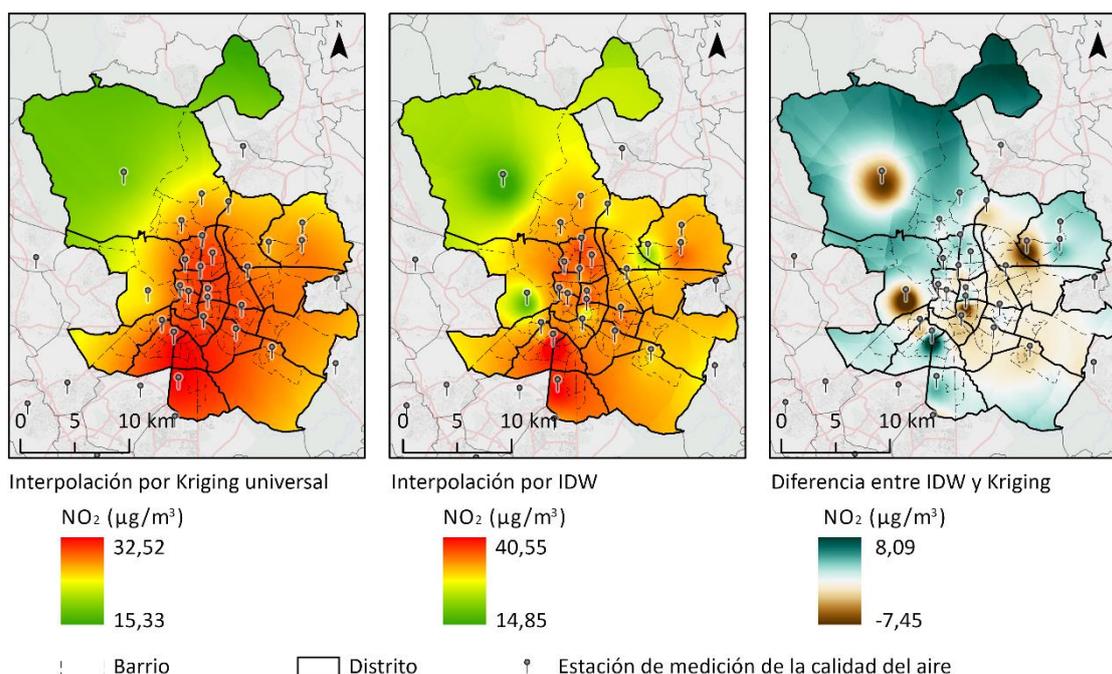


Figura 3. Comparación de los resultados obtenidos para la interpolación de las concentraciones medias anuales de NO₂ en 2021 mediante *Kriging universal* y de *IDW*

En la tabla 5, se recoge la comparación de los valores máximos y mínimos de las capas ráster (estimados por los modelos) con los valores máximos y mínimos registrados en las estaciones (observados). Se observa que la interpolación mediante la técnica *Kriging* tiende a suavizar los valores extremos del modelo de contaminación en comparación a los valores de origen, es decir, los registrados en las estaciones de monitorización de la calidad del aire. En el caso del *IDW*, los valores extremos estimados por el modelo son idénticos a los valores de origen máximo y mínimo. Por otro lado, el error MAE y el RMSE que miden la bondad de ajuste entre los valores estimados por los modelos y los valores de origen son mayores en el caso del *Kriging* que del *IDW*. El mejor ajuste de los valores estimados con los registrados en las estaciones y la conservación de la variabilidad intraurbana de la concentración de contaminantes, avalan en este trabajo la generación de los modelos espaciales de contaminantes (NO₂, O₃, PM₁₀ y PM_{2,5}) para los años 2017-2021 mediante la interpolación *IDW*.

Tabla 5. MAE y RMSE de las interpolaciones

Técnica	Valor mínimo observado	Valor máximo observado	Valor mínimo estimado	Valor máximo estimado	MAE	RMSE
Kriging universal	14,85	40,55	15,33	32,52	2,738	3,506
IDW			14,85	40,55	0,002	0,005

C) Transferencia de los datos de contaminación a las unidades espaciales de análisis

Una vez obtenidos los modelos de distribución espacial de contaminantes (capa ráster), se calculó la concentración media de cada uno en las secciones censales mediante la herramienta de *Zonal statistics*. Después de obtener el valor medio de contaminación, este fue trasladado a la base de datos asociada a la capa de secciones censales. Debido a la existencia de secciones censales muy amplias, y con el fin de evitar desvirtuar el valor de contaminación al que verdaderamente se expone la población residente en ellas, se restringieron los cálculos a la superficie identificada como tejido urbano dentro de las secciones censales. Esta delimitación se realizó empleando la información de los usos de suelo de Madrid. El resultado fueron cinco capas de secciones censales (desde 2017 hasta 2021) con las variables socioeconómicas, el IVS y la concentración media anual de NO₂, O₃, PM₁₀ y PM_{2,5} por cada sección censal.

D) Análisis estadísticos y de estadística espacial de la contaminación y los grupos de población vulnerables

La literatura científica sobre el estudio de las relaciones entre los niveles de contaminación y los grupos vulnerables revela una gran variedad de técnicas como los coeficientes de correlación (Carrier *et al.*, 2014), la regresión lineal simple y múltiple (Lomé *et al.*, 2020; Fecht *et al.*, 2015), la comparación de promedios entre los quintiles extremos (Carrier *et al.*, 2014) o la autocorrelación espacial (Lomé *et al.*, 2020; Muñoz *et al.*, 2020) para medir estas relaciones.

Inicialmente se exploró la existencia de correlación entre la vulnerabilidad social de la población y la exposición a distintas concentraciones de contaminantes en el conjunto de las secciones censales de Madrid. Para ello, se emplearon técnicas estadísticas de correlación y de comparación del nivel promedio de contaminación al que se enfrentan los quintiles extremos de los grupos de población (primer quintil y último quintil en la renta, por ejemplo) siguiendo la metodología definida por Carrier *et al.* (2014). Dada la ausencia de normalidad de los datos, se analizó la correlación mediante el coeficiente ρ de Spearman en SPSS. Sus valores oscilan entre -1 y 1 según se identifique asociación negativa (-1), positiva (1) o ausencia de asociación (0) (Alea *et al.*, 2005). Tras este análisis, se realizó la prueba U de Mann-Whitney en SPSS. Esta informa sobre si dos muestras independientes son similares estadísticamente (Alea *et al.*, 2005). Con ella, es posible conocer si los niveles de contaminación a los que se enfrentan el primer y último quintil de las variables socioeconómicas (ejemplo: las secciones censales con los menores y mayores niveles de renta o porcentajes de población infantil, es decir, Q1 y Q5) son idénticos ($p > 0,01$) o difieren estadísticamente ($p < 0,01$).

Después de conocer el comportamiento estadístico entre las variables socioeconómicas y los niveles de contaminación de cada contaminante, se utilizaron técnicas de estadística espacial para identificar sus patrones de distribución, así como las áreas de concurrencia entre altos niveles de contaminación y alta vulnerabilidad social. Para ello, se midió en primer lugar la autocorrelación espacial de las variables socioeconómicas y del IVS a partir del índice de Moran (*I de Moran global*). Este es uno de los índices de autocorrelación espacial más conocidos, fundamentado en los trabajos de Moran (1949) y Geary (1954), que indica si la variable analizada se concentra en el territorio (autocorrelación espacial positiva), se dispersa (autocorrelación espacial negativa) o se distribuye de forma aleatoria (ausencia de autocorrelación). En el caso de los niveles de contaminación este índice no se aplicó dado que los datos arrastran una autocorrelación espacial positiva derivada de la propia fórmula de interpolación de la técnica *IDW*. Seguidamente, se empleó uno de los indicadores locales de asociación espacial (*LISA* como acrónimo de *Local Indicators of Spatial Association*) definidos por Anselin (1995), el índice local de Moran (*I_i de Moran*) con el fin de identificar tipologías de agrupaciones (clústeres). Este se aplicó a las variables socioeconómicas, al IVS y a las variables de contaminación con el fin de identificar clústeres. Los tipos de clústeres posibles son:

- i) zonas con concentración de elevados valores (alto-alto o HH);
- ii) zonas de concentración de bajos valores (bajo-bajo o LL);
- iii) zonas de altos valores en un entorno de bajos valores o viceversa (alto-bajo o HL y bajo-alto o LH);
- iv) zonas sin ningún patrón de concentración significativo.

En el cálculo de ambos índices (*I de Moran global* e *I_i de Moran*) se definió un radio de vecindad de 1000 m y un modelo de relación espacial basado en la distancia euclidiana inversa, donde la influencia de las unidades desciende según aumenta la distancia. Los resultados obtenidos para el *I_i de Moran* se filtraron para cartografiar únicamente los clústeres con un nivel de significación estadística *p* inferior a 0,01. Finalmente, se identificaron las áreas donde se registran a la vez altos valores de contaminación (HH y HL) y altos valores del índice de vulnerabilidad social (HH y HL) siguiendo la metodología de Muñoz *et al.* (2020). Esto se realizó mediante una unión de las tablas de atributos derivadas del análisis LISA para los niveles de contaminación de los cuatro contaminantes y los valores del IVS durante los cinco años estudiados. En las tablas resultantes de la unión se creó un nuevo campo donde se concatenaron las variables de tipología de clústeres obteniendo sus diferentes combinaciones que se simplificaron para facilitar la representación cartográfica (ver tabla 6).

Tabla 6. Tipologías obtenidas de la combinación de los LISA

Tipologías simplificadas	Variables concatenadas
Alto - Alto	HH – HH; HH – HL; HL – HH; HL – HL
Bajo - Bajo	LL – LL; LL – LH; LH – LL; LH – LH
Bajo - Alto	LL – HH; LL – HL; LH – HH; LH – HL
Alto - Bajo	HH – LL; HH – LH; HL – LL; HL – LH
No significativo	No significativo – No significativo; HH – No significativo; HL – No significativo; LL – No significativo; LH – No significativo

4. Descripción y análisis de resultados

Los resultados derivados de la metodología descrita se han estructurado en tres apartados. En primer lugar, se exponen los resultados de la correlación de Spearman para verificar la existencia de correlación entre los niveles de contaminación y los indicadores de vulnerabilidad. También se exponen los resultados más relevantes de la prueba U de Mann-Whitney para conocer las diferencias en la exposición a los niveles de contaminación entre el primer y quinto quintil de las variables de vulnerabilidad social. Seguidamente, se describen los patrones espaciales de los contaminantes atmosféricos y de grupos socioeconómicos a partir del análisis de autocorrelación espacial y mapas de clústeres. Finalmente, se identifican los ámbitos donde coinciden espacialmente elevados niveles de contaminación y alta vulnerabilidad social.

4.1. Análisis de correlación entre los niveles de contaminación y las variables de vulnerabilidad social

Los coeficientes ρ de Spearman obtenidos para las correlaciones entre las concentraciones medias anuales de los contaminantes y los indicadores de vulnerabilidad durante el periodo temporal analizado indican que estas son de moderadas a bajas ($0,1 < \rho < 0,5$; $p < 0,01$) y variables en el tiempo (tabla 7).

Los valores de los coeficientes ρ más elevados se asocian a la correlación de PM_{2,5} y PM₁₀ con la renta media por persona (PM_{2,5}: $\rho \sim -0,5$ en 2017, 2019 y 2021; PM₁₀: $\rho \sim -0,5$ en 2017 y 2021). Las concentraciones de PM_{2,5} presentan una débil correlación positiva ($\rho \sim 0,2$) con los porcentajes de población extranjera e infantil, a excepción del año 2018. Por su parte, los niveles de contaminación por O₃ muestran correlación con la renta y los porcentajes de población infantil y extranjera, aunque no en todos los años estudiados. En lo referido a la renta, el O₃ presenta una correlación positiva ($\rho \sim 0,35$) desde 2020. Respecto al porcentaje de población infantil, el coeficiente ρ evidencia correlación positiva débil con el O₃ desde 2017 ($\rho \sim 0,23$) hasta 2019 ($\rho \sim 0,21$). Después de 2019, la correlación es negativa, aunque muy baja ($\rho \sim -0,1$). Finalmente, con la población extranjera, solamente presenta correlación negativa ($\rho \sim -0,2$) hasta 2019. Después la correlación desaparece ($\rho \sim 0$). En lo que respecta a las concentraciones de NO₂, estas muestran correlación positiva débil con el porcentaje de población

extranjera ($\rho \sim 0,2$) durante los 5 años. Por último, el porcentaje de población anciana no muestra correlación con ninguno de los contaminantes.

Tabla 7. Coeficientes ρ de Spearman para la correlación entre los niveles de contaminación de cada contaminante con las variables socioeconómicas

		Renta media	0- 14 años	70 años y más	Extranjeros
2021	NO ₂	-0,040	-0,054	-0,017	0,192
	O ₃	0,379	-0,162	0,047	-0,096
	PM ₁₀	-0,431	0,190	-0,075	0,071
	PM _{2,5}	-0,540	0,288	-0,167	0,151
2020	NO ₂	-0,132	-0,047	-0,073	0,225
	O ₃	0,319	-0,121	-0,026	-0,136
	PM ₁₀	-0,080	0,008	0,023	0,032
	PM _{2,5}	-0,227	0,147	-0,041	0,149
2019	NO ₂	-0,044	-0,086	-0,030	0,206
	O ₃	-0,041	0,210	0,001	-0,135
	PM ₁₀	-0,047	0,017	-0,029	0,067
	PM _{2,5}	-0,491	0,221	-0,149	0,202
2018	NO ₂	0,218	-0,285	0,044	0,150
	O ₃	0,039	0,228	0,098	-0,272
	PM ₁₀	-0,230	0,081	-0,025	0,030
	PM _{2,5}	0,014	-0,021	-0,112	-0,011
2017	NO ₂	-0,040	-0,175	-0,020	0,270
	O ₃	-0,036	0,237	0,075	-0,262
	PM ₁₀	-0,587	0,256	-0,065	0,105
	PM _{2,5}	-0,464	0,163	-0,162	0,154

La correlación es significativa ($p < 0,01$)

La correlación es significativa ($p < 0,05$)

Los resultados de comparar los niveles medios de contaminación entre los quintiles extremos (Q1 y Q5) de las distintas variables de vulnerabilidad social a partir de la prueba U de Mann-Whitney evidencian una desigual exposición a la contaminación atmosférica entre secciones censales atendiendo a las variables de renta media, población infantil y población extranjera (tabla 8).

Las secciones censales con menor nivel de renta (Q1) registran mayores concentraciones de PM₁₀, PM_{2,5} y NO₂ en comparación con las secciones de mayor renta (Q5) durante los cinco años estudiados. En el caso de la población extranjera, también se observa esta desigual distribución de los niveles de contaminación de PM_{2,5} y NO₂ al comparar sus concentraciones entre las secciones censales con mayor (Q5) y menor (Q1) presencia de este grupo. Por último, las secciones censales con mayor presencia de población infantil (Q5) registran mayores niveles de contaminación por O₃ que las secciones con menor presencia (Q1) de este grupo desde 2017 hasta 2019.

Tabla 8. Concentraciones medias ($\mu\text{g}/\text{m}^3$) de contaminantes registradas en las secciones censales asociadas a los quintiles extremos para las variables de vulnerabilidad social

		Renta media		0- 14 años		70 años y más		Extranjeros	
		Q1	Q5	Q1	Q5	Q1	Q5	Q1	Q5
2021	NO ₂	31,03	30,06	29,96	29,95	29,85	29,79	29,49	31,04
	O ₃	50,66	51,91	51,75	51,19	51,34	51,53	51,60	51,43
	PM ₁₀	19,06	18,01	18,37	18,84	18,68	18,64	18,47	18,66
	PM _{2,5}	10,30	9,67	9,86	10,20	10,12	10,01	9,96	10,14
2020	NO ₂	29,80	28,42	28,64	28,37	28,43	28,22	27,85	29,63
	O ₃	49,01	50,56	50,45	50,09	50,38	50,08	50,56	49,52
	PM ₁₀	17,05	16,81	16,91	16,99	16,87	17,01	16,81	16,87
	PM _{2,5}	9,95	9,62	9,63	9,87	9,77	9,73	9,62	9,83
2019	NO ₂	37,66	36,40	36,46	35,78	35,77	35,88	35,30	34,61
	O ₃	49,99	50,35	49,41	51,43	51,07	50,71	51,13	49,77
	PM ₁₀	18,26	18,09	18,19	18,03	18,00	18,09	17,96	18,19
	PM _{2,5}	10,66	9,84	10,04	10,39	10,32	10,14	10,10	10,47
2018	NO ₂	38,56	39,69	39,51	37,13	37,55	38,09	37,89	39,37
	O ₃	49,07	50,16	48,69	50,89	50,14	50,50	50,74	48,50
	PM ₁₀	18,28	17,91	17,98	18,18	18,15	18,17	18,12	18,00
	PM _{2,5}	10,06	10,10	10,06	10,08	10,12	9,96	10,06	9,99
2017	NO ₂	45,11	44,06	44,53	42,94	43,19	43,21	42,62	45,56
	O ₃	46,32	46,56	45,49	47,98	46,99	47,53	47,96	45,59
	PM ₁₀	21,95	18,38	19,51	20,91	20,59	20,34	20,23	20,82
	PM _{2,5}	10,60	9,80	10,11	10,33	10,36	10,12	10,15	10,41

Se señalan en negrita las comparaciones entre Q1 y Q5 con valores p con significación estadística ($p < 0,01$)

4.2. Patrones de distribución espacial de la contaminación atmosférica y los grupos de población vulnerables

El *I de Moran global* y la puntuación *z* (*z-score*) obtenidos en la prueba de autocorrelación espacial para los indicadores de vulnerabilidad contemplados revelan que estas variables no se distribuyen aleatoriamente por la ciudad de Madrid, sino que tienden a agruparse (tabla 9).

Tabla 9. Resultados del test *I de Moran global* para las variables de vulnerabilidad social (radio de búsqueda de 1000 m) ($p < 0,01$)

		Renta media por persona	%Pob. infantil	%Pob. anciana	%Pob. extranjera
2021	I. Moran	0,65	0,32	0,37	0,58
	z-score	102,81	51,61	59,42	91,65
2020	I. Moran	0,65	0,32	0,36	0,57
	z-score	102,81	51,91	57,58	90,05
2019	I. Moran	0,65	0,32	0,35	0,57
	z-score	102,82	51,09	55,84	90,36
2018	I. Moran	0,64	0,32	0,34	0,57
	z-score	100,62	50,71	53,64	90,21
2017	I. Moran	0,64	0,26	0,32	0,56
	z-score	110,03	46,52	54,75	97,29

En este análisis, la renta media por persona es la variable socioeconómica que mayores pautas de concentración muestra ($I > 0,6$; puntuación $z > 100$). Para el porcentaje de población extranjera, también se obtiene la existencia de unas pautas de concentración destacables ($I > 0,56$; puntuación $z > 90$). Las variables de proporción de población infantil y anciana son las que menores valores del índice de Moran

muestran, aunque también evidencian estadísticamente la existencia de patrones de agrupación ($I \sim 0,3$; puntuación $z > 50$). La comparación de los resultados obtenidos durante los 5 años estudiados (tabla 9) desvela que la intensidad con la que se agrupan estos grupos de población se mantiene muy constante de un año a otro, existiendo poca variación en los valores I .

En la figura 4 se recogen los clústeres resultantes del cálculo del índice local de Moran (I_i de Moran). Se observa que los diferentes contaminantes siguen pautas de distribución diferentes. Las mayores concentraciones de NO_2 se localizan en las áreas centrales de la ciudad y en los distritos periféricos más meridionales (Carabanchel, Usera y Villaverde), mientras que el resto de los distritos periféricos presenta niveles más bajos en este contaminante, a excepción de Moratalaz y Puente de Vallecas, donde no se observa ningún patrón significativo. Por su parte, el O_3 presenta un patrón espacial con mayor variabilidad en el tiempo, aunque siempre con concentraciones elevadas en los distritos periféricos del norte, desde Moncloa-Aravaca hasta Barajas. Las PM_{10} también mantienen elevados niveles de contaminación durante los cinco años, especialmente en los distritos periféricos situados desde el noreste hasta el suroeste, mientras que el cuadrante noroeste presenta valores bajos. Las $\text{PM}_{2,5}$, por último, siguen unas pautas de distribución muy similares a las PM_{10} .

En cuanto a las variables socioeconómicas, los clústeres resultantes del cálculo del I_i se presentan únicamente para el año 2021 (figura 5) —debido a la menor variabilidad interanual en sus pautas de distribución—, a excepción de la renta media por persona, que está referida a 2019 a falta de datos más actualizados. Estos clústeres representan los ámbitos de la ciudad donde se concentran los diferentes grupos de población según su perfil socioeconómico. En lo que respecta a la variable de renta media por persona para 2019, se observa que los distritos centrales (a excepción de los barrios situados al oeste de la calle Bravo Murillo en Tetuán) y los periféricos situados desde el noroeste al noreste agrupan las rentas medias más elevadas de la ciudad. Por el contrario, los distritos de la periferia situados desde el este hasta el suroeste de la ciudad concentran la mayor parte de la población con las rentas más bajas, a excepción de algunos casos atípicos como La Peseta (Carabanchel) o el barrio de Rosas (San Blas - Canillejas).

Respecto a las variables puramente demográficas, los mayores porcentajes de población infantil se agrupan en ámbitos de reciente construcción de la periferia madrileña como Arroyo del Fresno, Montecarmelo, Las Tablas, Sanchinarro, Valdebebas, El Cañaveral, Ensanche de Vallecas, Butarque y La Peseta, de noroeste a suroeste, aunque también en algunos barrios de Moncloa – Aravaca y en el caso particular de la Cañada Real. La población anciana, en cambio, tiende a concentrarse en algunos distritos céntricos (Retiro) y otros periféricos (Latina, Moratalaz, Ciudad Lineal, Hortaleza y Fuencarral – El Pardo), siendo menor su presencia en los ámbitos periféricos de reciente construcción. Finalmente, la población extranjera presenta unas pautas de localización muy concretas en los distritos céntricos (Centro y el margen oeste de Tetuán desde Bravo Murillo) y periféricos (Usera, Carabanchel y Villaverde), así como en algunos enclaves como el entorno de la Cañada Real, el barrio de Rejas (Barajas) o los de Canillas y Piovera (Hortaleza).

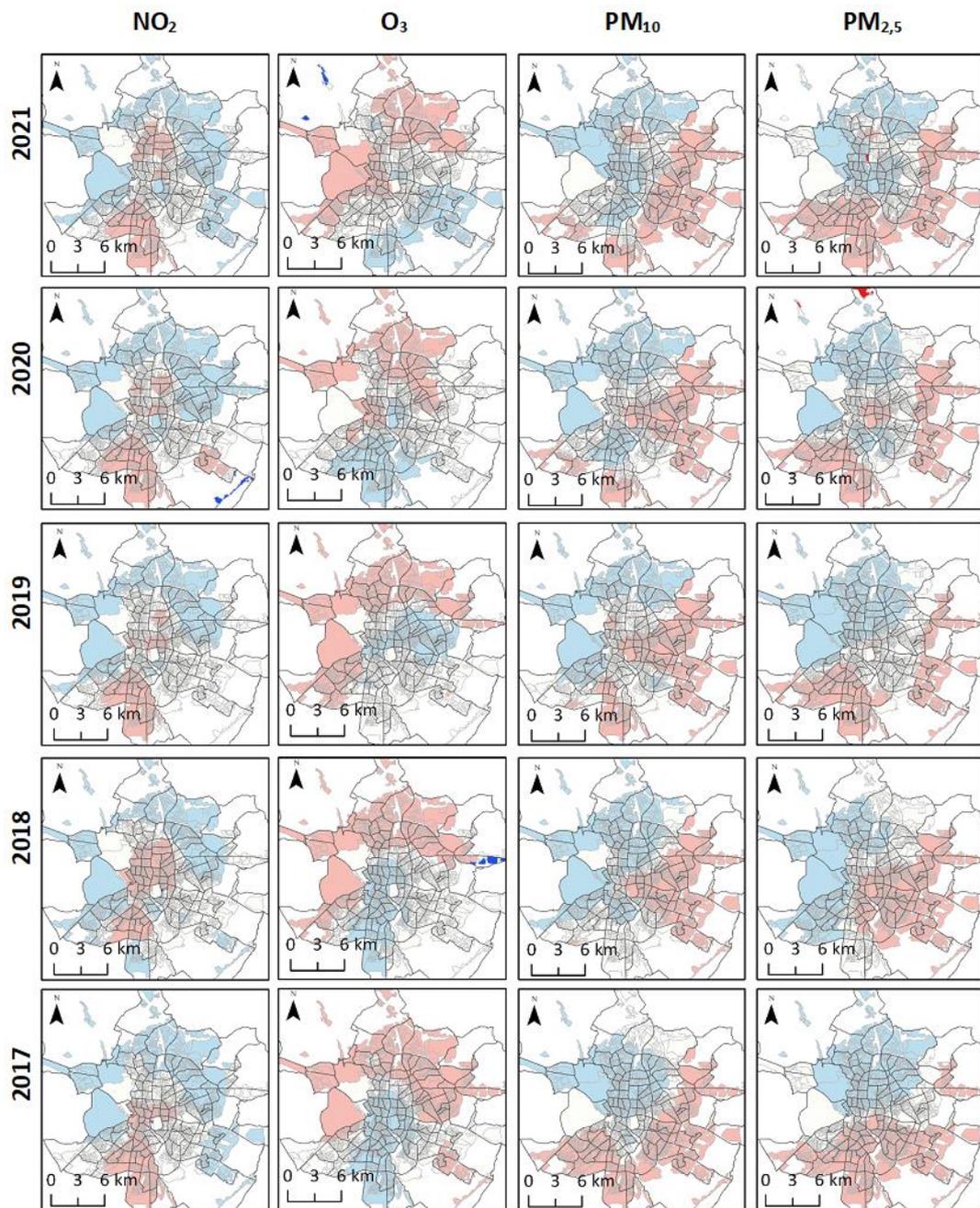


Figura 4. Clústeres de los niveles de contaminación por NO₂, O₃, PM₁₀ y PM_{2,5} en Madrid (radio de búsqueda de 1000 m; p<0,01)

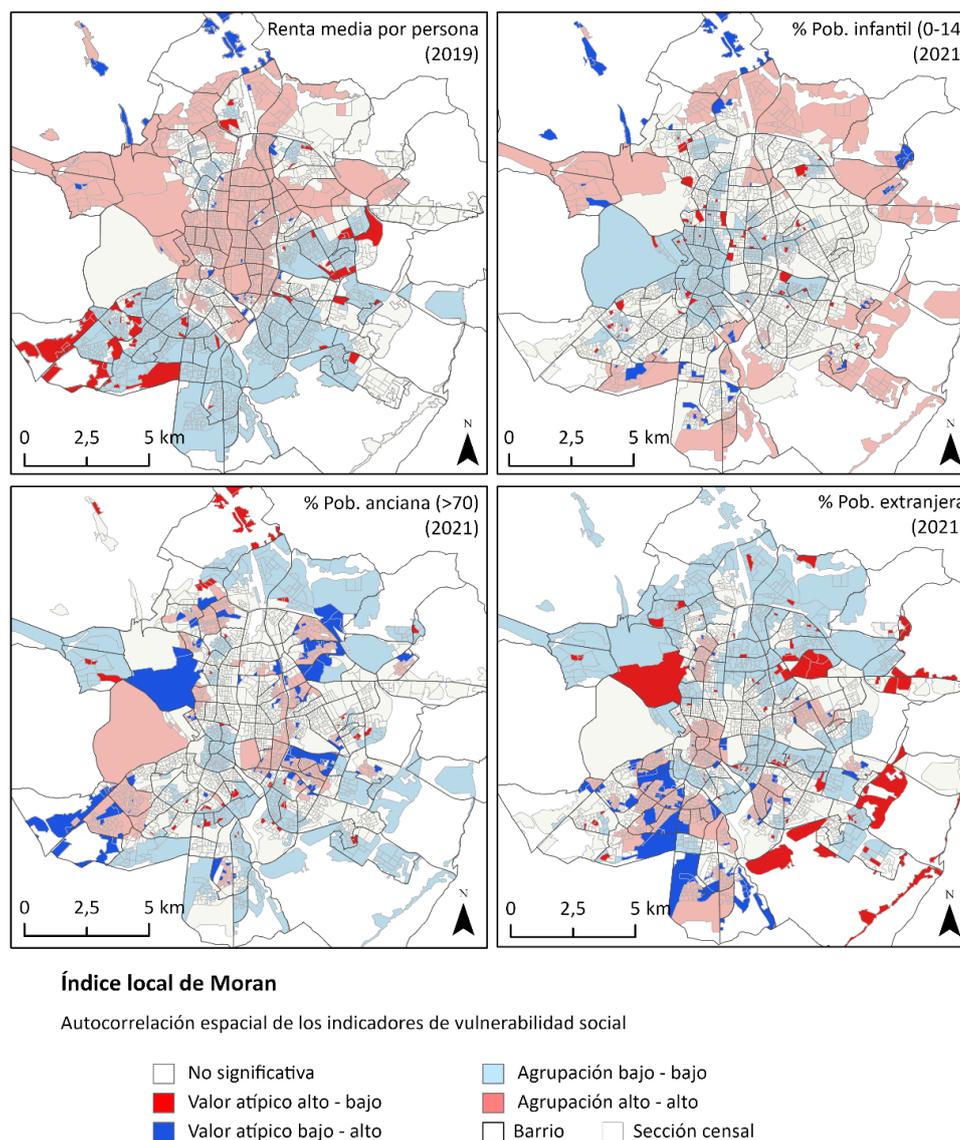


Figura 5. Clústeres de las variables de vulnerabilidad social (radio de búsqueda de 1000 m; $p < 0,01$)

Los resultados del análisis de autocorrelación espacial (índice *I de Moran*) del IVS evidencian la concentración de los grupos vulnerables a la contaminación atmosférica en una serie de localizaciones de la ciudad de Madrid (tabla 10). En los cinco años estudiados, el valor *I* es superior a 0,45 y la puntuación *z* es superior a 88 ($p < 0,01$). Los clústeres obtenidos a partir del cálculo del coeficiente *I_i* evidencian que la población más vulnerable a la contaminación se concentra principalmente en los distritos periféricos, localizados desde el este al suroeste de la ciudad (figura 6). En 2021, los distritos donde se tendía a agrupar esta población fueron Latina, Carabanchel, Usera, Villaverde, Puente de Vallecas, Villa de Vallecas y parte de Ciudad Lineal y San Blas – Canillejas. Hasta 2019, también destacaron Vicálvaro y Moratalaz como distritos con una importante concentración de población vulnerable, principalmente en lo referido a grupos con menores niveles de renta y mayor proporción de población infantil. Durante el período analizado, también destacan otros sectores por su alta concentración de población vulnerable. Es el caso del sector oeste de Tetuán (caracterizado por bajas rentas y elevado porcentaje de población extranjera) y de entornos de crecimientos urbanos recientes al norte de la ciudad (Arroyo del Fresno, Montecarmelo, Las Tablas, Sanchinarro y Valdebebas), principalmente por la elevada presencia de población infantil.

Tabla 10. Resultados del test *I* de Moran global para el IVS (radio de búsqueda de 1000 m) ($p < 0,01$)

	2017		2018		2019		2020		2021	
	I. Moran	z-score								
IVS	0,614	125,78	0,622	115,76	0,638	118,82	0,508	94,66	0,477	88,95

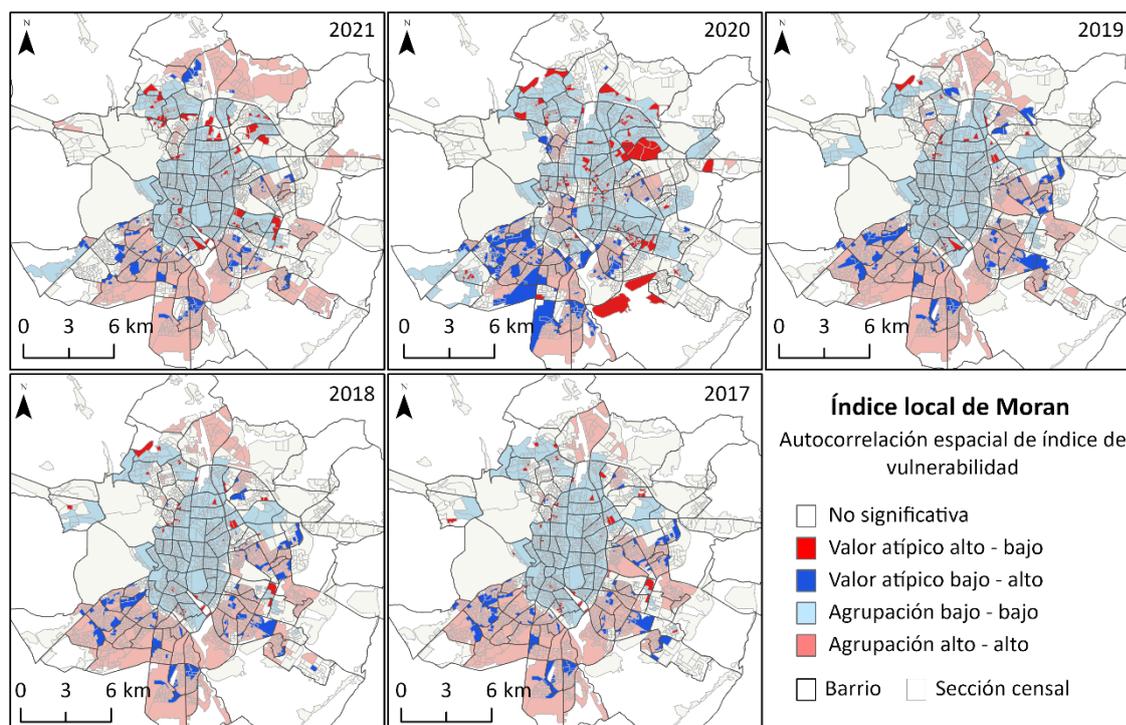


Figura 6. Clústeres del IVS (radio de búsqueda de 1000 m; $p < 0,01$)

4.3. Identificación de ámbitos con alta exposición de la población vulnerable a la contaminación

La combinación de los clústeres obtenidos para los niveles de contaminación por NO_2 y valores del IVS muestra que los distritos del sur de la ciudad (Carabanchel, Usera y Villaverde) son los más perjudicados por los efectos de la contaminación del aire dado que en ellos coinciden espacialmente elevados niveles de NO_2 ($36 \mu\text{g}/\text{m}^3$ en 2021 y $49 \mu\text{g}/\text{m}^3$ en 2017) y una alta vulnerabilidad social (IVS: 0,67 de un máximo de 0,71 en 2021 e IVS: 0,46 de un máximo de 0,61 en 2017) (figura 7). En el resto del ámbito de estudio no se observa coincidencia espacial entre ambos fenómenos, excepto en casos puntuales como el sector occidental de Tetuán y las inmediaciones de la estación de Chamartín en el año 2021 o algunas secciones censales del distrito Centro en 2020.

En la figura 8 se identifican los ámbitos más afectados por la contaminación por O_3 debido a la coincidencia espacial de altas concentraciones de este contaminante y una elevada vulnerabilidad social. Estos ámbitos varían más a lo largo de los cinco años estudiados. No obstante, algunos sectores de la periferia norte de la ciudad (Arroyo del Fresno, Montecarmelo, Las Tablas y Sanchinarro) destacan por concentrar elevados niveles de O_3 ($54 \mu\text{g}/\text{m}^3$ en 2021 y $54 \mu\text{g}/\text{m}^3$ en 2017) y acoger un importante número de población vulnerable a sus efectos (IVS: 0,54 en 2021 e IVS: 0,38 en 2017), principalmente población infantil, durante el periodo estudiado, excepto en 2020. Otros ámbitos perjudicados por la coexistencia de elevada contaminación por O_3 y alta vulnerabilidad social se encuentran situados en el suroeste del municipio, en los barrios de Puerta del Ángel, Lucero y Aluche (Latina), y en el este, en los barrios de Ventas y Pueblo Nuevo (Ciudad Lineal) y Simancas (San Blas – Canillejas), aunque su condición de ámbitos doblemente afectados por una alta contaminación y elevada vulnerabilidad social no es continua en el periodo analizado.

La figura 9 muestra los ámbitos donde coinciden elevados niveles de contaminación por PM_{10} y una alta vulnerabilidad social. Salvo en 2018, Villaverde vuelve a ser un distrito perjudicado ($19 \mu\text{g}/\text{m}^3$ e IVS: 0,51 en 2021 y $22 \mu\text{g}/\text{m}^3$ e IVS: 0,41 en 2017). Otros sectores del sur y del este también destacan en uno o varios de los años analizados por la concurrencia de ambas circunstancias, como son los casos de los distritos de Latina, Carabanchel, Usera y Puente de Vallecas o los barrios de Ensanche de Vallecas y Casco Histórico de Vallecas (Villa de Vallecas), Casco Histórico de Vicálvaro y Valderrivas (Vicálvaro), Hellín, Simancas, Arcos y Amposta (San Blas – Canillejas), Pueblo Nuevo, Quintana y Ventas (Ciudad Lineal).

La figura 10 presenta las áreas donde coinciden espacialmente altos niveles de $PM_{2,5}$ y una elevada vulnerabilidad social. Los distritos del sur de la ciudad vuelven a aparecer como los más perjudicados por la coexistencia de ambas circunstancias. Son destacables Usera, Villaverde y Carabanchel, que sobresalen en todo el periodo estudiado, a excepción del año 2018 ($10 \mu\text{g}/\text{m}^3$ e IVS: 0,43 en 2021 y $10 \mu\text{g}/\text{m}^3$ e IVS: 0,45 en 2017). Los barrios de Aluche y Los Cármenes (Latina), Casco Histórico de Vallecas y Ensanche de Vallecas (Villa de Vallecas), Casco Histórico de Vicálvaro y Valderrivas (Vicálvaro), Hellín, Simancas, Arcos y Amposta (San Blas – Canillejas), Pueblo Nuevo, Quintana y Ventas (Ciudad Lineal) y Rejas y Aeropuerto (Barajas) también destacan en uno o varios de los años analizados por el mismo fenómeno.

En conclusión, en el municipio de Madrid se han identificado una serie ámbitos intraurbanos donde coinciden espacialmente elevados niveles de contaminación y una alta vulnerabilidad social. Varios de estos ámbitos han persistido en el intervalo temporal analizado para un mismo contaminante, mientras que otros sectores solamente han destacado en algún año concreto. Los casos de los distritos del sur como Villaverde y Usera, y de diferentes barrios de los distritos del este y suroeste de la ciudad (Ciudad Lineal, San Blas – Canillejas, Vicálvaro, Villa de Vallecas, Puente de Vallecas, Carabanchel y Latina) destacan por ser ámbitos donde, además de una alta vulnerabilidad social, se observan de manera reiterada altos niveles de más de uno de los contaminantes atmosféricos contemplados en este trabajo.

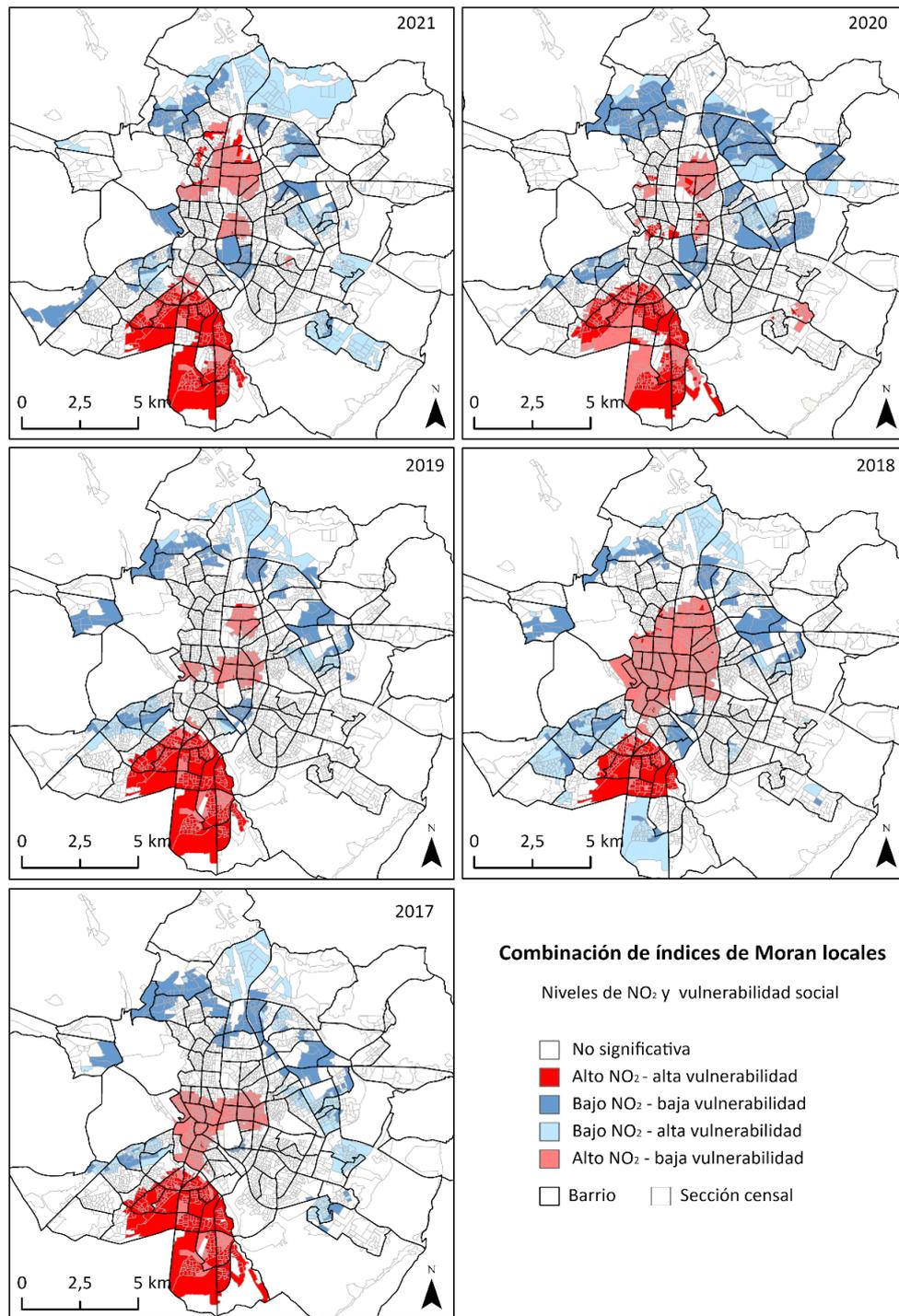


Figura 7. Clústeres derivados de la combinación de las autocorrelaciones de concentración de NO₂ y del IVS

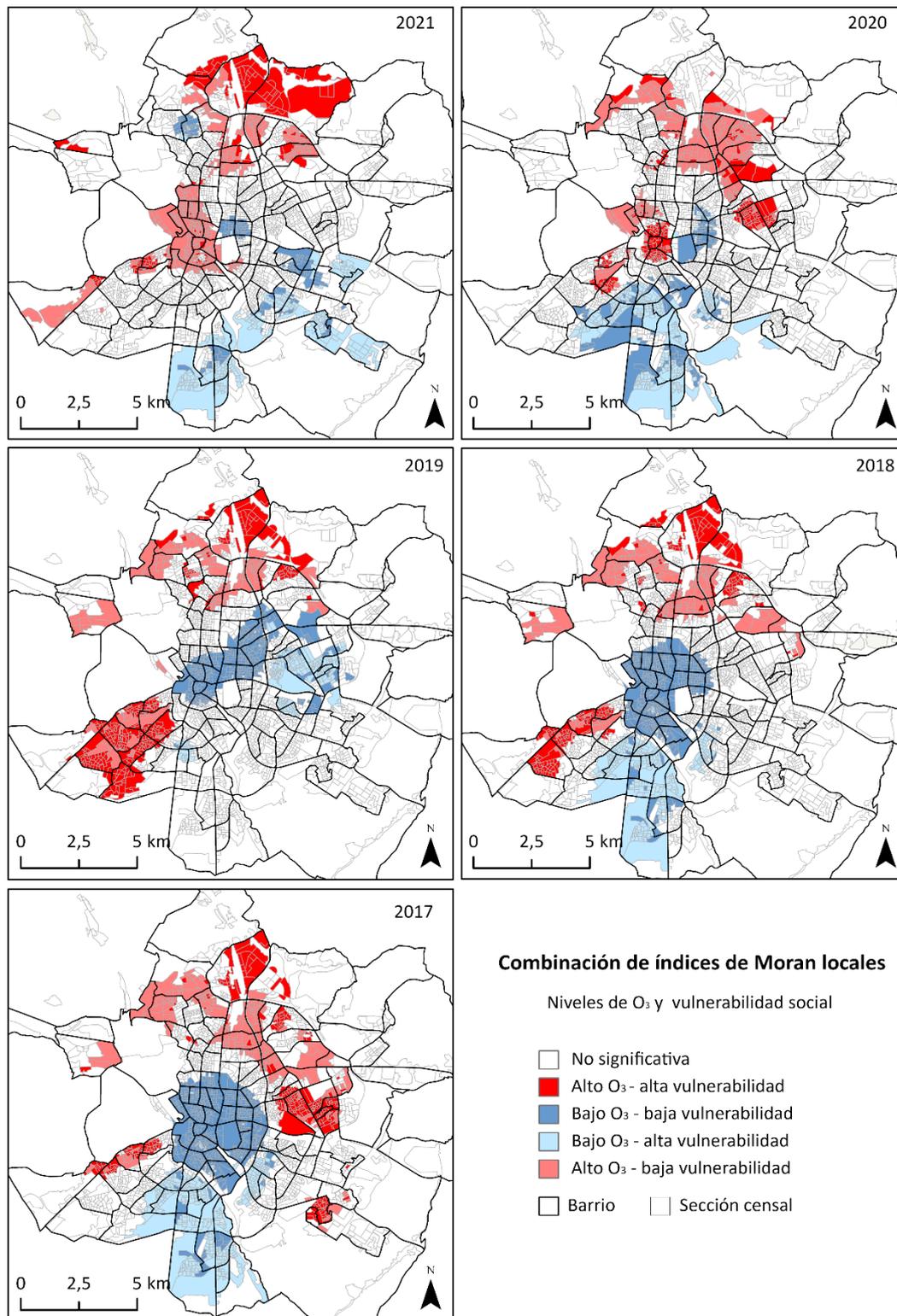


Figura 8. Clústeres derivados de la combinación de las autocorrelaciones de concentración de O₃ y del IVS

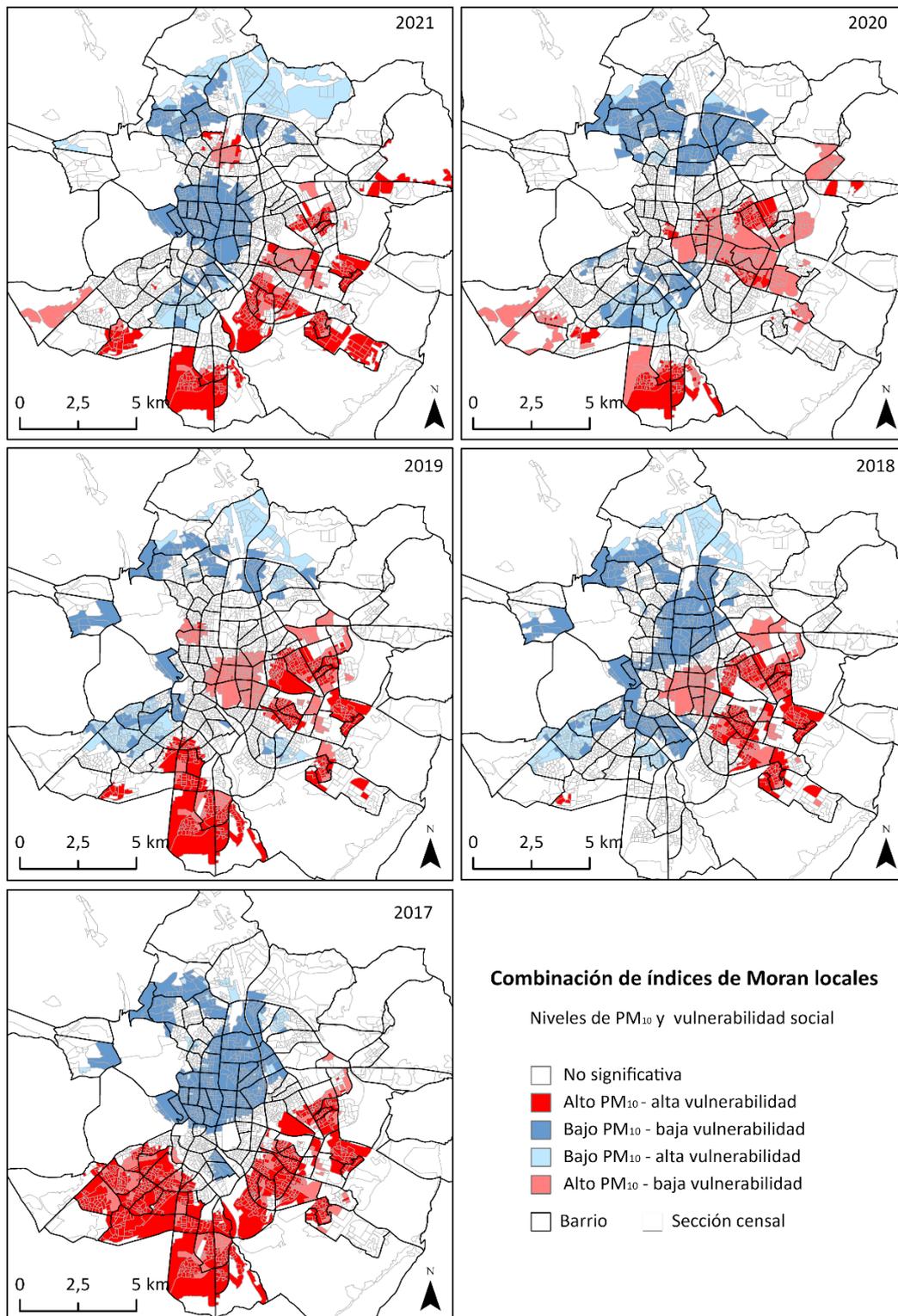


Figura 9. Clústeres derivados de la combinación de las autocorrelaciones de concentración de PM₁₀ y del IVS



Figura 10. Clústeres derivados de la combinación de las autocorrelaciones de concentración de PM_{2.5} y del IVS

5. Discusión y valoración de hallazgos

Los resultados desvelan la existencia de correlación negativa entre los niveles de renta de la población y la concentración de material particulado a los que la población se expone en la misma línea que se observó para las principales ciudades de Reino Unido y de Países Bajos (Briggs *et al.*, 2008;

Fecht *et al.*, 2015), fundamentalmente por la mayor capacidad de la población con elevadas rentas para acceder a entornos menos degradados ambientalmente. Sin embargo, esta interpretación requiere de cierta cautela debido a que esta correlación no se observa con el resto de los contaminantes. En el caso del NO₂, se ha observado una ausencia de correlación con los niveles de renta de forma análoga a la observado en otras ciudades europeas como Roma (Forastiere *et al.*, 2007) o Estrasburgo (Havard *et al.*, 2009). En esta situación, sería posible que la elevada presencia de este contaminante en los centros urbanos no supusiera un rechazo de la población con mayores rentas a residir en estas áreas centrales por los beneficios que conlleva, como sugieren Forastiere *et al.* (2007) para el caso de Roma, aunque esto resulta complejo de determinar por la variedad y complejidad de factores que intervienen en estas decisiones. Para las concentraciones de O₃ troposférico, sí se ha obtenido correlación significativa con los niveles de renta en este estudio, aunque positiva. Este suceso también se ha observado en ciudades de Estados Unidos como Detroit (Martenies *et al.*, 2017) o en el área metropolitana de Kansas City (Reames & Bravo, 2019), donde los grupos de población con elevados niveles de renta se asientan en urbanizaciones de las periferias urbanas donde su exposición a elevados niveles de O₃ es mayor. Esta es una situación que en Madrid también se observa en sectores del norte de la ciudad como Mirasierra o El Plantío.

La correlación positiva entre el porcentaje de población infantil y los niveles de O₃ resulta similar a las situaciones observadas en Ciudad de México (Lomé *et al.*, 2020) y en diferentes ciudades de los Países Bajos y Reino Unido (Fecht *et al.*, 2015). En estos casos, la presencia de mayores concentraciones de O₃ en las periferias urbanas, en zonas alejadas de los ámbitos con mayores intensidades de tráfico, provoca que la población infantil, más numerosa en estos ámbitos respecto de los centros urbanos —generalmente más envejecidos o con menor presencia de población infantil— quede más expuesta a mayores concentraciones de O₃. Por el contrario, la correlación positiva observada entre este grupo de población y las concentraciones de PM_{2,5} en Madrid difiere de lo observado en otras ciudades europeas, donde los mayores niveles de PM_{2,5} se concentran en los centros urbanos provocando que la población infantil, más presente en la periferia, quede menos expuesto a este contaminante (Fecht *et al.*, 2015).

La ausencia de correlación entre el porcentaje de población anciana y los niveles de contaminación muestra diferencias con lo observado en otras ciudades. En el caso de Montreal, se ha observado la correlación entre la mayor presencia de población anciana con las mayores concentraciones de NO₂ y PM_{2,5} (Carrier *et al.*, 2014). De forma análoga sucede en otras ciudades de Reino Unido y de los Países Bajos, principalmente por la elevada presencia de población anciana en los centros urbanos donde los elevados niveles de tráfico provocan que las concentraciones de estos contaminantes sean muy elevadas (Fecht *et al.*, 2015). En el caso de Madrid, estudios previos comprobaron la mayor exposición de la población anciana a los niveles de contaminación de NO₂ y PM₁₀ en 2010 respecto a la del resto de la población (Moreno, 2013; Moreno *et al.*, 2022). Esta diferencia de resultados puede explicarse por el descenso del porcentaje de población anciana en algún distrito céntrico como Centro, pero también por el descenso en los niveles de contaminación desde 2010 debido a medidas como los Protocolos Anticontaminación por NO₂ y la Zona de Bajas Emisiones (regulados por la Ordenanza municipal 10/2021 de Movilidad Sostenible).

En el caso de la población extranjera, los resultados obtenidos están en la línea de lo observado en diferentes ciudades de Países Bajos y Reino Unido, donde la mayor presencia de estos grupos se correlaciona con elevadas concentraciones de material particulado y NO₂, principalmente por la mayor presencia de estos grupos en barrios cercanos a importantes vías de transporte e instalaciones industriales (Fecht *et al.*, 2015). No obstante, esta mayor exposición de la población extranjera a elevados niveles de contaminación no es clara en otras ciudades europeas, donde lo que se observa es la ausencia de correlación entre las variables de contaminación y la mayor presencia de población extranjera (Deguen & Zmirou-Navier, 2010). En el caso de Madrid, la mayor exposición de la población extranjera a PM₁₀ y NO₂ en 2010 fue comprobada por Moreno (2013) y Moreno *et al.* (2022), fundamentalmente por la alta concentración de este grupo en sectores con altos niveles de estos contaminantes (Villaverde).

Estos hallazgos presentados deben interpretarse con cierta cautela debido a la existencia de limitaciones metodológicas. Una de las limitaciones del análisis se relaciona con la selección de las variables estadísticas con incidencia en la vulnerabilidad social y con su medición a través de un índice. Por un lado, la selección de indicadores resulta una tarea compleja por las implicaciones que conlleva en la definición de dicha vulnerabilidad y en su medición. En este trabajo se han escogido cuatro

variables socioeconómicas por su disponibilidad para las secciones censales durante todo el periodo temporal estudiado (a excepción de la renta para los dos últimos años del estudio) y que son frecuentemente empleadas en la identificación de grupos vulnerables en los trabajos revisados (Lomé *et al.*, 2020; Fecht *et al.*, 2015), frente a otras variables también empleadas, pero no disponibles al nivel de detalle espacio-temporal indicado, como la tasa morbilidad por enfermedades cardiorrespiratorias o el nivel de educación. En el caso de las variables sociodemográficas escogidas, es necesario señalar que arrastran algunas limitaciones para definir grupos sociales vulnerables a la contaminación, especialmente en el caso de la variable “%Población extranjera” que incluye grupos de población con procedencia diversa y con distintos grados de vulnerabilidad como puede ser la debida al desconocimiento del idioma, a las dificultades de integración, de acceso a la sanidad o al estar empleados en trabajos poco remunerados o inseguros. Por otra parte, el procedimiento simple, aunque operativo con el que se define el IVS basado en la asignación de pesos a cada variable de manera subjetiva también arrastra limitaciones en la medición de la vulnerabilidad social a la contaminación. Estos hechos deben considerarse en la interpretación de los patrones geográficos de los grupos sociales vulnerables, dado que esta cualidad no ha podido definirse con exactitud ante la complejidad de los factores sociales que la determinan.

Otra de las limitaciones del análisis se relaciona con la medición de la exposición de los diferentes grupos de población a la contaminación. Únicamente se ha utilizado la información residencial proveniente del Padrón continuo de población, sin tener en cuenta su movilidad. Por tanto, los resultados presentados en el trabajo no deben ser tomados como una cifra explícita de la exposición, ya que, por definición, esta se relaciona con el periodo de tiempo que un individuo permanece en un determinado ambiente. Considerar la movilidad de la población requeriría disponer de una información individual detallada (encuestas) sobre los patrones de viajes y actividad, que no siempre está disponible. Por ello, la evaluación de la exposición en este trabajo se considera desde el punto de vista de la localización residencial. No obstante, esta aproximación ha sido suficiente para identificar diferentes exposiciones en función de los lugares de residencia.

Pese a estas limitaciones, los hallazgos obtenidos muestran que la exposición a la contaminación atmosférica en Madrid no es homogénea entre sus habitantes, sino que existen ámbitos donde los grupos socioeconómicos vulnerables están expuestos a mayores niveles de contaminación. Los distritos sur y del sureste de la ciudad (Carabanchel, Usera y Villaverde) aparecen como ámbitos con altos niveles de contaminación por NO₂, PM₁₀ o PM_{2,5}, donde reside un importante porcentaje de población vulnerable a la contaminación atmosférica por factores como la edad, la procedencia o la renta. En el caso de la población infantil, esta también se expone a altos niveles de O₃ troposférico en sectores periféricos de la ciudad, tanto al norte, como al sur y este.

6. Conclusiones

A la luz de los resultados obtenidos, se han cumplido de manera satisfactoria los objetivos fijados en este trabajo en cuanto a:

- La generación de modelos de distribución de los contaminantes atmosféricos para un periodo temporal de cinco años.
- La identificación de patrones de distribución de los grupos sociales vulnerables a la contaminación atmosférica según sus condiciones socioeconómicas.
- La delimitación de sectores prioritarios en las políticas públicas de calidad del aire y protección por la salud por elevada exposición de población vulnerable a altos niveles de contaminación a una alta resolución espacial (nivel de sección censal).

La investigación realizada en este trabajo reveló la existencia de desigualdades en la exposición a la contaminación del aire según las características socioeconómicas de la población. En este sentido, el análisis de correlación estadística y las comparaciones de los valores medios entre el primer y último quintil de las variables socioeconómicas de porcentaje de población infantil, población anciana, población extranjera y renta media por persona desvelaron la correlación negativa entre el nivel de renta

y las concentraciones de PM_{10} y $PM_{2,5}$ ($\rho \sim -0,5$). Las correlaciones positivas observadas fueron entre los niveles de concentración de NO_2 y $PM_{2,5}$ con el porcentaje de población extranjera ($\rho \sim 0,2$) y entre la población infantil y las concentraciones de O_3 ($\rho \sim 0,2$).

La integración de distintas variables socioeconómicas por medio de un índice de vulnerabilidad social permitió delimitar aquellos ámbitos de la ciudad de Madrid en los que la población más vulnerable se expuso a elevadas concentraciones de distintos contaminantes. La combinación de los patrones espaciales de distribución de la población vulnerable a la contaminación y de los cuatro principales contaminantes atmosféricos desveló que los distritos del sur y del sureste de la ciudad son los más perjudicados. Estos distritos acogen una mayor proporción de población vulnerable y soportan elevadas concentraciones de NO_2 , PM_{10} y $PM_{2,5}$ asociadas principalmente a las vías de alta ocupación que los circundan. Otros sectores de la periferia de construcción reciente (Arroyo del Fresno, Montecarmelo, Las Tablas, Sanchinarro, Ensanche de Vallecas, Butarque y La Peseta) también destacaron por su elevado porcentaje de población infantil expuesta a elevados niveles de O_3 .

La introducción de la dimensión temporal en el estudio permitió observar la variabilidad interanual en la exposición de los grupos vulnerables a la contaminación. Por un lado, se identificaron ámbitos con elevada vulnerabilidad social expuestos reiteradamente a altos niveles de contaminación de NO_2 y material particulado (distritos de Usera, Villaverde o Carabanchel) y, por otro, distritos donde esta concurrencia fue más variable en el tiempo (Latina, Puente de Vallecas, Villa de Vallecas, San Blas - Canillejas y Ciudad Lineal). En el caso del O_3 , esta variabilidad también sucede. Los sectores de reciente construcción al norte del municipio (Arroyo del Fresno, Montecarmelo, Las Tablas y Sanchinarro) fueron ámbitos de asociación recurrente entre una elevada concentración de este contaminante y alta vulnerabilidad social, principalmente por la elevada presencia de población infantil; mientras que, en los distritos de Latina, Ciudad Lineal y San Blas – Canillejas, esta asociación se limitó a años concretos (2018, 2019 y 2020). De ello se deduce la existencia de patrones complejos de desigualdades socioeconómicas en la exposición a la contaminación atmosférica en la ciudad de Madrid, no explicables por los cambios residenciales de la población, sino por la variabilidad en los patrones de distribución de los contaminantes atmosféricos a lo largo del periodo estudiado asociada probablemente a cuestiones no exploradas, como la meteorología y las configuraciones atmosféricas predominantes a lo largo del año (régimen barométrico y condiciones de estabilidad e inestabilidad; recorrido anual del viento y ventilación).

En este trabajo, la combinación de diferentes herramientas SIG y estadísticas aplicadas a datos de fuentes oficiales (registros de las estaciones de calidad del aire, Padrón continuo de población) permitieron determinar los sectores con mayores concentraciones de contaminantes atmosféricos y mayor vulnerabilidad social y, por tanto, verificar la existencia de desigualdades en la exposición a los niveles de contaminación de NO_2 , O_3 , PM_{10} y $PM_{2,5}$. El aumento del número de datos con mayor nivel de desagregación espacial para los niveles de contaminación y la exposición de la población a partir de sus patrones de movilidad permitirá desarrollar análisis más precisos sobre estas desigualdades en la exposición a la contaminación entre grupos sociales.

Agradecimientos

Agradezco al profesor José María Fernández por el continuo apoyo y ayuda ofrecidos durante el desarrollo de este trabajo y por su disposición a dar todo el soporte necesario para llevarlo a cabo. También a la profesora Ana Condeço por la orientación prestada sobre estadística espacial.

Referencias bibliográficas

Alea, V., Guillén M., Muñoz, C., Maqueda, I., Torrelles, E., Viladomiu, N. (2005). *Uso de SPSS*. Barcelona, Universitat de Barcelona. [Consulta: 09-11-2022]. Disponible en http://www.ub.edu/aplica_infor/spss/

Anderson, H., Atkinson, R., Bremner, S., Martson, L. (2003). "Particulate air pollution and hospital admissions for cardiorespiratory diseases: are the elderly at greater risk?", *European Respiratory Journal*, 21, 39-46. <https://doi.org/10.1183/09031936.03.00402203>

- Anselin, L. (1995). “Local Indicators of Spatial Association—LISA”, *Geographical Analysis*, 27, 2, 93-115.
- Ayuntamiento de Madrid (2018). *Metodología para la elaboración del índice de vulnerabilidad territorial de barrios y distritos de Madrid y ranking de vulnerabilidad*. Madrid, Área de coordinación territorial y cooperación público social. [Consulta: 09-11-2022]. Disponible en <https://www.madrid.es/UnidadWeb/Contenidos/Publicaciones/TemaServiciosSociales/IndiceVulnerabil/indicevulnerabilidad.pdf>
- Ayuntamiento de Madrid (2021a). *Inventario de emisiones de contaminantes a la atmósfera en el municipio de Madrid 2019*. Madrid, Medio Ambiente y Movilidad. [Consulta: 09-11-2022]. Disponible en <https://www.mambiente.madrid.es/opencms/opencms/calair/SistemaIntegral/InventarioEmisiones.html>
- Ayuntamiento de Madrid (2021b). *Memoria anual de calidad del aire de 2021*. Madrid, Dirección General de Sostenibilidad y Control Ambiental. [Consulta: 09-11-2022]. Disponible en https://www.madrid.es/UnidadesDescentralizadas/Sostenibilidad/CalidadAire/Publicaciones/Memorias_anuales/Ficheros/MEMORIA_2021.pdf
- Ayuntamiento de Madrid (2021c). *Padrón municipal de habitantes. Ciudad de Madrid. Explotación estadística*. Madrid, Subdirección General de Estadística. [Consulta: 09-11-2022]. Disponible en <https://cutt.ly/LHTvotX>
- Birkmann, J. (2006). “Measuring vulnerability to promote disaster-resilient societies: conceptual frameworks and definitions”, en: Birkmann, J. (Ed.): *Measuring vulnerability to natural hazards: Towards disaster resilient societies*, Tokyo, United Nations University Press, 9-80.
- Bolte, G., Tamburlini, G., Kohlhuber, M. (2010). “Environmental inequalities among children in Europe – evaluation of scientific evidence and policy implications”, *European Journal of Public Health*, 20, 1, 14-20. <https://doi.org/10.1093/eurpub/ckp213>
- Briggs, D., Abellan, J.J., Fecht, D. (2008). “Environmental inequality in England: small area associations between socio-economic status and environmental pollution”, *Social Science & Medicine*, 67, 10, 1612-1629. <https://doi.org/10.1016/j.socscimed.2008.06.040>
- Brown, P. (1995). “Race, class and environmental health: a review and systematization of the literature”, *Environmental Research*, 69, 15-30. <https://doi.org/10.1006/enrs.1995.1021>
- Brunekreef, B., Holgate, S. (2002). “Air pollution and health”, *The Lancet*, 360, 1233-1242. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(02\)11274-8](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(02)11274-8)
- Cañada, R., Vidal, M.J., Moreno, A. (2011). “Interpolación espacial y visualización cartográfica para el análisis de la justicia ambiental: ensayo metodológico sobre la contaminación por partículas atmosféricas en Madrid”, *GeoFocus*, 11, 118-154.
- Cañada, R., Moreno, A., González, H. (2014). “Modelado de la calidad del aire urbano. Un experimento metodológico con técnicas de interpolación espacial”, *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles*, 65, 317-342.
- Carrier, M., Apparicio, P., Seguín, A.M., Crouse, D. (2014). “The application of three methods of measure the statistical association between different social groups and the concentration of air pollutants in Montreal: A case of environmental equity”, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 30, 38-52. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2014.05.001>
- Comisión Europea (2016). *Links Between Noise and Air Pollution and Socioeconomic Status*. Bristol, D.G. Environment. [Consulta: 09-11-2022]. Disponible en <https://op.europa.eu/en/publication-detail/-/publication/1a3f0657-9a83-11e6-9bca-01aa75ed71a1/language-en>
- Comunidad de Madrid (2019). *Partículas en suspensión. Ficha de información*. Madrid, Dirección General de Salud Pública. [Consulta: 09-11-2022]. Disponible en https://www.comunidad.madrid/sites/default/files/doc/sanidad/samb/ficha_particulas_ciudadanos_2019.pdf

- Comunidad de Madrid (2020). *Dióxido de Nitrógeno (NO₂). Ficha de información*. Madrid, Dirección General de Salud Pública. [Consulta: 09-11-2022]. Disponible en https://www.comunidad.madrid/sites/default/files/doc/sanidad/samb/ficha_no2_ciudadanos.pdf
- Comunidad de Madrid (2021). *Ozono (O₃) troposférico. Ficha de información para ciudadanos*. Madrid, Dirección General de Salud Pública. [Consulta: 09-11-2022]. Disponible en https://www.comunidad.madrid/sites/default/files/doc/sanidad/samb/ficha_ozono_ciudadanos_2021.pdf
- Consortio Regional de Transportes de Madrid (CRTM) (2019). *Encuesta de movilidad de la Comunidad de Madrid 2018. Documento de síntesis*. Madrid [Consulta: 09-11-2022]. Disponible en https://www.crtm.es/media/712934/edm18_sintesis.pdf
- Cutter, S., Boruff, B., Shirley, W. (2003). “Social Vulnerability to Environmental Hazards”, *Social Science Quarterly*, 84, 2, 241-261.
- Day, R. (2010). “Environmental justice and older age: consideration of a qualitative neighbourhood – based study”, *Environmental and Planning A: Economy and Space*, 42, 11, 2658-2673. <https://doi.org/10.1068/a43109>
- Deguen, S., Zmirou-Navier, D. (2010). “Social inequalities resulting from health risks related to ambient air quality—A European review”, *European Journal of Public Health*, 20, 1, 27-35. <https://doi.org/10.1093/eurpub/ckp220>
- Dewulf, B., Neutens, T., Van Dyck, D., de Bourdeaudhuij, I., Panis, L., Beckx, C., Van de Weghe, N. (2016a). “Dynamic assessment on inhaled air pollution using GPS and accelerometer data”, *Journal of Transport & Health*, 3, 1, 114-123. <https://doi.org/10.1016/j.jth.2015.10.004>
- Dewulf, B., Neutens, T., Lefebvre, W., Seynaeve, G., Vanpoucke, C., Beckx, C., Van de Weghe, N. (2016b). “Dynamic assessment of exposure to air pollution using mobile phone data”, *International Journal of Health Geographics*, 15, 14, 1-14. <https://doi.org/10.1186/s12942-016-0042-z>
- Dhondt, S., Beckx, C., Degraeuwe, B., Lefebvre, W., Kochan, B., Bellemans, T., Panis, L., Macharis, C., Putman, K., (2012). “Integration of population mobility in the evaluation of air quality measures on local and regional scales”, *Atmospheric Environment*, 59, 67-74. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2012.04.055>
- Díaz, J.M., Benítez, T. (Eds.) (2015). *Estudio de salud de la ciudad de Madrid 2014*. Madrid, Ayuntamiento de Madrid - Madrid Salud. [Consulta: 09-11-2022]. Disponible en <https://www.madrid.es/UnidadesDescentralizadas/Salud/Publicaciones%20Propias%20Madrid%20salud/Ficheros/EstudioSaludCiudadMadrid2014.pdf>
- Díaz, J.M. (Dir.) (2020). *Estudio de salud de la ciudad de Madrid 2018*. Madrid, Ayuntamiento de Madrid – Madrid Salud. [Consulta: 09-11-2022]. Disponible en <https://www.madrid.es/UnidadesDescentralizadas/Salud/Publicaciones%20Propias%20Madrid%20salud/Otros%20documentos%20y%20procedimientos/Estudio-de-Salud-de-la-Ciudad-de-Madrid-2018.pdf>
- Egea, C., Nieto, J.A., Domínguez, J., González, R.A. (2008). *Vulnerabilidad del tejido social de los barrios desfavorecidos de Andalucía. Análisis y potencialidades*, Sevilla, Centro de Estudios Andaluces
- Fecht, D., Fischer, P., Fortunato, L., Hoek, G., de Hoogh, K., Marra, M., Kruize, H., Vienneau, D., Beelen, R., Hansell, A. (2015). “Associations between air pollution and socioeconomic characteristics, ethnicity and age profile of neighbourhoods in England and the Netherlands”, *Environmental Pollution*, 198, 201-210. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2014.12.014>
- Forastiere, F., Stafoggia, M., Tasco, C., Picciotto, S., Agabiti, N., Cesaroni, G., Perucci, C.A. (2007). “Socioeconomic status, particulate air pollution and daily mortality: differential exposure or differential susceptibility”, *American Journal of Industrial Medicine*, 50, 208-216. <https://doi.org/10.1002/ajim.20368>

- Galán, I., Aránguez, E., Gandarrillas, A., Ordóñez, J.M., Aragonés, N. (1999). “Efectos a corto plazo de la contaminación atmosférica sobre la mortalidad: resultados del proyecto EMECAM en Madrid, 1992-1995”, *Revista Española de Salud Pública*, 73, 2, 243-252.
- García, J.C., Gutiérrez, J. (2007). “Pautas de la movilidad en el área metropolitana de Madrid”, *Cuadernos de Geografía*, 81-82, 7-29.
- Geary, R. 1954. “The Contiguity Ratio and Statistical Mapping”, *The Incorporated Statistician*, 5, 3, 115-146.
- Havard, S., Deguen, s., Zmirou-Navier, C., Bard, D. (2009). “Traffic-Related Air Pollution and Socioeconomic Status: A Spatial Autocorrelation Study to Assess Environmental Equity on a Small-Area Scale”, *Epidemiology*, 22, 2, 223-230. <https://doi.org/10.1097/EDE.0b013e31819464e1>
- Hernández Aja, A., Matesanz, A., García, C., Alguacil, J., Camacho, J., Fernández, C. (2015). *Atlas de Barrios Vulnerables de España: 12 Ciudades 1991/2001/2006*, Madrid, Instituto Juan de Herrera.
- Jerret, M., Burnett, R.T., Kanaroglou, P., Eyles, J. Finkelstein, N., Giovis, C., Brook, J.R. (2001). “A GIS - Environmental justice analysis of particulate air pollution in Hamilton, Canada”, *Environmental and Planning A: Economy and Space*, 33, 6, 955-973. <https://doi.org/10.1068/a33137>
- Linares, C., Díaz, J., Tobías, A., de Miguel, J.M., Otero, A. (2006). “Impact of urban air pollutants and noise levels over daily hospital admissions in children in Madrid: a time series analysis”, *International Archives of Occupational and Environmental Health*, 79, 143-152. <https://doi.org/10.1007/s00420-005-0032-0>
- Linares, C., Díaz, J. (2010). “Short-term effect of concentrations of fine particulate matter on hospital admissions due to cardiovascular and respiratory causes among the over-75 age group in Madrid, Spain”, *Public Health*, 124, 28-36. <https://doi.org/10.1016/j.puhe.2009.11.007>
- Linares, C., Falcón, I., Ortiz, C., Díaz, J. (2018). “An approach estimating the short-term effect of NO₂ on daily mortality in Spanish cities”, *Environment International*, 116, 18-28. <https://doi.org/10.1016/j.envint.2018.04.002>
- Lomé, A., Touza, J., White, P.C. (2020). “Environmental injustice in Mexico City: a spatial quantile approach”, *Exposure and Health*, 12, 265-279. <https://doi.org/10.1007/s12403-019-00310-2>
- Martenies, S., Milando, C., Williams, G., Batterman, S. (2017). “Disease and Health Inequalities Attributable to Air Pollutant Exposure in Detroit, Michigan”, *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 14, 10, 1-24. <https://doi.org/10.3390/ijerph14101243>
- Masterson, J., Peacock, W., Van-Zandt, S., Grover, H., Schwarz, L., Cooper, J. (2014). *Planning for Community Resilience. A Handbook for Reducing Vulnerability to Disasters*, Washington, Island Press.
- Moran, P. (1948). “The Interpretation of Statistical Map”, *Journal of the Royal Statistical Society B*, 10, 2, 243-241.
- Moreno, A. (2013). “Población y polución atmosférica intraurbana por dióxido de nitrógeno”, *Cuadernos Geográficos*, 52, 1, 84-107.
- Moreno, A., Cañada, R. (2007). “Justicia ambiental y contaminación atmosférica por dióxido de azufre en Madrid: análisis espacio-temporal y valoración con sistemas de información geográfica”, *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles*, 44, 301-324.
- Moreno, A., Vidal, M.J., Martínez, P. (2020). “Cuantificación de la vulnerabilidad humana ante la degradación del aire en Madrid: un estudio apoyado en geotecnologías”, *Cuadernos Geográficos*, 59, 2, 149-177. <http://dx.doi.org/10.30827/cuadgeo.v59i2.9291>
- Moreno, A., Cañada, R., Martínez, P., Vidal, M.J., Palacios, A. (2022). “How much inequality in exposure to high PM₁₀ pollution is too much to be considered environmentally unfair? An assessment for vulnerable groups in two major Spanish cities”, *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles*, 92, 1-41. <https://doi.org/10.21138/bage.3173>
- Muñoz, D., Villada, M., Reyna, M.A., Texcalac, J.L., Serrano, J., Osornio, A. (2020). “Assessing the Influence of Socioeconomic Status and Air Pollution Levels on the Public Perception of Local Air

Quality in a Mexico-US Border City”, *Environmental Research and Public Health*, 17, 13, 1-22. <https://doi.org/10.3390/ijerph17134616>

Organización Mundial de la Salud (OMS) (2022). *Miles de personas siguen respirando aire insalubre: nuevos datos de la OMS*. [Consulta: 09-11-2022]. Disponible en <https://www.who.int/es/news/item/04-04-2022-billions-of-people-still-breathe-unhealthy-air-new-who-data>

Organización Mundial de la Salud (OMS) (2021a). *Contaminación del aire ambiente (exterior)* [Consulta: 09-11-2022]. Disponible en [https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/ambient-\(outdoor\)-air-quality-and-health](https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/ambient-(outdoor)-air-quality-and-health)

Organización Mundial de la Salud (OMS) (2021b). *WHO global air quality guidelines: particulate matter (PM_{2.5} and PM₁₀), ozone, nitrogen dioxide, sulfur dioxide and carbon monoxide*. [Consulta: 09-11-2022]. Disponible en <https://apps.who.int/iris/handle/10665/345329>

Ortiz, C., Linares, C., Carmona, R., Díaz, J. (2017). “Evaluation of short-term mortality attributable to particulate matter pollution in Spain”, *Environmental Pollution*, 224, 541-551. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2017.02.037>

Prieto-Flores, M.A., Moreno, A., Gómez-Barroso, D., Cañada, R., Martínez, P. (2017). “Contaminación del aire, mortalidad cardiovascular y grupos vulnerables en Madrid: un estudio exploratorio desde la perspectiva de la justicia ambiental”, *Scripta Nova. Revista Electrónica de Geografía y Ciencias Sociales*, 21, 559, 1-31.

Raddatz, L., Mennis, J. (2013). “Environmental Justice in Hamburg, Germany”, *The Professional Geographer*, 65, 3, 495-511. <https://doi.org/10.1080/00330124.2012.700500>

Reames, T.G., Bravo, M.A. (2019). “People, place and pollution: investigating relationships between air quality perceptions health concerns, exposure and individual and area-level characteristics”, *Environment International*, 122, 244-255. <https://doi.org/10.1016/j.envint.2018.11.013>

Ribas, A., Saurí, D. (2012). “De la geografía de los riesgos a las geografías de la vulnerabilidad”, en: Nogué, J., Romero, J. (Eds.): *Las otras geografías*, Valencia, Tirant Humanidades, 285-299.

Richardson, E., Pearce, J., Tunstall, H., Mitchell, R., Shortt, N. (2013). “Particulate air pollution and health inequalities: a Europe-wide ecological analysis”, *International Journal of Health Geographics*, 12, 34, 1-10. <https://doi.org/10.1186/1476-072X-12-34>

Rita, A., Morone, P., Testa, G. (2014). “Environmental justice and air pollution: a case of study on Italian provinces”, *Ecological Economics*, 106, 69-82. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2014.07.010>

Ruíz, N. (2012). “La definición y medición de la vulnerabilidad social. Un enfoque normativo”, *Investigaciones geográficas*, 77, 63-74.

Shier, V., Nicosia, N., Shih, R., Datar, A. (2019). “Ambient air pollution and children’s cognitive outcomes”, *Population and Environment*, 40, 347-367. <https://doi.org/10.1007/s11111-019-0313-2>

Sohrabi, S., Zietsman, J., Khreis, H. (2020). “Burden of Disease Assessment of Ambient Air Pollution and Premature Mortality in Urban Areas: The Role of Socioeconomic Status and Transportation”, *Environmental Research and Public Health*, 17, 4, 1-18. <https://doi.org/10.3390/ijerph17041166>

Stringhini, S., Carmeli, C., Jokela, M., Avendaño, M., Muennig, P., Guida, F., Ricceri, F., d’Errico, A., Barros, H., Bochud, M., Chadeau-Hyam, M., Clavel-Chapelon, F., Costa, G., Delpierre, C., Fraga, S., Goldberg, M., Giles, G. G., Krogh, V., Kelly-Irving, M., Layte, R., Lasserre, A. M., Marmot, M. G., Preisig, M., Shipley, M. J., Vollenweider, P., Zins, M., Kawachi, I., Steptoe, A., Mackenbach, J. P., Vineis, P., Kivimäki, M. (2017). “Socioeconomic status and the 25 × 25 risk factors as determinants of premature mortality: a multicohort study and meta-analysis of 1.7 million men and women”, *The Lancet*, 389, 1229-1237. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(16\)32380-7](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(16)32380-7)

Tonne, C., Milà, C., Fecht, D., Alvarez, M., Gulliver, J., Simth, J., Beevers, S., Anderson, H.R., Kelly, F. (2018). “Socioeconomic and ethnic inequalities in exposure to air and noise pollution in London”, *Environment International*, 115, 170-179. <https://doi.org/10.1016/j.envint.2018.03.023>