

ANÁLISIS DE LA VULNERABILIDAD AL CALOR EN ZONAS RURALES Y URBANAS DE ESPAÑA ¿QUÉ FACTORES PUEDEN EXPLICAR SU COMPORTAMIENTO GEOGRÁFICO?

José Antonio LÓPEZ-BUENO¹, Miguel Ángel NAVAS-MARTIN¹, Julio DÍAZ, Isidro Juan MIRÓN², María Yolanda LUNA³, Gerardo SÁNCHEZ-MARTÍNEZ⁴, Dante CULQUI¹, Cristina LINARES¹

¹*Escuela Nacional de Salud. Instituto de Salud Carlos III. Madrid, España.*

²*Consejería de Sanidad. Junta de Comunidades de Castilla la Mancha. Toledo, España.*

³*Agencia Estatal de Meteorología. Madrid, España.*

⁴*DTU Partnership, Copenhagen, Dinamarca.*

joseanlo@ucm.es

RESUMEN

Introducción: El objetivo de este estudio analizar la distinta vulnerabilidad al calor extremo entre poblaciones rurales y urbanas y determinar si este está determinado por variables socioeconómicas.

Métodos: Estudio ecológico longitudinal y retrospectivo de series temporales, entre 01/01/2000 y 31/12/2013, en 42 áreas geográficas en 10 provincias de España. Primero, se determinó a partir de qué percentil de temperaturas estivales (Pthreshold)(junio-septiembre) se producen aumentos de mortalidad atribuibles a la ola de calor. Después, a partir de los Pthreshold se determinó la vulnerabilidad y analizó su distribución mediante modelos lineales mixtos de Poisson ($\ln = \log$). En ellos, la variable dependiente fue la vulnerabilidad y las variables independientes la exposición a altas temperaturas, la aridez del clima, índice de privación, porcentaje de mayores de 65 años, índice de ruralidad, porcentaje de vivienda anterior a 1980 y estado de la vivienda.

Resultados: La ruralidad fue un factor protector, siendo casi 6 veces mayor la vulnerabilidad en las zonas urbanas. Por el contrario, fueron factores de riesgo la aridez (RR = 5.89 (2.26 15.36)), habitar en zonas de verano fresco (2.69 (1.23, 5.91)), la pobreza (4.05 (1.91 8.59)) y el porcentaje de vivienda disfuncional (1.13 (1.04 1.24)).

Conclusiones: Las zonas rurales son menos vulnerables al calor extremo que las zonas urbanas analizadas. Así mismo, son más vulnerables los grupos de población con peores condiciones laborales y con mayores porcentajes de vivienda en malas condiciones.

Palabras clave: Olas de calor, pobreza, urbano, rural, vulnerabilidad

ABSTRACT

Introduction: The aim of this study is to analyse the different vulnerability to extreme heat between rural and urban populations and to determine whether this is determined by socioeconomic variables.

Methods: Longitudinal and retrospective ecological time series study, between 01/01/2000 and 31/12/2013, in 42 geographical areas in 10 provinces of Spain. First, we determined from which percentile of summer temperatures (Pthreshold) (June-September) mortality increases attributable to the heat wave occur. Then, from the Pthresholds, vulnerability was determined and its distribution analysed using Poisson linear mixed models (link = log). The dependent variable was vulnerability and the independent variables were exposure to high temperatures, climate aridity, deprivation index, percentage of people over 65 years old, rurality index, percentage of pre-1980 housing and housing condition.

Results: Rurality was a protective factor, with vulnerability in urban areas being almost 6 times higher. In contrast, aridity (RR = 5.89 (2.26 15.36)), living in cool summer areas (2.69 (1.23, 5.91)), poverty (4.05 (1.91 8.59)) and percentage of dysfunctional housing (1.13 (1.04 1.24)) were risk factors.

Conclusions: Rural areas are less vulnerable to extreme heat than the urban areas analysed. Also, population groups with poorer working conditions and higher percentages of housing in poor condition are more vulnerable.

Key words: Heat Waves, poverty, Urban, Rural, vulnerability

1. INTRODUCCIÓN

Aunque los planes de prevención en salud frente a temperaturas extremas han sido eficaces en muchos países (Linares et al., 2020) su eficacia ha sido heterogénea (Sánchez-Martínez et al., 2019).

Para mejorar estos planes es imprescindible concretar los a detalle local (WHO (2021)). Pero aún son muy desconocidas las diferencias entre la vulnerabilidad de las poblaciones rurales y urbanas, dado que los efectos en salud de las olas de calor se han estudiado principalmente en poblaciones urbanas. Por un lado, algunos estudios indican que las zonas rurales son más vulnerables (Hu et al., 2019). Sin embargo, otros indican que son las zonas urbanas las más vulnerables (Nayak et al., 2018).

Y es que ambos tipos de territorio presentan factores de riesgo y factores protectores. Por ejemplo, las poblaciones rurales están generalmente más envejecidas (Eurostat, 2016). Además, en general la población rural accede con mayor dificultad a los servicios sociales y sanitarios.

Sin embargo, otros factores operan en la dirección opuesta. En el entorno rural hay una menor exposición a riesgos ambientales y se propicia una mayor actividad física y menor aislamiento social (Zhuori et al., 2019).

Por otro lado, el estatus económico y la calidad de la vivienda (Santamouris & Kolokotsa, 2015) pueden dar lugar a distribuciones muy heterogéneas de vulnerabilidad tanto en zonas urbanas como urbanas (López-Bueno et al., 2019, 2020) Por tanto, hay que determinar en cada caso que tipo de población es más vulnerable por medio de estudios locales. El objetivo principal de este trabajo es analizar la

distribución de la vulnerabilidad al calor extremo entre el territorio rural y urbano en España, así como establecer que variables de tipo climatológico, meteorológico y sociodemográfico permiten comprender la distribución de vulnerabilidad encontrada.

2. MATERIAL Y MÉTODOS

2.1 Tipo de estudio, Área y periodo de estudio

Este es un estudio de tipo ecológico longitudinal y retrospectivo de series temporales con datos desde el 1 de enero del 2000 y el 31 de diciembre del 2013.

En primer lugar, fueron seleccionadas 10 provincias representativas según criterios demográficos y geográficos (Díaz et al., 2018). Luego, de cada provincia se retuvieron los municipios de más de 10.000 habitantes. Cada uno de esos municipios fueron clasificados como urbano o no urbano siguiendo la clasificación DEBURGA de Eurostat (Eurostat, 2016). A su vez, los municipios también fueron clasificados en función su zona isoclimática (Díaz et al., 2018). En función de estos dos criterios de clasificación, urbano y área isoclimática, los municipios incluidos en el estudio fueron agregados en 42 grupos diferentes, que constituyen las unidades muestrales del estudio.

Una vez que los grupos de estudio fueron definidos, se desarrolló una estrategia estadística de análisis en dos fases. En la primera de ellas se determinó el Percentil de temperaturas máximas diarias estivales (junio-septiembre) que se corresponde con el inicio de la ola de calor en cada área analizada (Pthreshold). Luego, en la segunda fase se analizó la vulnerabilidad asociada con estos Pthreshold. Ambas fases se describen en detalle en las secciones 2.3 y 2.4 respectivamente.

2.2. Bases de datos y Variables utilizadas

Base de datos de series temporales empleada en la Fase I:

Variable dependiente

- Tasa de mortalidad diaria (TM): La tasa de mortalidad fue calculada a partir de los recuentos diarios de defunciones a nivel municipal y los datos del censo. Ambas variables fueron suministradas por el Instituto Nacional de Estadística (INE).

Variable independiente

- Temperatura máxima diaria (Tmax)(°C): Se empleó la temperatura máxima diaria como indicador de temperatura por ser la que presenta un mejor comportamiento estadístico con la mortalidad estival (Díaz et al., 2015). Estos datos fueron suministrados por AEMET.

Variables de control

- Trend: Para controlar la tendencia de la tasa de mortalidad fue generada una variable de tipo contador.

- Seasonality: Para controlar el comportamiento estacional de serie temporal se generó una colección de variables con las funciones seno y coseno de periodo anual, bianual, cuatrimestral, trimestral, bimestral y mensual.

- Time: También se incluyeron como variables de control las variables mes y año como variables de tipo factor.

- Ar1: Dado que la mortalidad tiene una componente autoregresiva de orden 1 (Alberdi et al., 1998), se generó una variable retardada de orden 1 de la TM.

En la fase II del análisis, se contó con una base de datos con las siguientes variables:
Variable independiente

- Vulnerability: variable a dimensional que cuantifica la susceptibilidad de la población a las olas de calor por sus efectos sobre la TM. Esta variable se determina a partir de los resultados obtenidos en la fase I del análisis, y se comentará en profundidad en la sección 2.3.

Variables meteorológicas de exposición a corto plazo

Summer Temperature (Summer T): Por medio de esta variable se controla la exposición a las altas temperaturas. Esta se corresponde con el valor medio de Tmax (°C) por grupo durante los meses estivales (junio-septiembre) del periodo de tiempo analizado.

- Summer extreme temperatura (Summer P95): Por medio de esta variable se controla la exposición al calor extremo. Se corresponde con el percentil 95 de las temperaturas máximas diarias estivales (°C) durante el periodo analizado.

Variables climáticas:

Verano fresco: Este es un indicador de tipo dicotómico que adopta el valor de 1 en los climas de verano fresco y 0 en los climas de verano templado o cálido (AEMET, 2011). Fue determinada según la clasificación climática de Koppen realizada por AEMET (Chazarra et al., 2018b) con datos climáticos registrados en el periodo 1981-2010.

- Water Balance (WB): variable dicotómica que indica dónde la precipitación supera la evapotranspiración potencial. Se relaciona con la aridez y depende de diversos factores meteorológicos (radiación, temperatura, humedad del aire y viento), edáficos, y de las características de la cubierta vegetal. Origen: Mapas de acceso abierto del Centro Nacional de Información Geográfica (Atlas Nacional de España, 2019), elaborados con los climáticos del periodo 1996-2016.

Variables Económicas, demográficas y de territorio:

- Deprivation: Variable estandarizada y adimensional. A medida que este índice supera el cero indica aumento de la pobreza, por el contrario, según se hace más negativo indica menor pobreza. Origen: Banco de datos abiertos de las Sociedad Española de Epidemiología (Sociedad Española de Epidemiología, 2020).

- Ruralidad: Se incluye en el estudio un índice que cuantifica el carácter rural del territorio en función de distintos indicadores sociodemográficos. A medida que el índice crece el entorno es más rural. Por el contrario, a medida que Rurality desciende bajo el cero el entorno se caracteriza por ser más urbano. Este fue desarrollado por Ocaña (2010) y suministrado por él mismo.

- Elderly: dado que el envejecimiento es el principal factor de riesgo biológico asociado con las olas de calor (Pyrgou & Santamouris, 2020), se controla en los modelos por el porcentaje de población mayor de 65 años. Esta variable fue calculada a partir de los datos del censo, disponibles en (INE, 2021).

Variables de Vivienda

- Old Dwelling (OD): Se determinó que era antigua la vivienda construida antes del año 1980 en base a la bibliografía (López-Bueno et al., 2019). Se determinó a partir del catastro (Dirección General del Catastro, 2021).

- Declined Dewling (DD): Esta variable cuantifica el porcentaje de viviendas que se encuentran en estado “disfuncional” para cada grupo. De nuevo, se determinó a partir del catastro (Dirección General del Catastro, 2021).

2.3. Fase I: Determinación de los percentiles umbrales de ola de calor

Se parte de la definición de la ola de calor por sus efectos en salud, siguiendo lo recomendado por la WHO (2021). Así, se definió la ola de calor mediante umbrales de temperatura. Estos umbrales correspondieron con los niveles de Tmax asociados con TM estadísticamente superior a la media estacional. Luego, estas temperaturas fueron expresadas según su correspondencia con los percentiles de tmax estival.

Siguiendo metodología consolidada (Díaz et al., 2018; López-Bueno et al., 2021). En primer lugar, se ajustan modelos ARIMA utilizando como variable dependiente la serie temporal completa de la TM –controlando la tendencia, periodo y componente autorregresiva con las variables descritas en la sección 2.2-. Estos modelos generan unos residuos libres de libres de estacionalidades, tendencia y componentes autorregresivas. Por tanto, su asociación con la Tmax refleja una verdadera relación mortalidad-temperatura libre de confusión estacional.

En segundo lugar, se filtran las observaciones estivales (junio a septiembre) y se analiza la dispersión de los residuos por rangos de temperatura con la ayuda de un gráfico de abscisas.

En estos gráficos de abscisas se buscan las temperaturas a partir de las cuales la tasa de mortalidad del intervalo es estadísticamente más elevada que la TM estacional.

Una vez conocida la temperatura umbral, determinar su correspondencia con los percentiles de Tmax estival es trivial. Estos percentiles umbrales (Pthreshold) representa la cota de temperatura relativa a la que comienza la ola de calor en cada grupo según el criterio epidemiológico considerado. De este modo, constituyen una medida directa de la adaptación al calor dado que Pthreshold mayores indican que la población soporta temperaturas relativamente más elevadas antes de manifestar efectos en salud asociados con las altas temperaturas.

Este procedimiento se ha realizado de forma independiente para cada uno de los 42 grupos analizados, empleando el software IBM SPSS Statistics 27. Los gráficos de dispersión de abscisas fueron generados con el paquete ggplot2 del software libre R 4.0.4. Por último, se generó un mapa a partir de los resultados con el software libre QGIS 3.18.2.

2.4. Fase II: Análisis de la vulnerabilidad

La vulnerabilidad se define como el contrario de la adaptación a partir de la ecuación siguiente:

$$\text{vulnerabilidad} = 100 - \text{Pthreshold} \quad (1)$$

En aquellos casos en los que no se detectó umbral se asumió adaptación completa (Pthreshold = 100).

En relación con otros índices de vulnerabilidad al calor (Nayak et al., 2018; Wolf & McGregor, 2013), esta definición tiene la ventaja de resultar directamente de la relación mortalidad-temperatura.

También se genera una variable categórica denominada Nivel Socioeconómico. Esta variable adopta el nivel “bajo” en aquellos grupos situados bajo el primer cuantil de la variable privación, “medio” para los grupos situados entre los cuantiles 1 y 3; y “alto” para los grupos cuya privación se sitúa sobre su tercer cuantil.

A continuación, se ajusta un modelo lineal generalizado mixto empleando la vulnerabilidad como variable dependiente. Se ajustaron modelos mixtos de Poisson (link = log), por ser los indicados para la distribución de la variable dependiente. Fueron empleadas como factores de efectos aleatorios la provincia, a la categoría rural/urbana del grupo y el Nivel Socioeconómico. Como variables dependientes se usan las ya comentadas en el apartado 2.2. La ecuación de este modelo se expone a continuación.

El modelo final fue definido por el método backware stepwise y un nivel de significación estadista del 0.05.

A partir de los coeficientes del modelo final, los Riesgos Relativos (RR) pueden calcularse con facilidad utilizando la siguiente expresión: $RR = \exp(\beta)$. En el caso específico de las variables que han resultado ser factores protectores, estos se calcularon a partir del coeficiente beta en valor absoluto para evitar RR menores que cero.

Estos modelos fueron calculados con la función “glmer()” del paquete lme4 del software libre R 4.0.4.

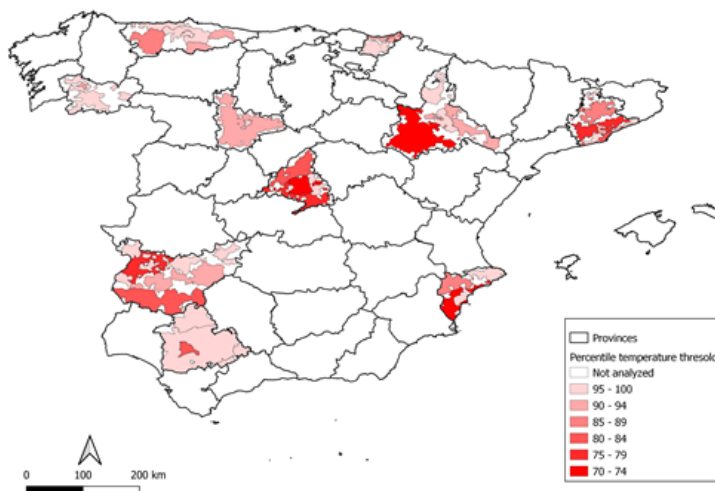


Fig. 2: Mapa de la distribución de vulnerabilidad al calor en las provincias analizadas.

3. RESULTADOS

Diez de los 42 grupos analizados es de tipo urbano y en ellos la TM media es de 29.97 defunciones/millón hab. (sd= 14.59), mayor que la TM media de 17.64 defunciones/millón hab. (sd= 6.76) observada en los grupos no urbanos. En cuanto a

los Pthreshold, la adaptación media se sitúa en torno al percentil 91. En 9 de los 42 grupos analizados la adaptación es completa (percentil = 100), es decir, que no fueron detectados aumentos en la TM estadísticamente significativos en ningún intervalo térmico. De esos 9 grupos solo uno es urbano.

La figura 2 ilustra la dispersión geográfica de estos percentiles. En este caso, la intensidad de color es inversamente proporcional a la cota del Pthreshold. Es decir, dónde el color es más intenso Pthreshold es más bajo. En ella observamos que los percentiles más bajos tienden a darse hacia el interior.

En la Tabla 1 se muestran los descriptivos de la base de datos utilizada para ajustar el modelo lineal generalizado mixto. En ella se aprecia que el comportamiento de las Tmax difiere entre los extremos (Summer P95) y el promedio (Summer T). En concreto, se observa que el rango de variación de Summer P95 (14.4°C) es mayor que el de Summer T (12.6). Por otro lado, domina entre los grupos analizados el verano templado o cálido, y el Water Balance (WB) es negativa en 28 de los 42 grupos analizados. En cuanto a las variables de tipo socioeconómico y urbanístico, destaca que el 51.4 % de la vivienda es anterior al 1980 (OD) y el promedio de la población en riesgo es del 21.8% (Elderly). por convección y por evaporación, el intercambio de radiación de onda larga y el calor metabólico.

Variable	ud	N	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Vulnerability	adimensional	42	8.74	8.82	0	29
Summer T	°C	42	28.7	3.4	21.3	33.9
Summer P95	°C	42	35.0	3.3	25.6	40.0
Privation	adimensional	42	0.08	0.67	-1.06	1.53
Rurality	adimensional	42	0.82	0.81	-2.21	0.77
Elderly	%	42	21.8	7.6	8.9	39.2
Old dwelling	%	39	51.4	13.9	21.5	76.6
Declined dwelling	%	39	2.0	2.8	0.0	11.8
			Frequency			
			0	1		
Cool summer		42	39	3		
Water Balance		42	28	14		

Tabla 1. Estadísticos descriptivos de la base de datos para el análisis de la distribución de percentiles.

Finalmente, en la Tabla 2 se muestra el modelo final ajustado y los RR calculados. En ella aparecen como variables protectoras el WB (RR = 1.83) y el gradiente rural (RR = 1.29). Por el contrario, son factores de riesgo las zonas de verano fresco (RR = 2.69), la privación (RR = 4.05) y la vivienda en declive (RR = 1.13).

variable	rol	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	RR	IC95	
Water Balance	Protective Factor	-1.7731	0.48912	-3.625	0.00	5.89	2.26	15.36
Rurality	Protective Factor	-0.34646	0.13208	-2.623	0.01	1.41	1.09	1.83
Cool summer	Risk Factor	0.99079	0.40061	2.473	0.01	2.69	1.23	5.91
Deprivation	Risk Factor	1.39794	0.38384	3.642	0.00	4.05	1.91	8.59
Declined dwelling	Risk Factor	0.12471	0.04573	2.727	0.01	1.13	1.04	1.24

Tabla 2. Tabla de riesgos calculados para los grupos analizados.

4. DISCUSIÓN

Los Pthreshold calculados se sitúan bajo el percentil 95 que tradicionalmente se emplea para definir las olas de calor (WHO, 2021). En consecuencia, estos suponen una mejor guía para la puesta en marcha de los planes de prevención (WHO, 2021). Por el contrario, parte de la población queda desprotegida al emplear un umbral fijo, universal y arbitrario cómo es el percentil 95.

El modelo ajustado (tabla 2) indica que las zonas áridas, dónde WB es negativo, la vulnerabilidad es casi 6 veces mayor (RR = 5.89). Por el contrario, la vulnerabilidad de los climas de verano fresco casi triplica (RR = 2.69) la de los entornos templados y cálidos. Esto se relaciona con una mejor habituación a las temperaturas extremas ahí dónde la exposición es más intensa y frecuente.

Al contrario que las variables climatológicas, las Variables meteorológicas (Summer T y Summer P95) han sido desplazadas del modelo. Lo mismo ocurre con el porcentaje de población mayor de 65 años (Elderly). Esto nos indica que, en el proceso de adaptación al calor extremo, estas no son las variables más determinantes. Por el contrario, las variables de tipo socioeconómico y demográfico pueden llegar a explicar mejor que las anteriores cómo se distribuye la vulnerabilidad al calor extremo.

Así, la privación se asocia con un RR = 4.05 y el porcentaje de vivienda en declive con un RR = 1.13. Y su papel como factores de riesgo concuerdan con lo establecido por la bibliografía (López-Bueno et al., 2019, 2021; Santamouris & Kolokotsa, 2015). Por último, el modelo indica que la ruralidad de la población es un factor protector frente a la exposición al calor (Tabla 2), al igual que se observó previamente en la provincia de Madrid (López-Bueno et al., 2021). Descensos de un punto en este índice se corresponden con aumentos del 41% en la vulnerabilidad. Sin embargo, este resultado es contrario a lo encontrado en algunos trabajos en USA (Lee et al., 2016) y china (Hu et al., 2019), así como en la India (Azhar et al., 2017). Pero difícilmente la población rural en España puede compararse con la de estos países. Por último, la TM es estadísticamente superior en los grupos urbanos analizados que en los rurales. Por lo que parece que estos presentan un mejor estatus de salud.

Junto con lo anterior, hay que considerar que en los trabajos mencionados puede existir confusión entre la población rural, renta y el peso demográfico de la población de mayor edad. En cambio, en este estudio el efecto protector de la Ruralidad está controlado por estas variables (Tabla 2).

Así, varios factores podrían explicar las diferencias encontradas. En primer lugar, la vivienda tradicional de los entornos rurales podría tener mejores propiedades térmicas que la de los entornos urbanos (Martin et al., 2010). Además, los resultados encontrados podrían explicarse por un mejor estatus de salud de la tercera edad rural. Así mismo, en los entornos rurales podría haber una menor exposición a riesgos ambientales (Díaz et al., 2020).

Por otro lado, los resultados ponen de manifiesto la variabilidad local de la vulnerabilidad a las olas de calor, que está bien documentada en la literatura científica (Díaz et al., 2018; Follos et al., 2021; López-Bueno et al., 2020). Por tanto, estos resultados refuerzan la necesidad de ajustar los planes de prevención localmente.

En cuanto a las limitaciones del estudio, este comparte las propias de los estudios ecológicos. Por un lado, los resultados no se pueden extrapolar a pacientes individuales. Además, no están libres del efecto de la falacia ecológica.

Además, no se controló por contaminación atmosférica por la ausencia de datos representativos al nivel de desagregación necesario, especialmente para los grupos no urbanos. Sin embargo, la metodología estadística empleada para la determinación de la Tthreshold en parte minimiza el impacto a corto plazo de estas variables no consideradas, de tal forma que este es despreciable (Linares et al., 2014, p. 14).

Por otro lado, la clasificación de los grupos de urbanos y no urbanos difícilmente puede recoger de forma precisa la verdadera naturaleza de la población. Sin embargo, en este punto hay que señalar en primer lugar que este es un problema recurrente en estudios que versan sobre el mundo rural. En segundo lugar, la definición empleada por Eurostat, que ha servido de referencia en este trabajo, supera los criterios de clasificación clásicos basados en umbrales arbitrarios de población (Eurostat, 2018). En último lugar, el índice de ruralidad de Ocaña, que agrupa varios indicadores demográficos y socioeconómicos, ha permitido complementar las limitaciones asociadas con la clasificación inicial de los grupos al recoger variables más estrechamente relacionadas con la sociológica y la estructura económica de la población rural.

REFERENCIAS

- AEMET. (2011). Atlas climático ibérico. AEMET.
https://www.aemet.es/documentos/es/conocerlas/recursos_en_linea/publicaciones_y_estudios/publicaciones/Atlas-climatologico/Atlas.pdf
- Atlas Nacional de España. (2019). Evapotranspiración y balance de humedad. Instituto Geográfico Nacional. <http://atlasnacional.ign.es/wane/Clima>
- Azhar, G., Saha, S., Ganguly, P., Mavalankar, D., & Madrigano, J. (2017). Heat Wave Vulnerability Mapping for India. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 14(4), 357. <https://doi.org/10.3390/ijerph14040357>
- Chazarra, A., Flórez, E., Peraza, B., Tohá, T., Lorenzo, B., Criado, E., Moreno, J., Romero, R., & Botey, R. (2018). Mapas climáticos de España (1981-2010) y ETo (1996-2016).
https://www.aemet.es/es/conocerlas/recursos_en_linea/publicaciones_y_estudios/publicaciones/detalles/MapasclimaticosdeEspana19812010

- Díaz, J., Carmona, R., & Linares, C. (2015). Temperaturas umbrales de disparo de la mortalidad atribuible al calor en España en el periodo 2000-2009. Instituto de Salud Carlos III, Escuela Nacional de Sanidad.
- Díaz, J., Carmona, R., Mirón, I. J., Luna, M. Y., & Linares, C. (2018). Time trend in the impact of heat waves on daily mortality in Spain for a period of over thirty years (1983–2013). *Environment International*, 116(January), 10-17. <https://doi.org/10.1016/j.envint.2018.04.001>
- Díaz, J., López-Bueno, J. A., López-Ossorio, J. J., González, J. L., Sánchez, F., & Linares, C. (2020). Short-term effects of traffic noise on suicides and emergency hospital admissions due to anxiety and depression in Madrid (Spain). *Science of the Total Environment*, 710(Journal Article), 136315. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.136315>
- Dirección General del Catastro. (2021). Servicios INSPIRE de Cartografía Catastral. <http://www.catastro.minhap.gob.es/webinspire/index.html>
- Duque, I., Domínguez-Berjón, M. F., Cebrecos, A., Prieto-Salceda, M., Esnaola, S., Sánchez, M. C., & Mari-Dell’Olmo, M. (2020). Manual del Índice de privación 2011 de la Sociedad Española de Epidemiología. <https://www.seepidemiologia.es/documents/dummy/ManualIP2011.pdf>
- Eurostat. (2016). Rural development statistics by urban-rural typology—Statistics Explained. https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Archive:Rural_development_statistics_by_urban-rural_typology&oldid=294503#Population_structure
- Eurostat. (2018). Methodological manual on territorial typologies. 2018 Edition. 132. <https://doi.org/10.2785/930137>
- Hu, K., Guo, Y., Hochrainer-Stigler, S., Liu, W., See, L., Yang, X., Zhong, J., Fei, F., Chen, F., Zhang, Y., Zhao, Q., Chen, G., Chen, Q., Zhang, Y., Ye, T., Ma, L., Li, S., & Qi, J. (2019). Evidence for Urban–Rural Disparity in Temperature–Mortality Relationships in Zhejiang Province, China. *Environmental Health Perspectives*, 127(3), 37001. <https://doi.org/10.1289/ehp3556>
- INE. (2021). Cifras oficiales de población de los municipios españoles: Revisión del Padrón Municipal. Resultados. https://www.ine.es/dyngs/INEbase/es/categoria.htm?c=Estadistica_P&cid=1254734710984
- Lee, M., Shi, L., Zanobetti, A., & Schwartz, J. D. (2016). Study on the association between ambient temperature and mortality using spatially resolved exposure data. *Environmental Research*, 151, 610-617. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2016.08.029>
- Linares, C., Carmona, R., & Díaz, J. (2014). Análisis del impacto a corto plazo de los extremos térmicos y de otros factores ambientales sobre la mortalidad diaria en la ciudad de Madrid en el periodo 2001–2009. Reports I and II prepared for the European Commission under the BASE (Bottom-up Climate Adaptation Strategies Towards a Sustainable Europe) Project, 7th Research Framework Programme.
- Linares, C., Díaz, J., Negev, M., Sánchez-Martínez, G., Debono, R., & Shlomit, P. (2020). Impacts of climate change on the public health of the Mediterranean Basin population—Current situation, projections, preparedness and adaptation. *Environmental Research*, 182, 109107. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2019.109107>

- López-Bueno, J. A., Díaz, J., & Linares, C. (2019). Differences in the impact of heat waves according to urban and peri-urban factors in Madrid. *International journal of biometeorology*, 63(3), 371-380. <https://doi.org/10.1007/s00484-019-01670-9>
- López-Bueno, J. A., Díaz, J., Sánchez-Guevara, C., Sánchez-Martínez, G., Franco, M., Gullón, P., Peiró, M. N., Valero, I., & Linares, C. (2020). The impact of heat waves on daily mortality in districts in Madrid: The effect of sociodemographic factors. *Environmental research*, 190, 109993. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2020.109993>
- López-Bueno, J. A., Navas-Martín, M. A., Linares, C., Mirón, I. J., Luna, M. Y., Sánchez-Martínez, G., Culqui, D., & Díaz, J. (2021). Analysis of the Impact of Heat Waves on Daily Mortality in Urban and Rural Areas in Madrid. *Environmental Research*, 110892. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2021.110892>
- Martin, S., Mazarron, F. R., & Canas, I. (2010). Study of thermal environment inside rural houses of Navapalos (Spain): The advantages of reuse buildings of high thermal inertia. *Construction and Building Materials*, 24(5), 666-676. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2009.11.002>
- Nayak, S. G., Shrestha, S., Kinney, P. L., Ross, Z., Sheridan, S. C., Pantea, C. I., Hsu, W. H., Muscatiello, N., & Hwang, S. A. (2018). Development of a heat vulnerability index for New York State. *Public Health*, 161, 127-137. <https://doi.org/10.1016/j.puhe.2017.09.006>
- Pyrgou, A., & Santamouris, M. (2020). Probability Risk of Heat- and Cold-Related Mortality to Temperature, Gender, and Age Using GAM Regression Analysis. *Climate (Basel)*, 8(3), 40. <https://doi.org/10.3390/cli8030040>
- Sánchez-Martínez, G., Linares, C., Ayuso, A., Kendrovski, V., Boeckmann, M., & Diaz, J. (2019). Heat-health action plans in Europe: Challenges ahead and how to tackle them. *Environmental Research*, 176, 108548. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2019.108548>
- Santamouris, M., & Kolokotsa, D. (2015). On the impact of urban overheating and extreme climatic conditions on housing, energy, comfort and environmental quality of vulnerable population in Europe. *Energy and Buildings; Renewable Energy Sources and Healthy Buildings*, 98, 125-133. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.08.050>
- Sociedad Española de Epidemiología, (SEE). (2020). GRUPO DE TRABAJO SOBRE DETERMINANTES SOCIALES DE LA SALUD. <https://seepidemiologia.es/determinantes-sociales-de-la-salud/>
- WHO. (2021). Heat and health in the WHO European Region: Updated evidence for effective prevention. <https://www.euro.who.int/en/health-topics/environment-and-health/Climate-change/publications/2021/heat-and-health-in-the-who-european-region-updated-evidence-for-effective-prevention-2021>
- Wolf, T., & McGregor, G. (2013). The development of a heat wave vulnerability index for London, United Kingdom. *Weather and Climate Extremes*, 1, 59-68. <https://doi.org/10.1016/j.wace.2013.07.004>
- Zhuori, N., Cai, Y., Yan, Y., Cui, Y., & Zhao, M. (2019). Does social support affect the health of the elderly in rural China? A meta-analysis approach. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 16(18). Scopus. <https://doi.org/10.3390/ijerph16183471>