

Regularidad global y variabilidad local de los patrones espacio temporales de la COVID-19 en Aragón (España)

Global regularity and local variability
of the space-temporal patterns of COVID 19 in Aragón (Spain)

Severino Escolano-Utrilla 

severino@unizar.es

*Departamento de Geografía y Ordenación del Territorio
Universidad de Zaragoza (España)*

José Antonio Salvador-Oliván 

jaso@unizar.es

*Departamento de Ciencias de la Documentación e Historia de la Cienci
Universidad de Zaragoza (España)*

Resumen

Con datos de casos confirmados de COVID 19 en Aragón (España), agregados en 123 Zonas Básicas de Salud durante 50 semanas consecutivas, se han identificado, medido y caracterizado los patrones espaciotemporales de la pandemia. Para este fin se han utilizado medidas de autocorrelación espacial y temporal de los datos obtenidas mediante la aplicación de procedimientos de estadística espacial (índices I global e I_i local de Moran). La incidencia espacial y temporal de la COVID 19 en Aragón no ha sido ni homogénea ni aleatoria, pues muestra cierta regularidad global y notable variabilidad local. Este modelo se puede explicar por

un proceso de difusión espacial modificado por contagios a larga distancia y restringido por las medidas de control de la pandemia. La información obtenida es muy útil para tomar decisiones en materia de salud pública, relativas a la organización de los recursos sanitarios y a las determinaciones para la prevención y control de la pandemia.

Palabras clave: epidemiología espacial; Geografía de la Salud; epidemiología.

Abstract

Data from confirmed COVID-19 cases in Aragón (Spain), aggregated in 123 Basic Health Areas over 50 consecutive weeks, were used to identify, measure and characterise the spatio-temporal patterns of the pandemic. This was done using spatial and temporal autocorrelation measures, obtained from the data through the application of spatial statistics procedures (global and local Moran's I). The spatial and temporal incidence of COVID-19 in Aragón was neither homogeneous nor random, showing a certain overall regularity and notable local variability. This model can be explained by a process of spatial diffusion modified by long-distance contagions and restricted by measures implemented to control the pandemic. The information obtained is of great utility for public health decision-making relating to the organisation of healthcare resources and future measures to prevent and control the pandemic.

Key words: spatial epidemiology; Health Geography; epidemiology.

1 Introducción

El 11 de marzo de 2020, la Organización Mundial de la Salud (OMS) declaró pandemia la infección por el nuevo coronavirus SARS-Cov-2. En España, el Centro Nacional de Microbiología confirmó el primer caso positivo por coronavirus n-Cov en la isla de La Gomera el 31 de enero de 2020; el 24 de febrero se registraron los primeros casos en el territorio peninsular (Madrid, Cataluña y Comunidad Valenciana); desde entonces, los casos confirmados en España han llegado a 11 551 574 (1de abril de 2022, Ministerio de Sanidad).

Durante estos dos años, la enfermedad ha ocasionado daños de gran magnitud y gravedad en la salud de las personas, en los sistemas sanitarios, en la economía y en desarrollo de la vida social en casi todos los países del mundo. Para hacer frente a la situación de crisis, las autoridades han aplicado diversas medidas de contención de la pandemia y para atender a los afectados y recuperar la actividad económica. En España, el Gobierno ha decretado tres estados de alarma para amparar las determinaciones dirigidas a gestionar la situación de emergencia creada por la

pandemia, el primero de los cuales (15 de marzo a 20 de junio de 2020) estableció el confinamiento general de la población con restricciones a la movilidad y al desarrollo de actividades, excepto las esenciales (salud, alimentación y seguridad). A pesar de las prevenciones y del acceso universal a un buen sistema de atención sanitaria, la extensión de la pandemia fue más veloz que en otros países (Perez-Bermejo & Murillo-Llorente, 2020) y, en sucesivas oleadas, ha afectado a todo el territorio nacional con intensidad y ritmos desiguales.

Al mismo tiempo, las investigaciones científicas llevadas a cabo desde múltiples disciplinas han tratado de descifrar la naturaleza del virus, las formas y medios de su propagación, así como las consecuencias personales, sociales y económicas de la pandemia (Gaynor & Wilson, 2020; Lu et al., 2020; Méndez, 2020; Sigler et al., 2021). Una de las líneas de indagación desarrolladas, de carácter interdisciplinar, se ha centrado en conocer la dinámica de la expansión territorial de la pandemia mediante la identificación y análisis de los patrones temporales y espaciales de los indicadores de la COVID-19 y su correlación con otras variables y factores socioeconómicos y ambientales.

La aplicación de métodos de análisis espacial en estudios realizados en Epidemiología, Geografía de la Salud y en otras disciplinas, ha proporcionado información estratégica para la planificación y gestión de los recursos sanitarios y para aplicar medidas de control de la expansión de enfermedades (Elliott & Wartenberg, 2004; Gross & Havlin, 2020; Jia & Yang, 2020; Meliker & Sloan, 2011; Souris, 2019, p. 22). Entre otros aspectos, se han localizado focos de infección, patrones espaciales y temporales de difusión e incidencia de la pandemia y se han identificado y localizado factores de riesgo y su influencia en la salud. Por otro lado, a partir de las propiedades de las configuraciones espaciales de la incidencia y expansión se pueden formular y verificar hipótesis sobre los agentes y procesos que las han originado.

Este trabajo se enmarca en esta línea de investigación. Específicamente, tiene por objetivos identificar, medir, caracterizar e interpretar los patrones espacio-temporales de la COVID-19 y su dinámica en el territorio de la comunidad autónoma de Aragón (España). Para alcanzar estos objetivos se ha estudiado la evolución de la incidencia de la pandemia durante 50 semanas consecutivas en las 123 *Zonas Básicas de Salud* (ZBS) de la Comunidad. Las comunidades autónomas son entidades territoriales de la organización del Estado español, dotadas de competencias legislativas, ejecutivas y administrativas, que pueden tomar decisiones sobre salud pública que afectan al todo o parte del territorio de la comunidad. Por este motivo, la comunidad autónoma constituye un marco territorial adecuado para los objetivos de este estudio.

Como hipótesis, se asume que la incidencia territorial de la COVID-19 en el área de estudio no se produce de forma aleatoria, sino que presenta patrones espaciales y temporales diferenciados, que se relacionan con la movilidad humana, las determinaciones de política sanitaria, la estructura demográfica y otros factores.

Los análisis elaborados en este trabajo han utilizado unidades de resolución espacial y temporal media y una extensión temporal considerable, poco frecuentes en los estudios publicados, lo que confiere a los resultados un interés doble. Por un lado, contribuyen a ampliar el conocimiento sobre la propagación e incidencia espaciales de la COVID-19 en España y en general. Por otro, son útiles para la gestión de los recursos sanitarios y la adopción de medidas de contención de la pandemia, ya que los sistemas sanitarios operan a escala local.

Los restantes contenidos se ordenan como sigue. En el primer apartado se exponen algunas cuestiones teóricas sobre la difusión espacial de las enfermedades y los antecedentes del tema. A continuación, se describen los datos y los procedimientos metodológicos utilizados y se presentan las características generales del área de estudio. En la sección tercera se exponen los resultados obtenidos. Posteriormente, se interpretan los resultados. El trabajo finaliza con la valoración de los resultados y la propuesta de futuras líneas de investigación.

2 Aspectos teóricos y antecedentes: el enfoque geográfico de los estudios de fenómenos de salud

Los estudios epidemiológicos y de Geografía de la Salud conceptualizan su ámbito de investigación como un sistema compuesto de individuos (personas en el caso de la salud humana), *agentes infecciosos* y de los *modos y medios* de propagación de las enfermedades (vectores, reservorios), cuyas interacciones y características explican los fenómenos o *eventos de salud* (cambio del estado fisiológico o sanitario de los individuos en el contexto de las poblaciones) (Cromley & McLafferty, 2002, p. 235; Souris, 2019, p. 12). La localización espacial y temporal de cada uno de estos componentes es una propiedad fundamental del sistema ya que influye en las posibilidades y formas de interacción de los agentes del sistema de salud y, por tanto, en el grado de incidencia y en la velocidad y configuraciones espaciales de transmisión y prevalencia de enfermedades, entre otros aspectos.

El enfoque geográfico del estudio de los fenómenos de salud considera a los lugares —localizaciones— como la expresión espacial, integrada y específica, de los procesos que afectan a los fenómenos de salud. Las relaciones entre lugares y la interdependencia entre escalas,

espaciales y temporales, conforman estructuras territoriales asociadas a la incidencia y dinámica del sistema de salud: “La santé humaine est ainsi très largement liée à l’organisation de l’espace et aux comportements humains qui y sont attachés, et qui sont eux-mêmes spatialement structurés” (Souris, 2019, p. 23).

Los fenómenos de salud se registran, inicialmente, en los individuos; los datos individuales permiten reconstruir trayectorias y comportamientos espaciales en contextos locales (gran escala). A escalas más pequeñas, lo habitual es agregar los individuos y demás elementos del sistema de salud en unidades espaciales de diferente tamaño y estudiar cómo se relacionan unas unidades con otras en términos de proximidad, distancia, densidad y otras variables. En esta perspectiva, el objetivo esencial de investigación se centra en la relación entre las unidades y los posibles patrones espaciales y temporales de difusión y prevalencia que emergen de la agregación de casos individuales.

La información espacial presenta dificultades para su análisis con procedimientos estadísticos tradicionales debido a la no independencia de las observaciones. Gran parte de la variabilidad de los datos se explica por proximidad distancia y conectividad entre la localización de las observaciones (autocorrelación espacial) conforme postula la conocida como *primera ley* de la Geografía: “Everything is related to everything else, but near things are more related than distant things” (Tobler, 1970, p. 236).

Los geógrafos han realizado aportaciones tempranas al conocimiento teórico y al modelado de los procesos de difusión espacial (Abler et al., 1971, p. 389 ss.; Hägerstrand, 1952) que han destacado la importancia que las restricciones del espacio geográfico, raramente homogéneo, tienen en la configuración de los patrones espaciotemporales de propagación de diversos fenómenos. En el campo del *análisis espacial*, que se ha configurado como un ámbito científico y de convergencia de diferentes disciplinas en las que la posición geográfica de los objetos o fenómenos que estudian se sitúa en el centro de los problemas y análisis que plantean, se han puesto a punto diversos métodos analíticos para la medida de la autocorrelación espacial y de lenguajes (numérico, cartográfico) para su expresión (Anselin, 2020; Odland, 2020).

La aplicación de procedimientos de análisis espacial al estudio de la incidencia y difusión espaciotemporal de enfermedades se ha llevado a cabo mediante *sistemas de información geográfica* (SIG) o programas similares, capaces de analizar información geográfica digital (Kirby et al., 2017). En dos revisiones sistemáticas de la bibliografía específica sobre el tema (Franch-Pardo et al., 2020, 2021) se ha puesto de manifiesto la diversidad de objetivos,

métodos, escalas y datos utilizados para este fin. Actualmente, el panorama es más complejo si se añade el considerable volumen de artículos publicados en 2021; una búsqueda en la colección principal de *Web of Science* con los términos *covid* (y variaciones)/*spatial patterns* (y variaciones), ha identificado 175 registros en este año y 176 en Scopus.

Los patrones espaciales o espaciotemporales de la pandemia identificados en la bibliografía se pueden caracterizar del modo siguiente (Fatima et al., 2021; Franch-Pardo et al., 2020, 2021): a) el método principal aplicado para detectar la organización espacial global de los datos es la medida de la autocorrelación espacial, global y local; b) el indicador de autocorrelación espacial global más utilizado es el índice I global de Moran; la autocorrelación espacial local se mide a través de *indicadores locales de asociación espacial* (LISA) (Anselin, 1995), especialmente mediante el índice I_i local de Moran; en menor medida, también se emplea el estadístico G^* de *Getis-Ord* (Ord & Getis, 1995), procedimientos de *escaneo espacial* (Kulldorff, 1997) y suavizado por *kernel* espacial (Shi et al., 2021; Souza et al., 2020) para la búsqueda de clústeres espaciales y espaciotemporales; c) los datos utilizados corresponden, casi exclusivamente, a los casos de COVID-19 confirmados; d) las unidades de análisis están constituidas por delimitaciones administrativas, bien de tipo general (distritos, municipios, condados, provincias, regiones, países, etc.) o sanitario (diferentes zonificaciones sanitarias), en las que se han agregado los datos individuales; e) los análisis se han practicado a todas las escalas, desde la mundial y continental hasta la metropolitana, aunque son más numerosas las investigaciones a escala global y nacional: Estados Unidos, China, Brasil e India son países con elevado número de estudios; las grandes metrópolis, como Nueva York, Tokio y Pekín también han sido espacios muy estudiados.

Los resultados de las investigaciones muestran la existencia de patrones espaciotemporales de propagación e incidencia de la COVID-19 a varias escalas, que traducen las condiciones desiguales que facilitan o inhiben el desarrollo de la pandemia. La dinámica de estos patrones es compleja y sus configuraciones heterogéneas, debido a que los procesos que los generan se componen de múltiples interacciones, como la distancia entre localizaciones, la movilidad humana, las medidas de prevención o restricciones de carácter sanitario (Li et al., 2021) y otros factores de riesgo (ambientales, sociales, culturales, individuales.).(Castro et al., 2021; Huang, 2021; Mo et al., 2020; Roques et al., 2020; Zhu et al., 2021). La movilidad humana y sus características es la principal variable propuesta para explicar la variabilidad de estos patrones, en especial la intensidad, formas y alcance espacial de la movilidad y los medios y factores que la facilitan o dificultan, como el grado de inserción de países y regiones en los procesos de

globalización, la estructura de los sistemas urbanos, la distribución de las densidades de población, las condiciones socioeconómicas de las personas y territorios o las limitaciones obligatorias de la movilidad (Bryant & Elofsson, 2020; Jiang & Luo, 2020; Salvador et al., 2020; Sigler et al., 2021).

Referidos a España, se han publicado varios trabajos sobre el tema a diversas escalas y con diferentes unidades espaciales (individuos, edificios, unidades espaciales regulares, municipios, zonas básicas de salud), pero, en conjunto, su número es relativamente pequeño. A escala metropolitana, se han identificado y caracterizado los patrones espaciotemporales de difusión de la pandemia en Málaga (Perles et al., 2021) y Santander (Cos et al., 2020; de Cos Guerra et al., 2021). Los estudios elaborados a otras escalas analizan algunos impactos de la pandemia, así como su incidencia espaciotemporal expresada, básicamente, a través de la cartografía de varios indicadores (Andrés López et al., 2021; Fernández García et al., 2021; Miramontes Carballada & Balsa-Barreiro, 2021). También se han publicado varios artículos acerca del modelado espaciotemporal de la difusión e incidencia de la COVID-19 (Aleta & Moreno, 2020; Aràndiga et al., 2020; Briz-Redón & Serrano-Aroca, 2020); y un trabajo dedicado a la identificación de clústeres espaciotemporales de la COVID-19 en España (Rosillo et al., 2021). En relación con el conocimiento de la dinámica de propagación espaciotemporal de la COVID-19 en España, es necesario desarrollar investigaciones que utilicen unidades espaciales y métodos de análisis similares que permitan la comparación de los resultados entre comunidades autónomas y con otros territorios.

3 Metodología

3.1 Presentación general del área de estudio

El presente estudio se circunscribe al territorio de la Comunidad Autónoma de Aragón. Situada al noreste de España, en la frontera con Francia, cuenta con una superficie ($47\,720\text{ km}^2$) km^2 , de forma aproximadamente rectangular y una población total de 1 326 261 habitantes en 2021 (IAEST, n.d.).

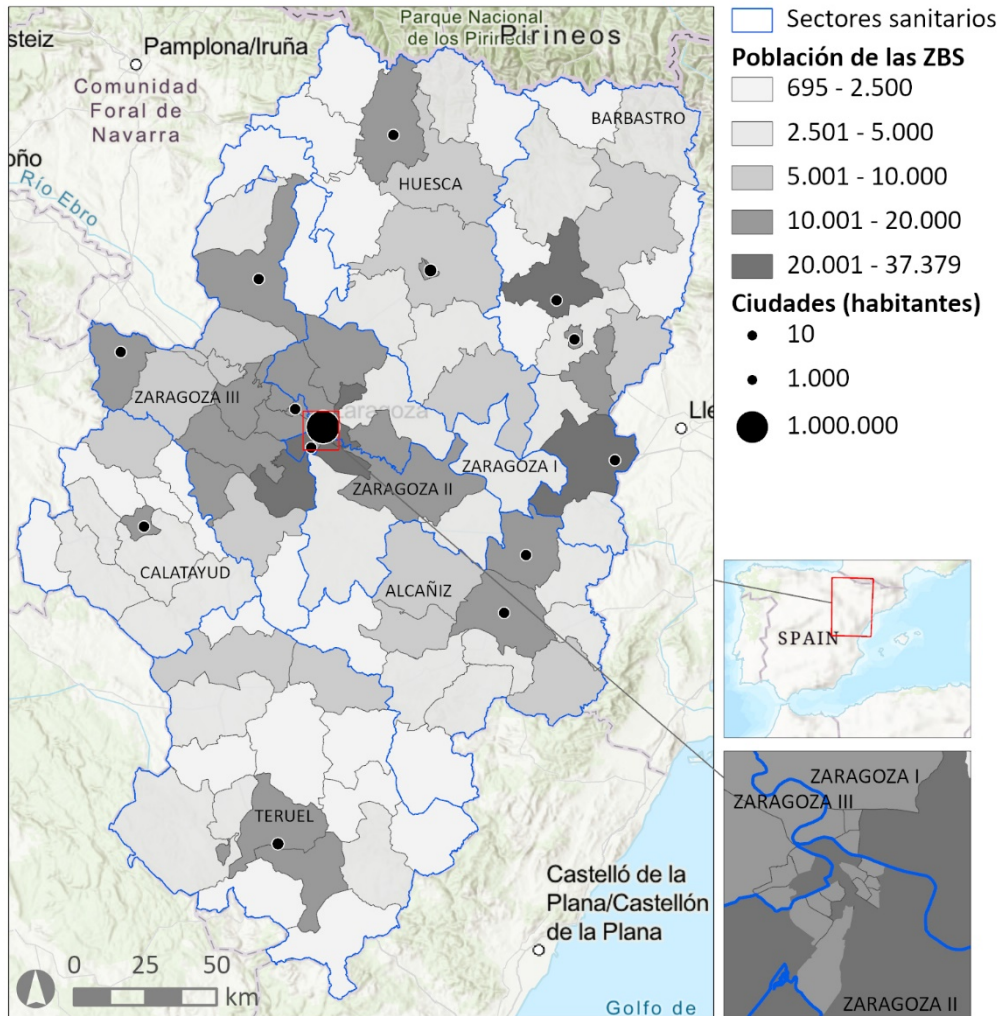
Entre las características más destacables del territorio aragonés figuran sus fuertes contrastes geográficos. Desde el punto de vista ambiental, se suceden áreas de alta y media montaña junto con mesetas elevadas que se disponen en franjas este-oeste a ambos lados de la parte central ocupada por el valle del Ebro. La distribución espacial de la población y las estructuras demográficas (y económicas) presentan notables desequilibrios. Así, en el municipio de

Zaragoza, capital autonómica, se concentra más de la mitad de la población de la comunidad (50,9 %, 675 301 habitantes en 2020); sólo 13 municipios más superan los 10 000 habitantes y suman 258 766 habitantes (19,5 % del total en 2021); el 86 % municipios tienen menos de 1000 habitantes (629 municipios de 731) cuya población suma 149 683 habitantes, es decir el 11,3 % del total. En el mismo sentido, las estructuras demográficas de los pequeños municipios se caracterizan por su elevado grado de envejecimiento. En conjunto, se distinguen amplios espacios con densidades de población muy bajas (menores de 10 h/km²) y población muy envejecida y unos pocos municipios urbanos o semiurbanos más poblados y menos envejecidos.

La organización territorial descansa en un sistema vial bastante denso, de carácter longitudinal en las áreas montañosas y más conectado en el sector central, y en una red urbana compuesta por ciudades de tamaño medio y pequeño, a gran distancia funcional de Zaragoza, la capital de la Comunidad.

Las *Zonas Básicas de Salud* son las unidades básicas de la organización territorial de los servicios sanitarios de atención primaria que están agrupadas en ocho sectores sanitarios. Las ZBS presentan notables diferencias de superficie: 27 ZBS de las ciudades de Huesca y Zaragoza son menores de 5 km² mientras que 87 ZBS sobrepasan los 100 km² y cinco superan los 1000 km². La población de las ZBS también muestra desequilibrios entre las zonas urbanas, más pobladas (entre 20 000 y 37 379 habitantes en 2021) y otras cuya población no supera los 1000 habitantes (5 ZBS); la mitad de las ZBS aproximadamente (63 ZBS) cuentan con una población entre 1000 y 5000 habitantes (Figura 1).

Figura 1. Sectores sanitarios y población de las Zonas Básicas de Salud (2021) en Aragón



Fuente: elaboración propia a partir del Instituto Geográfico de Aragón (IGEAR) y Aragón Open Data

3.2 Procedimientos analíticos

Esta investigación utiliza los casos confirmados de COVID-19 en Aragón agregados en 123 unidades espaciales denominadas *Zonas Básicas de Salud (ZBS)*, que son los objetos de análisis. Las unidades temporales son 50 semanas consecutivas desde la semana que se inicia el 16 de marzo de 2020 hasta la semana que empieza el 1 de marzo de 2021. Las ZBS son las delimitaciones territoriales de mayor resolución de las que se han publicado datos de la incidencia de la pandemia (Gobierno de Aragón, n.d.-b). La resolución espacial del estudio, definida como la raíz cuadrada de la superficie media de las unidades de análisis (Tobler, 1984) es de 20 km². Los datos de población corresponden al 1 de enero de 2021.

El archivo de datos original utilizado está en formato csv y contiene para cada semana los casos confirmados en atención primaria y los casos graves hospitalizados (mujeres, hombres y total) y

las tasas de ambas variables. Las técnicas de análisis aplicadas se han ordenado en dos fases: la primera, ha consistido en calcular las tasas de incidencia de la COVID-19 de cada ZBS en cada una de las semanas del estudio; en la segunda, se han aplicado a estas tasas procedimientos de medida de su autocorrelación espacial.

Para estimar la incidencia relativa de la pandemia se han considerado los casos observados y como población de riesgo la población total de cada ZBS el 1 de enero de 2021. Para suavizar la inestabilidad de la varianza de las tasas brutas se ha utilizado el método de *suavizado espacial empírico de Bayes* para limitar la identificación de «falsos positivos» (Anselin, 2020; Anselin et al., 2006). El procedimiento combina el *suavizado espacial* con la estimación bayesiana.

La *estimación bayesiana empírica* (EEB) de los valores de la distribución *a priori* se obtiene a partir de los datos reales. La tasa suavizada se expresa como un promedio ponderado de la tasa bruta (r) y la estimación *a priori* (θ) (Anselin, 2020; Souris, 2019, p. 108). La estimación del riesgo para una localización i se expresa:

$$\pi^{EB} = w_i r_i + (1-w_i) \theta; \quad w_i = \sigma^2 / (\sigma^2 + \mu/P_i)$$

P_i : población base o de riesgo del área i ; μ y σ media y varianza. El valor μ es la tasa promedio general del área de estudio: $TFG = \sum_{i=1}^{i=n} O_i / \sum_{i=1}^{i=n} P_i$; O_i : casos observados del área i ; P_i : población base del área i . La varianza se estima como sigue:

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^{i=n} P_i (r_i - \mu)^2}{\sum_{i=1}^{i=n} P_i} - \frac{\mu}{\sum_{i=1}^{i=n} \frac{P_i}{n}}$$

El *suavizado espacial* sustituye la tasa de referencia general por una tasa de referencia calculada para una ventana espacial en torno a cada observación individual. La media de referencia para cada localización i se calcula:

$$\mu_i = \frac{\sum_j w_{ij} O_j}{\sum_j w_{ij} P_j}$$

w_{ij} : ponderaciones espaciales (0, 1), $w_{ij} = 1$, O_j : valores observados en j

Para estimar la varianza se utiliza la ecuación escrita más arriba, pero se reemplazan las tasas y la población por sus equivalentes locales.

$$\sigma_i^2 = \frac{\sum_j w_{ij} [P_j (r_i - \mu_i)^2]}{\sum_j w_{ij} P_j} - \frac{\mu_i}{\sum_j w_{ij} P_i (k_i + 1)}$$

k_i : número de vecinos de la localización i .

La definición de la vecindad de cada localización y su ponderación son factores cruciales que influyen en los valores del índice I de Moran y, por tanto, condicionan la identificación y configuración de patrones espaciotemporales. En esta investigación la vecindad se ha delimitado mediante el criterio de contigüidad espacial por fronteras y vértices (*queen contiguity*), de modo que a las ZBS vecinas del área objetivo identificadas por este método reciben un peso de 1 y de 0 en caso contrario. Este modelo produce tasas de incidencia suavizadas, bien correlacionadas con los datos reales.

Para medir la autocorrelación espacial de las tasas se han utilizado los índices I de Moran global e I_i de Moran local (Anselin, 2020; Moran, 1948) que son, *de facto*, los procedimientos estándar de medida de la autocorrelación espacial para datos expresados en áreas. El índice I global de Moran se calcula como sigue:

$$I = \frac{\sum_i \sum_j w_{ij} z_i \cdot z_j / S_0}{\sum_i z_i^2 / n}$$

w_{ij} : elementos de la matriz de pesos espaciales entre i y j ; S_0 = suma de todos los pesos (igual al número de observaciones); n : número de observaciones; z : desviación de la media (en unidades estandarizadas).

Los valores positivos del estadístico I de Moran indican autocorrelación positiva y los negativos autocorrelación negativa; los valores cercanos a 0 indican ausencia de autocorrelación. En términos generales, los valores del índice I de Moran por encima de 0,3 o por debajo de -0,3, indican presencia de autocorrelación, positiva o negativa. La hipótesis nula, de aleatoriedad espacial de las tasas de la COVID-19, se ha contrastado mediante los valores de probabilidad (*pseudo-p*) y z de una distribución aleatoria de referencia calculada con 9999 permutaciones.

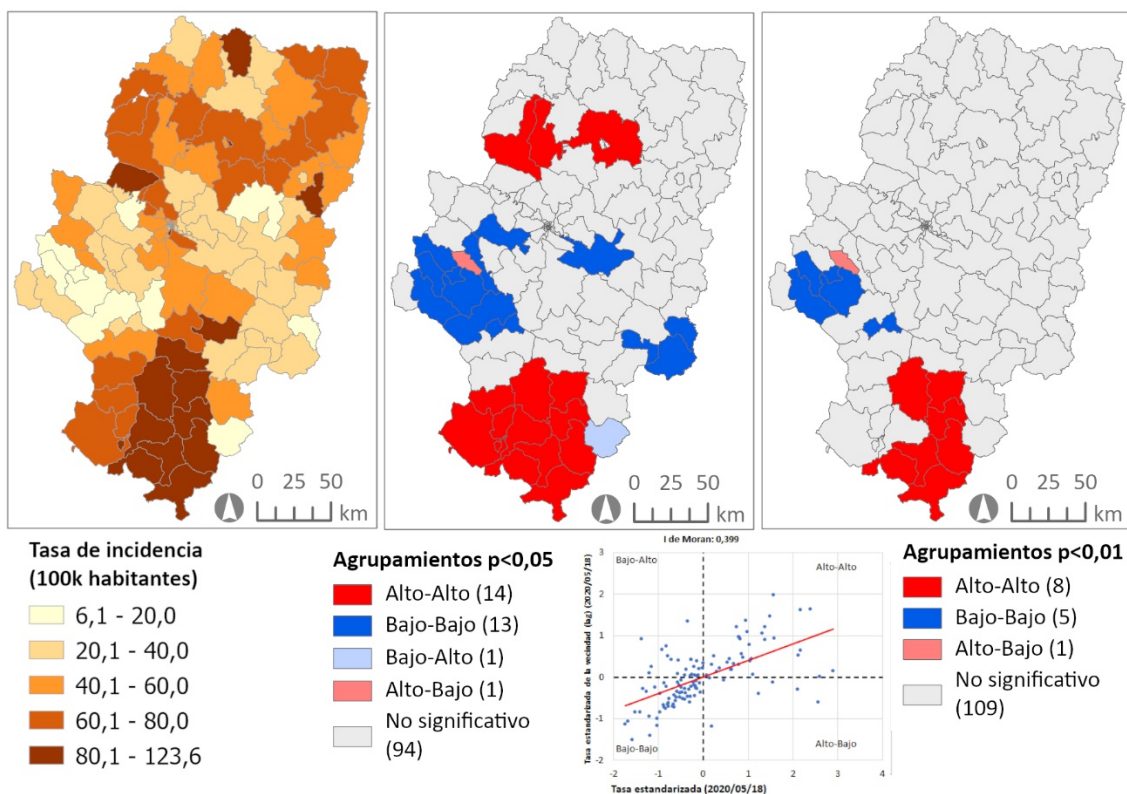
Para identificar clústeres espaciales se ha seguido un enfoque restrictivo, con la finalidad de reducir en lo posible los efectos de la heterogeneidad (*non stationarity*) de las unidades espaciales. Por un lado, para obtener el índice I_i local de Moran se ha utilizado la mediana, en vez de la media aritmética de los valores observados, que rebaja el excesivo peso que los valores extremos tienen en las ventanas espaciales (*spatial lag*) (Anselin, 1995). Su ecuación es como sigue:

$$I_i^M = z_i \times \text{med}(z_j \in N_i)$$

N_i : número de vecinos de la localización i ; med: mediana

Por otro, el nivel de significación se ha fijado en $p = 0,01$, valor más estricto que el utilizado habitualmente ($p = 0,05$) que reduce el número y tamaño de los agrupamientos (Figura 2). Los agrupamientos obtenidos para cada una de las cincuenta semanas se han sintetizado en una tipología sencilla que recoge el tipo de clúster y su duración.

Figura 2. Tasas de incidencia y clústeres detectados con niveles de significación $p = 0,05$ y $p = 0,01$ (semana 18 de mayo de 2020)



Fuente: elaboración propia a partir

del Instituto Geográfico de Aragón (IGEAR) y Aragón Open Data

La persistencia y cambios de los patrones espaciales en el tiempo se han estimado mediante el cálculo diferencial del índice I de Moran cada dos semanas consecutivas ($y_{j,t}$ e $y_{j,t-1}$) definido como la pendiente de la regresión de las diferencias entre la vecindad de una zona (*spatial lag of the difference*) $\sum w_{ij} (y_{j,t} - y_{j,t-1})$ y la diferencia ($y_{j,t} - y_{j,t-1}$); el cálculo de la pendiente se aplica al valor estandarizado de la diferencia y no a la diferencia entre los valores estandarizados (Anselin, 2020).

La autocorrelación espacial entre las tasas de incidencia de la COVID-19 y la población total se ha contrastado con el estadístico I_B de Moran bivariado, que mide la relación entre el valor de una variable (x) en una localización y el promedio de otra variable en las localizaciones vecinas

(W_y) (Anselin, 2020). Su valor es la pendiente de la regresión de las variables W_y sobre x , medidas con valores normalizados; se calcula del modo siguiente:

$$I_B = \frac{\sum_i (\sum_j w_{ij} y_j \times x_i)}{\sum_i x_i^2}$$

La población total sirve como variable *proxy* de la densidad de población (con la que guarda elevada correlación: $R^2 = 0,98$) y de la estructura por edades (correlación con el índice de vejez: $R^2 = 0,43$; índice de vejez: proporción de personas mayores de 65 en relación con el número de personas de 0 a 14 años).

Finalmente, para conocer la dirección y velocidad del posible desplazamiento espacial de la pandemia se ha calculado el centro medio ponderado de las tasas de incidencia semanales. El centro medio (\bar{s}) es la localización cuyas coordenadas x e y corresponden al promedio de las coordenadas de los centroides de las ZBS, en este caso ponderadas por el valor de las tasas de incidencia (w_i); es decir:

$$\bar{s} = (\mu_x, \mu_y) = \left(\frac{\sum_{i=1}^n x_i w_i}{\sum_{i=1}^n w_i}, \frac{\sum_{i=1}^n y_i w_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \right)$$

Para el cálculo de las tasas y valores del estadístico I global de Moran, I_i local de Moran y I_b de Moran se ha utilizado el programa *GeoDa* 1.20 (Anselin, 2021). La representación cartográfica y el cálculo de los centros medios se han realizado con *ArcGISPro*.

4 Resultados

Los resultados obtenidos revelan que la evolución de las tasas de incidencia de la COVID-19 en el área de estudio sigue patrones espacio-temporales significativos, salvo unas cuantas semanas en que su distribución es aleatoria. En primer lugar, se describe el comportamiento global del área de estudio y después se expone la composición y dinámica de los agrupamientos.

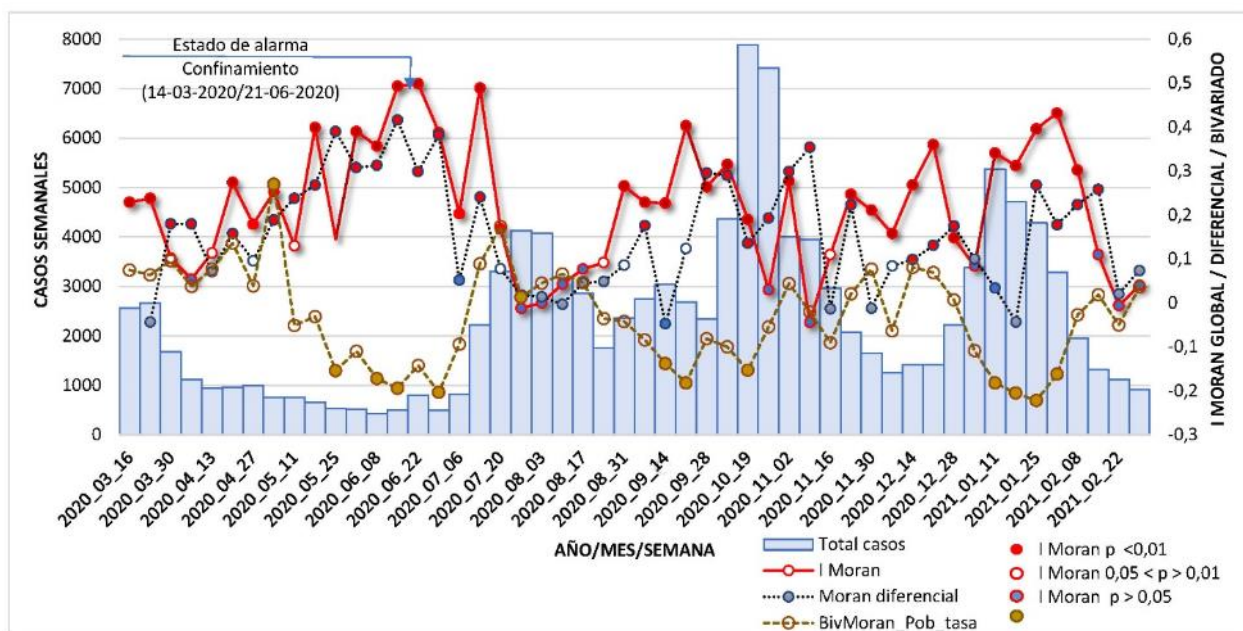
4.1 Comportamiento espacio temporal de las tasas de incidencia a escala global: autocorrelación espacial y temporal cíclicas

La distribución de los valores semanales del índice I global de Moran se caracteriza por varios aspectos relevantes. Por un lado, aunque sus valores son heterogéneos, indican la existencia persistente de autocorrelación espacial positiva, salvo en 11 semanas en las que esta distribución es aleatoria ($p > 0,05$); en 22 semanas la significación del índice es de $p < 0,001$. El conjunto de valores describe tres períodos irregulares, cuyos máximos alcanzan 0,499 (semana del 22-29 de junio de 2020), 0,403 (semana del 21-28 de septiembre de 2020) y 0,432 (semana del

01-08 de febrero de 2021) respectivamente; los dos valores mínimos que marcan la inflexión de las tres ondas, el valor I de Moran es prácticamente 0 (semana del 27-03 de agosto de 2020 y semana del 09-16 de noviembre de 2020). También se observan algunos saltos bruscos en los valores de las tasas, en sentido ascendente y descendente, sin asociación aparente con el número de casos (Figura 4).

Por otro, los valores del índice I global de Moran se correlacionan inversamente con el número de casos y también con la dispersión de los valores de las tasas ya que la dispersión de las tasas aumenta cuando lo hace el número de casos. En la Figura 3, se observa como los valores más elevados del índice I de Moran se corresponden, en general, con frecuencias de casos de COVID-19 relativamente bajas y, al contrario, los valores más bajos del índice I global de Moran se asocian a frecuencias de casos relativamente altas.

Figura 3. Casos semana, I global de Moran y diferencial del I de Moran por Zonas Básicas de Salud en Aragón



Fuente: elaboración propia a partir del Instituto Geográfico de Aragón (IGEAR) y Aragón Open Data

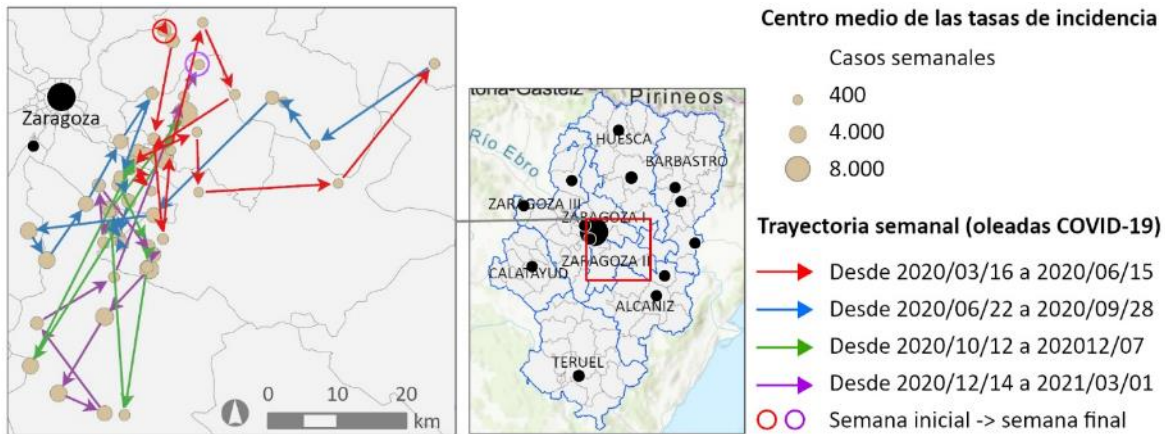
Además, las variaciones semanales del índice I global de Moran presentan autocorrelación temporal, pues el valor del índice en una semana se relaciona con los valores de la semana anterior y con los de la siguiente. La trayectoria de los valores diferenciales del índice I global de Moran entre cada par de semanas consecutivas reproduce, *grosso modo*, la estructura de los valores originales con cierto desplazamiento de una o dos semanas.

Los valores de la autocorrelación bivariada entre la población total y las tasas de incidencia son relativamente bajos, pero significativos en bastantes semanas. Sus valores definen una trayectoria bastante opuesta a la de los valores del índice *I* de Moran y sin asociación clara con el número de casos (Figura 3).

El centro medio es un indicador sintético del desplazamiento espacial de los valores de las tasas de incidencia (Figura 4). El conjunto de las trayectorias describe, bajo su apariencia errática, un comportamiento espacial rítmico, que oscila desde el punto de partida hacia el este y hacia el sur pasando y terminando cerca del origen.

Durante las primeras semanas de la pandemia (flechas de color rojo en la Figura 5) los valores más altos de las tasas se desplazan hacia el sur con bastante rapidez (el centro medio se mueve 30 km al sur entre el 20 y el 30 de marzo de 2020) para cambiar súbitamente de dirección hacia el norte, a la misma velocidad (entre el 4 y el 20 de abril de 2020); de nuevo las tasas crecen más en las ZBS del sur para orientarse claramente hacia el este (desde el 25 de mayo de 2020 hasta el 22 de junio de 2020); este itinerario se corresponde el período de menor número de casos y con valores elevados de autocorrelación espacial. Desde este punto, el más oriental de la serie, el centro medio retorna hacia el oeste (flechas azules de la Figura 4) con gran rapidez (25 km entre el 13 y 20 de julio de 2020) hasta un área situada al sureste de la ciudad de Zaragoza, donde permanece durante más tiempo; esta fase coincide con un número de casos relativamente altos y valores del índice *I* de Moran bajos. Los siguientes movimientos del centro medio son bastante bruscos (flechas de color verde de la Figura 5) y se producen durante las semanas con mayor número de casos y valores bajos autocorrelación espacial: el centro medio avanza primero hacia el sur entre el 26 de octubre y el 2 de noviembre (34 km) para regresar al norte (entre el 2 y 9 de noviembre; 35 km) y girar de nuevo hacia el sur hasta alcanzar el punto más meridional (7 de diciembre de 2020). El recorrido del centro medio en la última etapa (flechas de color morado en el gráfico 5) es similar al anterior: primero se dirige hacia el norte (entre 7 y 14 de diciembre; 30 km), después retorna de nuevo al sur (25 de enero de 2021) y desde aquí se dirige de nuevo hacia el norte y termina en una localización muy cercana al punto de partida; este recorrido coincide con un elevado número de casos y también con valores altos del índice *I* de Moran.

Figura 4. Desplazamiento semanal de los centros medios ponderados de las tasas de incidencia de las Zonas Básicas de Salud en Aragón



Fuente: elaboración propia a partir del Instituto Geográfico de Aragón (IGEAR) y Aragón Open Data

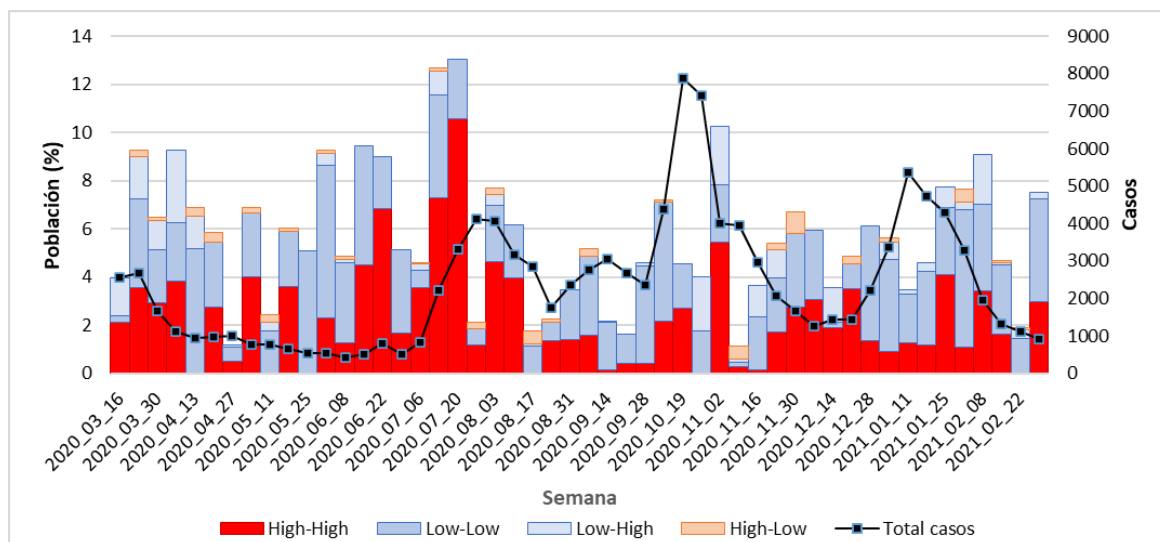
4.1 Organización espacial y temporal de los agrupamientos locales: notable variabilidad de tamaño y duración

El índice I_i local de Moran permite identificar las Zonas Básicas de Salud con tasas de incidencia de la COVID-19 significativamente similares (o diferentes) a las de su contexto espacial, incluso aunque no exista autocorrelación global. La construcción del índice, expresada en el *diagrama de Moran* (*Moran scatterplot*, Figura 3), facilita el análisis de la configuración y localización de los agrupamientos y concentraciones de las tasas. Cada ZBS se clasifica en una de las categorías correspondiente al cuadrante de un sistema de coordenadas cartesianas en que se sitúa su tasa de incidencia normalizada y la de las ZBS vecinas: *Alto-Alto*, la tasa de incidencia es mayor que la media general (eje x) y también lo es la media de las ZBS vecinas (*spatial lag*) (eje y); *Bajo-Bajo*, la tasa de incidencia de la ZBS es menor que la media general y la media de la vecindad también es más baja que la media general; *Bajo-Alto*, la tasa de una ZBS es más baja que la media general, pero la tasa media de su vecindad es mayor que la media general; *Alto-Bajo*, la tasa de una ZBS es más elevada que la media general, pero el promedio de la vecindad es menor que la media general.

El número de agrupamientos identificados durante el período de estudio no presenta grandes variaciones, pues oscila entre dos y ocho (semana del 30 abril a 6 de marzo de 2020). Estos clústeres están formados por un mínimo de 3 ZBS y un máximo de 21 ZBS; durante más de la mitad del período de estudio los agrupamientos incluyeron 10 o más ZBS. En cambio, la superficie y la población afectadas sí que muestran notables variaciones, debido a las

considerables desigualdades de tamaño y población de las ZBS. Estos cambios son independientes de la evolución del número de casos, como se observa en la Figura 5.

Figura 5. Proporción de población Zonas Básicas de Salud según el cuadrante del diagrama de Moran en que se ubican y número de casos confirmados de COVID-19

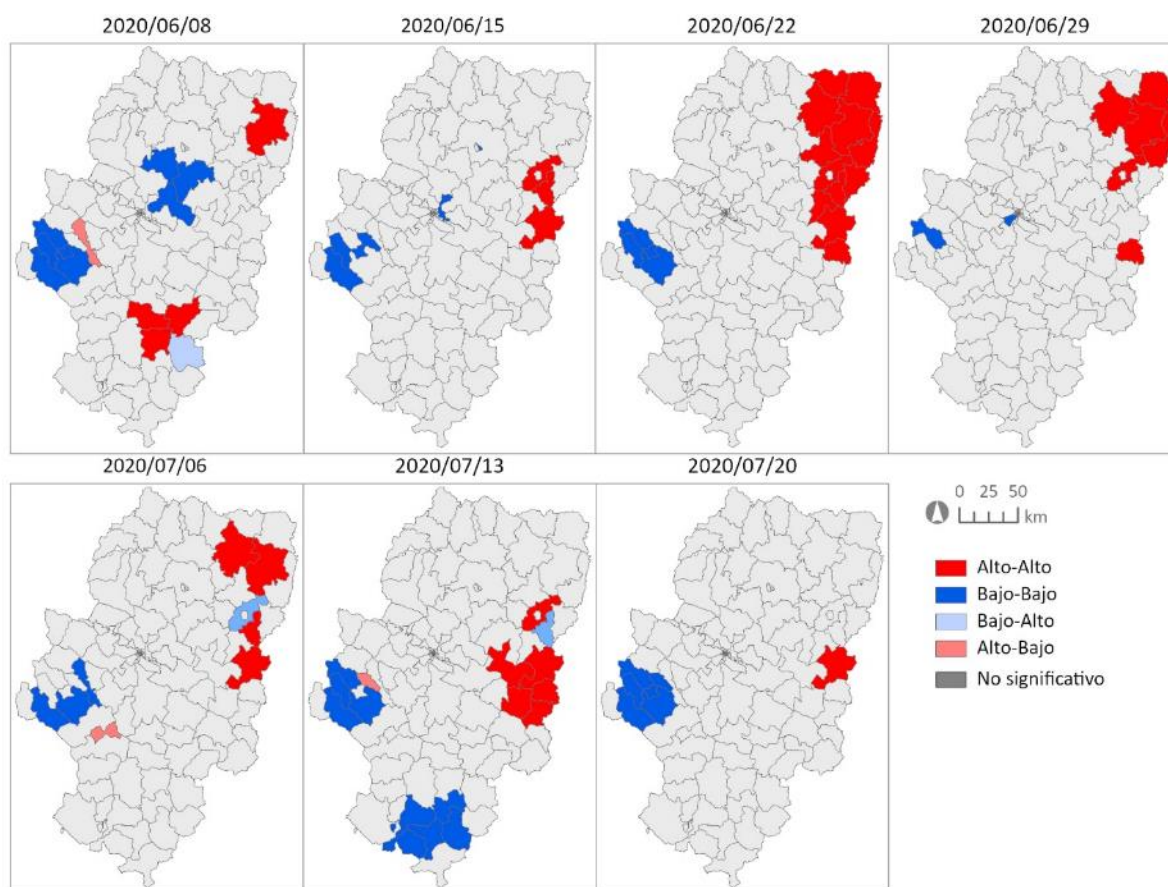


Fuente: elaboración propia a partir del Instituto Geográfico de Aragón (IGEAR) y Aragón Open Data

La estructura de la dependencia espacial difiere fuertemente entre las semanas del estudio. Predominan los clústeres del cuadrante Bajo-Bajo seguidos por los del cuadrante Alto-Alto, mientras que son escasos los agrupamientos de los otros dos cuadrantes (*outliers*). Los cambios en la composición de los agrupamientos no guardan relación con el número de casos (Figura 6).

En el mismo sentido, la mayoría de los clústeres pueden tener una duración efímera (una o dos semanas) mientras que otros aparecen, se desarrollan y se extinguen en un ciclo que puede durar varias semanas, como se aprecia en la Figura 6. En este proceso evolutivo destaca el comportamiento diferenciado de las ZBS de las ciudades de Huesca y Zaragoza y, especialmente, de la ZBS de Monzón, que queda rodeada de un gran agrupamiento de zonas con valores Alto-Alto (semanas del 22 y 29 de junio y 13 de julio de 2020) al noreste de la comunidad en el sector sanitario de Barbastro.

Figura 6. Formación y desarrollo de agrupamientos de Zonas Básicas de salud de Aragón entre las semanas 08–15 de junio de 2020 y 20–27 de julio de 2020



Fuente: elaboración propia a partir del Instituto Geográfico de Aragón (IGEAR) y Aragón Open Data

La trayectoria temporal de las Zonas Básicas de Salud según el tipo de agrupamiento y su duración se resume en la Tabla 1. Los datos muestran que son más estables en el tiempo los agrupamientos de valores Bajo-Bajo, mientras que en la categoría Alto-Alto ninguna ZBS sobrepasa las 10 semanas, consecutivas o no; los casos *outliers* (Bajo-Alto y Alto-Bajo) son de duración efímera.

Tabla 1. Distribución de las Zonas Básicas de Salud de Aragón según el cuadrante del diagrama de Moran y las semanas de duración

NÚMERO DE SEMANAS	CUADRANTE O CATEGORÍA DEL DIAGRAMA DE MORAN			
	Alto-Alto	Bajo-Bajo	Bajo-Alto	Alto-Bajo
10 a 20		6		
5 a 9	8	11		
3 y 4	20	16	3	2
1 y 2	32	35	28	23

Fuente: elaboración propia a partir del Instituto Geográfico de Aragón (IGEAR) y Aragón Open Data

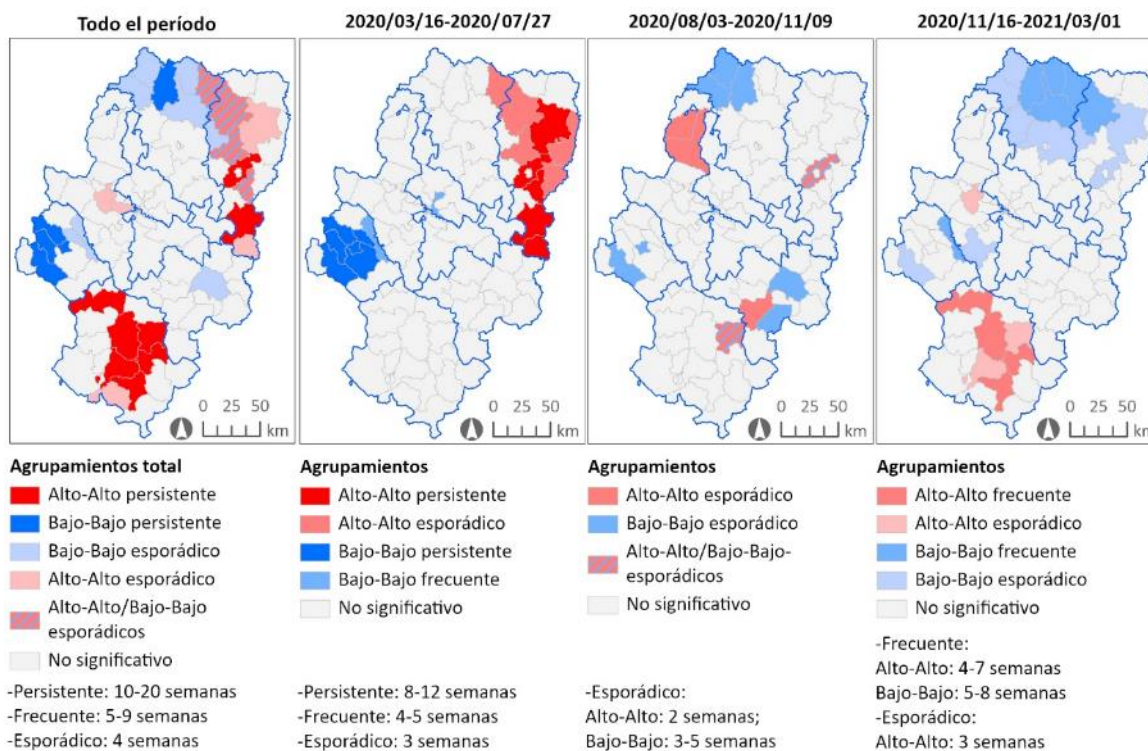
No obstante, el comportamiento de cada ZBS varía en el tiempo y puede cambiar de tipo de agrupamiento de una semana a otra. Para sintetizar los patrones espacio temporales de la incidencia de la COVID-19 se ha elaborado una tipología de las ZBS en función del cuadrante en que aparece y su duración en las 50 semanas del estudio y en tres subperiodos. El agrupamiento temporal se ha establecido siguiendo los puntos de inflexión del índice *I* global de Moran (Figura 4): el primer periodo comprende desde la semana inicial del estudio hasta la semana 27 de julio de 2020 (20 semanas), el segundo desde esta última hasta la semana 09–16 de noviembre de 2020 (14 semanas) y el tercero desde aquí hasta la última semana del estudio, 01-08 de marzo de 2021 (16 semanas). Los resultados se representan en la Figura 7.

Durante el período de estudio los valores más elevados de autocorrelación espacial se han concentrado en las ZBS de salud del norte y noreste (sectores sanitarios de Huesca y Barbastro) y del sur y este de Aragón (sectores sanitarios de Teruel y Calatayud). La categoría Alto-Alto es dominante en las ZBS del sector sanitario de Teruel y se alterna con la categoría Bajo-Bajo en el sector sanitario de Barbastro. La categoría Bajo-Bajo es muy persistente en las ZBS del sector sanitario de Calatayud.

El análisis por subperíodos muestra la sucesión de patrones espaciotemporales de la autocorrelación, especialmente de los valores de la categoría Alto-Alto: en las semanas del primer período estos valores se concentran en las ZBS del este de la comunidad; en el segundo período, disminuye su intensidad y se dispersan por la comunidad; en el tercero aparecen de nuevo concentrados, pero en las ZBS del sur del sector sanitario de Teruel. La categoría Bajo-Bajo también varía de localización e intensidad en el tiempo: en el primer período es muy persistente en las ZBS del este de la comunidad; en el segundo y tercer período esta categoría

domina en las ZBS del norte y este de la comunidad, pero con menor intensidad que en el primer período (Figura 7).

Figura 7. Tipología de las Zonas Básicas de Salud de Aragón según el cuadrante de autocorrelación y su duración



Fuente: elaboración propia a partir del Instituto Geográfico de Aragón (IGEAR) y Aragón Open Data

5 Discusión

Los resultados obtenidos permiten afirmar que la incidencia de la COVID-19 en el área de estudio presenta patrones de dependencia espacial y temporal que se manifiestan en la formación, bastante cíclica en el tiempo, de conglomerados espaciales de Zonas Básicas de Salud con tasas de incidencia similares, pero heterogéneos en extensión, duración y localización. El índice I global de Moran alcanza en Aragón valores más elevados que otros lugares (Castro et al., 2021; Coura-Vital et al., 2021), si bien, no es posible comparar los procesos subyacentes que los generan pues las unidades espaciales y temporales utilizadas para su cálculo son diferentes.

Los valores del índice I global de Moran describen una trayectoria temporal con ondas opuestas a las que dibujan el número de casos. Los valores más elevados del índice global de Moran reflejan la homogeneidad de las tasas en las ZBS, que se producen cuando el número absoluto

de casos es bajo: en esta situación, las áreas con tasas similares son más extensas, más compactas y menos numerosas, lo que incrementa el valor de la autocorrelación. En cambio, cuando aumenta el número de casos las tasas son más desiguales y forman varios parches de valores similares, de diversos tamaños y más dispersos en el territorio, lo que hace descender el valor de la autocorrelación. Sin embargo, es este último contexto el que tiene mayor interés científico y aplicado. Además, el conjunto de las tasas de incidencia muestra varios movimientos rítmicos hacia el este y sur de la comunidad autónoma.

Los patrones espaciotemporales de la COVID-19 descritos no se explican por la acción de un solo factor o por la combinación lineal de varios factores, sino por la interacción compleja de diversas fuerzas, en particular, por la proximidad geográfica —que suele implicar también semejanza de las condiciones ambientales y sociales—, la movilidad geográfica de las personas, la vulnerabilidad de los individuos frente a la enfermedad y las determinaciones en materia de salud pública. En el caso analizado, se ha comprobado que la autocorrelación espacial medida en la COVID-19 no reproduce las configuraciones espaciales de otras variables con las que se relaciona, como la distribución espacial de la población.

La forma y superficie de los agrupamientos delimitados traducen la influencia de la proximidad en la incidencia y difusión espacial de la pandemia. Los valores de autocorrelación obtenidos muestran que el alcance de la interdependencia espacial es relativamente limitado, pues la autocorrelación espacial desaparece hacia los 55 km, es decir, el contagio o la presencia de valores similares se reducen a áreas adyacentes durante dos o tres semanas. Excepcionalmente, la autocorrelación espacial se manifiesta hasta 150 km y durante 6-8 semanas, como en el episodio que afectó a las ZBS del este de la Comunidad (sectores sanitarios de Barbastro y Alcañiz) entre las semanas 01–08 de junio de 2020 y 13–20 de julio de 2020. Debe notarse que este brote coincidió con el fin del estado de alarma y el ascenso de los casos positivos de COVID-19, pero no con un máximo de casos, lo que refuerza el hecho de la fuerte concentración espacial de la incidencia de la COVID-19 en este sector durante estas semanas. Este clúster también fue identificado por otros métodos y ampliado con territorios de la vecina provincia de Lleida (Rosillo et al., 2021).

La movilidad cotidiana es un factor subyacente importante que explica la forma y tamaño de los agrupamientos identificados, especialmente los más grandes, tanto los que se caracterizan por valores Alto-Alto, como los formados por valores Bajo-Bajo. Los clústeres no suelen rebasar las áreas de movilidad cotidiana y cuando lo hacen, suelen extenderse siguiendo las principales

redes viales. Este hecho se puede observar en los mapas de las Figuras 6 y 7. Cabe añadir que las áreas de movilidad cotidiana están delimitadas, básicamente, por la distancia a los principales centros de atracción más que por la masa demográfica o económica de estos. El clúster mencionado del este de la Comunidad, caracterizado por elevados valores en el cuadrante Alto-Alto del diagrama de Moran (Zona Básica de Salud y zonas vecinas con tasas más altas que la media regional), se extiende por el territorio del área funcional de las ciudades de Barbastro y Monzón. El agrupamiento del sur de la Comunidad, también con altos valores de autocorrelación positiva, ocupa buena parte del área funcional de la ciudad de Teruel y otras ZBS atravesadas por la *autovía mudéjar*, que recorre el este de la provincia de Teruel en sentido norte-sur. Al oeste, el agrupamiento de ZBS con gran persistencia en el cuadrante Bajo-Bajo del diagrama de Moran (Zona Básica de Salud y zonas vecinas con tasas más bajas que la media regional) se extiende por buena parte del área funcional de Calatayud. La movilidad a larga distancia también ha desempeñado una función importante en la difusión de la COVID-19 entre espacios no contiguos (Velasco, 2021). Así, en varias ZBS de la ciudad de Zaragoza se registraron incrementos significativos de sus tasas a partir de la semana 12–19 de julio de 2020 debidas a desplazamientos de personas con COVID-19 desde el sector este de la Comunidad.

El origen y expansión de la COVID-19 se relacionan también con los modos de desarrollo de las actividades económicas y de las relaciones sociales en los diferentes espacios geográficos: rurales, intermedios o urbanos. En los primeros meses (marzo a junio de 2020) la pandemia avanzó desde el oeste hacia el este (semana del 15 de junio de 2020) durante el tiempo del primer confinamiento general de la población. Algunos brotes surgidos con el final de las restricciones, como el representado en la figura 7 se atribuyeron al trabajo en los sectores primario y agroindustrial (recogida de fruta, labores en granjas y mataderos) con alta proporción de mano de mano obra estacional y con dificultades inherentes a ciertas actividades para mantener medidas preventivas (orden SAN/477/2020, de 22 de junio, orden SAN/481/2020, de 23 de junio).

El desplazamiento espacial de las tasas de incidencia se ha registrado también en otros lugares, como en los estados brasileño, en los que ha tomado una dirección clara desde los espacios rurales hacia las ciudades (Castro et al., 2021). En Aragón, en cambio, se ha producido un balanceo del centro medio de las tasas hacia el que recoge el crecimiento alternante de casos en áreas periféricas situadas al este, sur y al norte de la comunidad autónoma.

Los valores del índice de autocorrelación espacial bivariada de Moran entre la población total y las tasas de incidencia permiten afirmar que durante la mayor parte de las semanas la variabilidad de la tasa de incidencia se relaciona con la estructura por edades de la población. En las ZBS más pobladas, es decir, las urbanas, las tasas de incidencia son más bajas que en las áreas vecinas, lo que refleja la mayor prevalencia de la infección en las personas de más edad (Gobierno de Aragón, n.d.-a). En este contexto, cabe señalar también que la ciudad de Barbastro muestra un comportamiento diferenciado de su entorno, del que destaca como una isla: sus valores no son significativos ni cuando las ZBS contiguas se sitúan en cuadrante del diagrama de Moran Alto-Alto (tasas de incidencia más elevadas que la media regional) ni cuando lo hacen en el Bajo-Bajo (tasas de incidencia más bajas que la media regional). La ciudad de Zaragoza está dividida en varias Zonas Básicas de Salud que reflejan el comportamiento fragmentado y diferenciado de los distintos sectores de la ciudad. No obstante, la dinámica espaciotemporal de la COVID-19 en la ciudad de Zaragoza debe estudiarse en el contexto del área metropolitana y con unidades espaciales de mayor resolución.

Las determinaciones de salud pública para contener la expansión de la COVID-19 han influido en la configuración y duración de los agrupamientos espaciales, en particular en los formados por ZBS con valores tasas de incidencia significativamente elevadas (cuadrante Alto-Alto). Las autoridades sanitarias han dictado abundantes órdenes en materia de salud pública con medidas para controlar la expansión de la pandemia que incluyen limitaciones de la movilidad en varias unidades territoriales, así como otras restricciones para el desarrollo de diversas actividades laborales y sociales (Gobierno de Aragón, n.d.-c). Los descensos bruscos de los valores del índice global I de Moran recogen, probablemente, la incidencia de estas medidas en la reducción de los clústeres de valores altos que, sin otros condicionantes, es muy probable que se hubiesen extendido más en el tiempo y en el espacio. La delimitación de agrupamientos espaciales a escala local y con gran resolución es muy útil para adoptar determinaciones de prevención y control de la pandemia (y de otras enfermedades) adecuadas a las condiciones específicas de cada territorio afectado.

Finalmente, se debe mencionar la notable resiliencia de varias ZBS contiguas del sector sanitario de Calatayud, que han mantenido tasas de incidencia más bajas que el promedio durante bastantes semanas consecutivas, aunque sus condiciones territoriales, demográficas y de actividad económica —también han recibido temporeros en el sector agrícola— son parecidas a las de otras áreas que han tenido tasas de incidencia por encima de la media.

Los datos utilizados contienen inexactitudes que pueden influir en la delimitación espacial y temporal de los patrones espaciales de la COVID-19: unas, derivan de los fallos de los métodos de detección de los afectados por COVID-19; otras, proceden del desfase, que puede ser de varios días, entre el momento de la detección de los casos positivos, el de comunicación a las autoridades sanitarias y de publicación. Estos sesgos son, con gran probabilidad, similares en el tiempo y en el territorio de la Comunidad, por lo que los resultados son comparables en el marco espaciotemporal del estudio.

6 Conclusiones

Los procedimientos de análisis espacial aplicado han revelado la existencia de patrones espaciotemporales de difusión de la COVID-19 en Aragón, difíciles de descubrir exclusivamente con representaciones cartográficas. Las sucesivas oleadas de la COVID-19 en el área de estudio no se han propagado de forma homogénea ni aleatoria, ni en el espacio ni en el tiempo. La incidencia de la pandemia muestra agrupamientos espaciales significativas de valores altos y bajos que emergen, se expanden y contraen hasta desaparecer y ser sustituidos por otros nuevos, que surgen en localizaciones aparentemente aleatorias. Esta dinámica local heterogénea produce, sin embargo, cierta regularidad cíclica de la organización espacial global: la autocorrelación espacial positiva crece hasta alcanzar los valores máximos cuando el número de casos es bajo y decrece, generalmente con más rapidez, cuando el número de casos se incrementa, hasta alcanzar valores propios de distribuciones espaciales aleatorias, desde donde se inicia un nuevo ciclo.

El modelo descrito se puede explicar como un proceso de difusión espacial en un medio geográfico heterogéneo, generado por tres mecanismos elementales. El primero, se corresponde con movimientos de población a corta distancia, propios de la movilidad cotidiana y muy condicionados por la proximidad y por la configuración de las redes viales; estos movimientos fundamentan la continuidad espacial de los agrupamientos con elevadas tasas de incidencia, así como sus formas irregulares. El segundo, se asocia con desplazamientos de población a larga distancia que facilitan el surgimiento de nuevos brotes infecciosos en lugares alejados del foco original e inician procesos de expansión; este modo de propagación no es estrictamente jerárquico, sino más bien propio de una organización de los asentamientos en red y no exento de componentes aleatorios. Finalmente, el tercero, las medidas de salud pública tomadas para contener la pandemia, se ha dirigido, principalmente, a limitar la acción de los dos mecanismos anteriores mediante restricciones de la movilidad y el incremento de la distancia

interpersonal. Con este modelo de difusión parece lógico que las determinaciones de salud pública serán más eficaces si se aplican a las áreas de movilidad cotidiana de un foco de infección en vez de a delimitaciones administrativas.

El conocimiento de la dinámica espacial y temporal de la COVID-19 es muy útil para disponer medidas de salud pública de prevención y control de la pandemia. Esta información permite organizar los recursos sanitarios, materiales y de personal, y establecer niveles de alerta y restricciones de forma más acorde con los eventos reales que las determinaciones tomadas con unidades administrativas (provincias, comarcas, municipios).

En relación con los resultados y métodos de este trabajo se propone el desarrollo de algunas líneas de investigación para ampliar el conocimiento sobre varios aspectos de la dinámica espaciotemporal de la COVID-19 de interés. Una, dirigida a la mejora del conocimiento sobre el tema, consiste en elaborar estudios con metodología y unidades de análisis similares en otros territorios para comparar el comportamiento espaciotemporal de la pandemia en espacios geográficos de diferentes características. Parece más adecuado delimitar estas áreas de estudio por criterios funcionales en vez de utilizar demarcaciones administrativas. Otras líneas de indagación producirían datos e información muy útiles en los dominios de gestión de la salud pública, como el análisis detallado de los efectos territoriales de las medidas de control de la pandemia o el estudio de la función de los distintos tipos de movilidad en el nacimiento y expansión de focos de infección. Finalmente, se plantea investigar los procesos específicos de incidencia y difusión de la pandemia en los espacios urbanos.

Agradecimientos: Este trabajo ha sido financiado por el Proyecto I+D+i concedido por el Ministerio de Ciencia e Innovación, titulado “La propagación espaciotemporal de la COVID-19 (Sars-CoV-2) en España y su relación multiescala con los patrones de movilidad cotidiana y vulnerabilidad sociodemográfica” (Ref. PID2020-115904RB-I00).

Declaración responsable: Los autores declaran que no existe ningún conflicto de interés con relación a la publicación de este artículo. Las tareas se han distribuido de la siguiente manera: el artículo ha sido coordinado por S. Escolano. Ambos autores han participado en la conceptualización, revisión bibliográfica, metodología y redacción del borrador inicial y final del texto, así como en la revisión de los aspectos formales. La preparación de la base de datos estuvo a cargo de J. A. Salvador; los análisis de datos y la cartografía han sido elaborados por S. Escolano.

Bibliografía

Abler, R., Adams, J.S., & Gould, P. (1971). *Spatial Organization. The geographer view of the world*. Prentice-Hall.

Aleta, A., & Moreno, Y. (2020). Evaluation of the potential incidence of COVID-19 and effectiveness of containment measures in Spain: a data-driven approach. *BMC Medicine*, 18(1), 157. <https://doi.org/10.1186/s12916-020-01619-5>

Andrés López, G., Herrero Luque, D., & Martínez Arnaiz, M. (2021). Cartographies on COVID-19 and functional divisions of the territory: an analysis on the evolution of the pandemic based on Basic Health Areas (BHA) in Castile and Leon (Spain). *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles*, (91). <https://doi.org/10.21138/bage.3153>

Anselin, L. (1995). Local Indicators of Spatial Association-LISA. *Geographical Analysis*, 27(2), 93-115. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x>

Anselin, L. (2020). *Documentation / GeoDa on Github / GeoDa Workbook*. <https://geodacenter.github.io/documentation.html>

Anselin, L. (2021). *GeoDa (Tm) (1.20.)*. <https://geodacenter.github.io/>

Anselin, L., Lozano, N., & Koschinsky, J. (2006). *Rate Transformations and Smoothing (Report)*. University of Illinois. <https://es.scribd.com/document/78952443/Anselin-Smoothing-06>.

Aragón Open Data (n.d.). <https://opendata.aragon.es/datos/catalogo/dataset/publicaciones-y-anuncios-relacionados-con-el-coronavirus-en-aragon>

Aràndiga, F., Baeza, A., Cordero-Carrión, I., Donat, R., Martí, M. C., Mulet, P., & Yáñez, D. F. (2020). A Spatial-Temporal Model for the Evolution of the COVID-19 Pandemic in Spain Including Mobility. *Mathematics*, 8(10), 1677. <https://doi.org/10.3390/math8101677>

Briz-Redón, Á., & Serrano-Aroca, Á. (2020). A spatio-temporal analysis for exploring the effect of temperature on COVID-19 early evolution in Spain. *The Science of the Total Environment*, 728, 138811. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.138811>

Bryant, P., & Elofsson, A. (2020). Estimating the impact of mobility patterns on COVID-19 infection rates in 11 European countries. *PeerJ*, 8, e9879. <https://doi.org/10.7717/peerj.9879>

Castro, M. C., Kim, S., Barberia, L., Ribeiro, A. F., Gurzenda, S., Ribeiro, K. B., Abbott, E., Blossom, J., Rache, B., & Singer, B. H. (2021). Spatiotemporal pattern of COVID-19 spread in Brazil. *Science*, 372(6544), 821-826. <https://doi.org/10.1126/science.abh1558>

- Cos, O. de, Castillo, V., & Cantarero, D. (2020). Facing a Second Wave from a Regional View: Spatial Patterns of COVID-19 as a Key Determinant for Public Health and Geoprevention Plans. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(22), 8468. <https://doi.org/10.3390/ijerph17228468>
- Coura-Vital, W., Cardoso, D.T., Ker, F.T.O., Magalhães, F. do C., Bezerra, J.M. T., Viegas, A.M., Morais, M.H.F., Bastos, L.S., Reis, I. A., Carneiro, M., & Barbosa, D.S. (2021). Spatiotemporal dynamics and risk estimates of COVID-19 epidemic in Minas Gerais State: analysis of an expanding process. *Revista Do Instituto de Medicina Tropical de Sao Paulo*, 63, e21. <https://doi.org/10.1590/S1678-9946202163021>
- Cromley, E. K., & McLafferty, S. (2002). *GIS and public health*. Guilford Press. <http://www.loc.gov/catdir/toc/fy031/2001054821.html>
- de Cos Guerra, O., Castillo Salcines, V., & Cantarero Prieto, D. (2021). Data mining and socio-spatial patterns of COVID-19: geo-prevention keys for tackling the pandemic. *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles*, (91). <https://doi.org/10.21138/bage.3145>
- Elliott, P., & Wartenberg, D. (2004). Spatial Epidemiology: Current Approaches and Future Challenges. *Environmental Health Perspectives*, 112(9), 998-1006. <https://doi.org/10.1289/ehp.6735>
- Fatima, M., O'Keefe, K. J., Wei, W., Arshad, S., & Gruebner, O. (2021). Geospatial Analysis of COVID-19: A Scoping Review. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(5), 2336. <https://doi.org/10.3390/ijerph18052336>
- Fernández García, F., Herrera Arenas, D., & Fernández Bustamante, C. (2021). Dimensión temporal y territorial de la pandemia COVID-19 en Asturias. *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles*, (91). <https://doi.org/10.21138/bage.3147>
- Franch-Pardo, I., Desjardins, M. R., Barea-Navarro, I., & Cerdà, | Artemi. (2021). A review of GIS methodologies to analyze the dynamics of COVID-19 in the second half of 2020. *Transactions in GIS*, 00, 1-49. <https://doi.org/10.1111/tgis.12792>
- Franch-Pardo, I., Napoletano, B.M., Rosete-Verges, F., & Billa, L. (2020). Spatial analysis and GIS in the study of COVID-19. A review. *Science of The Total Environment*, 739, 140033. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.140033>

Gaynor, T.S., & Wilson, M. E. (2020). Social Vulnerability and Equity: The Disproportionate Impact of COVID. *Public Administration Review*, 80(5), 832-838. <https://doi.org/10.1111/puar.13264>

Gobierno de Aragón (2020, June 22). Orden SAN/477/2020, de 22 de junio, por la que se adoptan medidas especiales en materia de salud pública para la contención del brote epidémico de la pandemia COVID-19 en las Comarcas de la Litera, Cinca Medio y Bajo Cinca. <https://www.aragon.es/-/ordenes-del-departamento-de-sanidad-2020>

Gobierno de Aragón (2020, June 23). Orden SAN/481/2020, de 23 de junio, por la que se adoptan medidas especiales en materia de salud pública para la contención del brote epidémico de la pandemia COVID-19 en la Comarca de Bajo Aragón-Caspe/Baix Aragó-Casp. <https://www.aragon.es/-/ordenes-del-departamento-de-sanidad-2020>

Gobierno de Aragón (n.d.-a). Aragón. Casos confirmados de COVID-19. <https://datacovid.salud.aragon.es/covid/>

Gobierno de Aragón (n.d.-b). Aragón Open Data. Aragón: Datos y cifras sobre el Coronavirus. <https://opendata.aragon.es/Datos/Catalogo/Dataset/Publicaciones-y-Anuncios-Relacionados-Con-El-Coronavirus-En-Aragon>

Gobierno de Aragón (n.d.-c). Órdenes del Departamento de Sanidad 2020-2022. <https://www.aragon.es/-/ordenes-del-departamento-de-sanidad-2020>

Gross, B., & Havlin, S. (2020). Epidemic spreading and control strategies in spatial modular network. *Applied Network Science*, 5(1), 95. <https://doi.org/10.1007/s41109-020-00337-4>

Hägerstrand, T. (1952). The propagation of innovation waves. *Lund Studies in Geography, Serie B*, 4, 1-20.

Huang, Z. (2021). Spatiotemporal Evolution Patterns of the COVID-19 Pandemic Using Space-Time Aggregation and Spatial Statistics: A Global Perspective. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 10(8), 519. <https://doi.org/10.3390/ijgi10080519>

Instituto Geográfico de Aragón (IGEAR) (n.d.). <https://idearagon.aragon.es/descargas.jsp>

Jia, P., & Yang, S. (2020). Time to spatialise epidemiology in China. *The Lancet Global Health*, 8(6), e764-e765. [https://doi.org/10.1016/S2214-109X\(20\)30120-0](https://doi.org/10.1016/S2214-109X(20)30120-0)

- Jiang, J., & Luo, L. (2020). Influence of population mobility on the novel coronavirus disease (COVID-19) epidemic: based on panel data from Hubei, China. *Global Health Research and Policy*, 5(1). <https://doi.org/10.1186/s41256-020-00151-6>
- Kirby, R.S., Delmelle, E., & Eberth, J.M. (2017). Advances in spatial epidemiology and geographic information systems. *Annals of Epidemiology*, 27(1), 1-9. <https://doi.org/10.1016/j.annepidem.2016.12.001>
- Kulldorff, M. (1997). A spatial scan statistic. *Communications in Statistics: Theory and Methods*, 26, 1481-1496.
- Li, Y., Li, M., Rice, M., Zhang, H., Sha, D., Li, M., Su, Y., & Yang, C. (2021). The Impact of Policy Measures on Human Mobility, COVID-19 Cases, and Mortality in the US: A Spatiotemporal Perspective. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(3). <https://doi.org/10.3390/ijerph18030996>
- Lu, R., Zhao, X., Li, J., Niu, P., Yang, B., Wu, H., Wang, W., Song, H., Huang, B., Zhu, N., Bi, Y., Ma, X., Zhan, F., Wang, L., Hu, T., Zhou, H., Hu, Z., Zhou, W., Zhao, L., ... Tan, W. (2020). Genomic characterisation and epidemiology of 2019 novel coronavirus: implications for virus origins and receptor binding. *The Lancet*, 395(10224), 565-574. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(20\)30251-8](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(20)30251-8)
- Meliker, J. R., & Sloan, C. D. (2011). Spatio-temporal epidemiology: Principles and opportunities. *Spatial and Spatio-Temporal Epidemiology*, 2(1), 1-9. <https://doi.org/10.1016/j.sste.2010.10.001>
- Méndez, R. (2020). *Sitiados por la pandemia. Del colapso a la reconstrucción: apuntes geográficos*. Revives. <http://revives.es/publicaciones/>
- Miramontes Carballada, Á., & Balsa-Barreiro, J. (2021). Territorial impact of the COVID-19 pandemic in Galicia (Spain): a geographical approach. *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles*, (91). <https://doi.org/10.21138/bage.3157>
- Mo, C., Tan, D., Mai, T., Bei, C., Qin, J., Pang, W., & Zhang, Z. (2020). An analysis of spatiotemporal pattern for COVID-19 in China based on space-time cube. *Journal of Medical Virology*, 92(9), 1587-1595. <https://doi.org/10.1002/jmv.25834>
- Moran, P. A. P. (1948). The Interpretation of Statistical Maps. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 10(2), 243-251.

- Odland, J. (2020). *Spatial Autocorrelation* (G.I. Thrall, Ed.). WVU Research Repository. https://researchrepository.wvu.edu/rri-web-book/?utm_source=researchrepository.wvu.edu%2Frri-web-book%2F20&utm_medium=PDF&utm_campaign=PDFCoverPages
- Ord, J.K., & Getis, A. (1995). Local Spatial Autocorrelation Statistics: Distributional Issues and an Application. *Geographical Analysis*, 27(4), 286-306. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00912.x>
- Perez-Bermejo, M., & Murillo-Llorente, M.T. (2020). The Fast Territorial Expansion of COVID-19 in Spain. *Journal of Epidemiology*, 30(5), 236. <https://doi.org/10.2188/jea.E20200123>
- Perles, M.-J., Sortino, J.F., & Mérida, M.F. (2021). The Neighborhood Contagion Focus as a Spatial Unit for Diagnosis and Epidemiological Action against COVID-19 Contagion in Urban Spaces: A Methodological Proposal for Its Detection and Delimitation. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(6), 3145. <https://doi.org/10.3390/ijerph18063145>
- Roques, L., Bonnefon, O., Baudrot, V., Soubeyrand, S., & Berestycki, H. (2020). A parsimonious model for spatial transmission and heterogeneity in the COVID-19 propagation. *Royal Society Open Science*, 7(12). <https://doi.org/10.1098/rsos.201382>
- Rosillo, N., Del-Águila-Mejía, J., Rojas-Benedicto, A., Guerrero-Vadillo, M., Peñuelas, M., Mazagatos, C., Segú-Tell, J., Ramis, R., & Gómez-Barroso, D. (2021). Real time surveillance of COVID-19 space and time clusters during the summer 2020 in Spain. *BMC Public Health*, 21(1), 961. <https://doi.org/10.1186/s12889-021-10961-z>
- Salvador, C. E., Berg, M. K., Yu, Q., San Martin, A., & Kitayama, S. (2020). Relational Mobility Predicts Faster Spread of COVID-19: A 39-Country Study. *Psychological Science*, 31(10), 1236-1244. <https://doi.org/10.1177/0956797620958118>
- Shi, W., Tong, C., Zhang, A., Wang, B., Shi, Z., Yao, Y., & Jia, P. (2021). An extended Weight Kernel Density Estimation model forecasts COVID-19 onset risk and identifies spatiotemporal variations of lockdown effects in China. *Communications Biology*, 4(1), 126. <https://doi.org/10.1038/s42003-021-01677-2>
- Sigler, T., Mahmuda, S., Kimpton, A., Loginova, J., Wohland-Jakhar, P., Charles-Edwards, E., & Corcoran, J. (2021). *The Socio-Spatial Determinants of COVID-19 Diffusion: The Impact of*

Globalisation, Settlement Characteristics and Population. Globalization and Health, 17(56). <https://doi.org/10.1186/s12992-021-00707-2>

Souris, M. (2019). *Épidémiologie et géographie, principes, méthodes et outils de l'analyse spatiales*. ISTE Editions Ltd.

Souza, C.D.F. de, Paiva, J.P.S. de, Leal, T.C., Silva, L.F. da, & Santos, L.G. (2020). Spatiotemporal evolution of case fatality rates of COVID-19 in Brazil, 2020. *Jornal brasileiro de pneumologia: publicacao oficial da Sociedade Brasileira de Pneumologia e Tisiologia*, 46(4), e20200208. <https://doi.org/10.36416/1806-3756/e20200208>

Tobler, W. (1970). A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. *Economic Geography*, 46(2), 234-240.

Tobler, W. (1984). Applications of image processing techniques to map processing. In K. Brassel (Ed.), *Proceedings of the international symposium on spatial data handling* (pp. 140-144). Geograph. Inst., Abt. Kartographie/EDV.

Velasco, J.L. (2021, April 14). El "efecto autovía" o como las carreteras transmiten el virus por Aragón. *Heraldo de Aragón*. <https://www.heraldo.es/noticias/aragon/2021/04/14/el-efecto-autovia-o-como-las-carreteras-transmiten-el-virus-por-aragon-1484576.html>

Zhu, D., Ye, X., & Manson, S. (2021). Revealing the spatial shifting pattern of COVID-19 pandemic in the United States. *Scientific Reports*, 11(1), 8396. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-87902-8>