

ARTÍCULO DE INVESTIGACIÓN

≡ Análisis espaciotemporal de la incidencia de COVID-19 en México para la identificación de oleadas de contagios

 **Juan Manuel Núñez Hernández**

Centro Transdisciplinar Universitario para la Sustentabilidad, Universidad Iberoamericana Ciudad de México, México; juan.nunez@ibero.mx

 **Abraham Moisés Reyes Luna**

Departamento de Economía, Universidad Iberoamericana Ciudad de México, México; abraham.reyes@ibero.mx

 **Gabriela Quiroz Cazarez**

Centro de Investigación en Ciencias de Información Geoespacial, Sistema Nacional de Centros de Investigación CONAHCYT; gquiroz@centrogeo.edu.mx

 **José Mauricio Galeana Pizaña**

Centro de Investigación en Ciencias de Información Geoespacial, Sistema Nacional de Centros de Investigación CONAHCYT; gquiroz@centrogeo.edu.mx

Recepción: 06 de mayo, 2022

Aceptación: 31 de agosto, 2023

Doi: <https://doi.org/10.36677/qret.v26i1.18454>

Resumen: El objetivo principal de este estudio es el análisis de los patrones espacio-temporales del COVID-19 en México para la identificación de oleadas de contagios y para ampliar la investigación acerca de las consecuencias de la pandemia. Mediante el uso de Sistemas de Información Geográfica (SIG), se realizó un análisis de agrupamiento espaciotemporal durante año y medio desde el inicio de los contagios hasta la vacunación de dosis completa a la población mayor de 40 años. El modelo implementado recoge características sociales a nivel municipal, datos de contagios semanales, y considera la accesibilidad y capacidad de gestión local. Los resultados confirman cambios en los regímenes espaciales entre las tres olas de propagación identificadas. La evidencia podría ser de ayuda para que los interesados realicen evaluaciones adecuadas de las estrategias de salud seguidas por las autoridades durante el periodo de mayor emergencia sanitaria en México.

Palabras clave: agrupamiento espaciotemporal, oleadas de la enfermedad por COVID-19, México, sistemas de información geográfica



RESEARCH SCIENTIFIC ARTICLES



Spatiotemporal analysis of the incidence of COVID-19 in Mexico to identify waves of contagion



Juan Manuel Núñez Hernández

Centro Transdisciplinar Universitario para la Sustentabilidad, Universidad Iberoamericana Ciudad de México, México; juan.nunez@ibero.mx



Abraham Moisés Reyes Luna

Departamento de Economía, Universidad Iberoamericana Ciudad de México, México; abraham.reyes@ibero.mx



Gabriela Quiroz Cazarez

Centro de Investigación en Ciencias de Información Geoespacial, Sistema Nacional de Centros de Investigación CONAHCYT; gquiroz@centrogeo.edu.mx



José Mauricio Galeana Pizaña

Centro de Investigación en Ciencias de Información Geoespacial, Sistema Nacional de Centros de Investigación CONAHCYT; gquiroz@centrogeo.edu.mx

Doi: <https://doi.org/10.36677/qret.v26i1.18454>

Abstract: The main objective of this paper is the analysis of the spatio-temporal patterns of COVID-19 in Mexico to identify waves of infections and to expand research on the consequences of the pandemic. Using Geographic Information Systems (GIS), a spatio-temporal clustering analysis was carried out for a year and a half from the beginning of the infections until the full-dose vaccination of the population over 40 years of age. The implemented model collects social characteristics at the municipal level, weekly infection data, and considers accessibility and local management capacity. The results confirm changes in the spatial regimes between the three waves of propagation identified. The evidence could be helpful for interested parties to carry out adequate evaluations of the health strategies followed by authorities during the highest health emergency in Mexico.

Keywords: Spatiotemporal grouping analysis, waves of COVID-19 disease, Mexico, geographic information systems.



Introducción

La enfermedad COVID-19, causada por el virus SARS-CoV-2, provocó la declaración de una pandemia por la Organización Mundial de la Salud (OMS) a principios del 2020. Se propagó a más de 200 países y territorios que reportaron 231 millones de casos confirmados (Johns Hopkins Coronavirus Resource Center, 2021). Esta diseminación fue resultado de una alta proporción de infecciones letales, moderadas e incluso asintomáticas que limitaron la movilidad. Como consecuencia, los ámbitos sociales y económicos de miles de personas alrededor del mundo se vieron afectados.

En México, el primer caso diagnosticado de infección importado se presentó el 28 de febrero del 2020, iniciándose con ello la Fase 1 de la estrategia contra el COVID-19. Cuatro semanas después, el 24 de marzo, el Gobierno Federal anunció el inicio formal de la Fase 2 que, en términos prácticos, significó el reconocimiento de casos de personas contagiadas por transmisión local, es decir, adquiridos por una fuente interna (Patiño y Cruz, 2020). Durante la primera fase, en medio de un confinamiento riguroso, la alta incidencia de casos graves estaba vinculada con la existencia de territorios diferenciados y con grupos vulnerables caracterizados por carencias sociales y de salud (Suárez, *et al.*, 2020; Núñez *et al.*, 2021).

Hacia finales de agosto de 2020, se había alcanzado un escenario catastrófico de 60 000 muertes por COVID-19 (Hernández, 2021). En ese momento, denominado por las autoridades de salud como la nueva normalidad, México era el tercer país con más defunciones reportadas en todo el planeta después de Brasil y Estados Unidos, y el cuarto país con mayor exceso de mortalidad por todas las causas después de Italia y Reino Unido (Institute for Global Health Sciences, 2021).

Finalmente, durante un nuevo intento de renovación de la normalidad de la vida cotidiana surgió en México la Tercera Ola. El rebrote epidémico fue encabezado por la variante Delta (López, Espinoza, Dabanch y Cruz, 2021). Dicho resurgimiento ocasionó que muchas personas ya vacunadas con ambas dosis contra el SARS-CoV-2 se contagiaran. Inicialmente, el virus se propagó a múltiples habitantes en por lo menos ocho entidades del país como Hidalgo, Sonora, Guerrero, Michoacán, Nuevo León, Baja California, Yucatán, Ciudad de

México y Nayarit (Esteinou, 2021). Hasta el 23 de septiembre de 2021, México confirmó 3 608 976 casos y 274 139 defunciones.

El propósito de este trabajo es analizar el comportamiento espacio-temporal de la pandemia del COVID-19 en México. Para ello, se realizó un análisis de agrupamiento espacial durante 78 semanas epidemiológicas: de febrero del 2020 a agosto del 2021. La elección de este periodo de tiempo corresponde al inicio de los contagios en México hasta el momento en el que se vacunó con dosis completa a: personal de salud de primera línea de atención y a los restantes; personas mayores de 60 años; personas de 50 a 59 años; embarazadas de 18 años y más; personal educativo y adultos de 40 a 49 años; de acuerdo con la estrategia de priorización para la vacunación (Grupo Técnico Asesor de Vacunación COVID-19, 2020).

El método empleado permitió identificar patrones y variaciones espacio-temporales de los efectos del COVID-19 a través del reconocimiento de clústeres naturales en los datos de contagios semanales por cada 10 000 habitantes, y a partir de la accesibilidad a localidades, del rezago social y de las capacidades de las administraciones públicas municipales.

Comprender cómo se propaga el COVID-19 por un territorio es importante, pues de esta forma es posible reconocer covariables, modelar el comportamiento de la epidemia y tomar decisiones informadas (Mas, 2021). Entre los aspectos reportados en la evaluación de la distribución espaciotemporal de la enfermedad en México se encuentran los siguientes: distribución geográfica de la población y su densidad; movilidad y transporte; medidas de control y respuesta de la autoridad; capacidad hospitalaria y recursos médicos; factores socioeconómicos y adherencia a las pautas de prevención por parte de la población (Mas y Pérez-Vega, 2021).

Anteriormente, ya se ha utilizado información pública disponible para detectar clústeres espacio-temporales de COVID-19 en otros países (Greene *et al.*, 2021; Ballesteros, Salazar, Sánchez y Bolanos, 2020). En esta investigación se analizan los efectos del comportamiento espacio-temporal del COVID-19 en los municipios de México con el propósito de reconocer oleadas de contagio que puedan ser utilizadas para evaluar las estrategias de salud implementadas por las autoridades nacionales.

El artículo está estructurado en cuatro partes: la introducción, la cual incluye de manera general los antecedentes del COVID-19 en México durante el último año y medio y el objetivo. Posteriormente, se encuentran el sustento teórico del análisis de agrupamiento espacio-temporal y la metodología que presenta la selección de los datos. Después, con un enfoque en las fechas y en los territorios con mayor vulnerabilidad, se exponen los resultados que incluyen la identificación de patrones espacio-temporales de la pandemia y la descripción de los efectos espaciales de las tres olas. Para cerrar, en la conclusión se presentan las consideraciones más importantes.

Metodología

Método de agrupamiento espacial

El aprendizaje automático ha sido un componente central del análisis espacial en SIG cuya intersección con la Inteligencia Artificial (IA) está creando oportunidades de análisis masivo que antes no eran posibles (Abdalla y Esmail, 2019). El agrupamiento puede considerarse el problema de aprendizaje no supervisado más importante y, como en cualquier cuestión de este tipo, se trata de encontrar una estructura en una colección de datos sin etiquetar (Madhulatha, 2011). Por lo tanto, la elección del algoritmo de agrupamiento depende tanto del tipo de datos disponibles como del propósito y aplicación particulares (Xu y Tian, 2015).

El análisis de agrupamiento incluye una amplia gama de algoritmos que permiten encontrar grupos basados en uno o más atributos, distintas ubicaciones o una combinación de ambos (Bennett y Pobuda, 2017). Principalmente, pueden clasificarse en métodos de partición, jerárquicos, y basados en densidad, cuadrículas y modelos (Rokach y Maimon, 2005). No obstante, algunos algoritmos integran ideas de varias categorías, por lo que es difícil clasificarlos en una sola (Madhulatha, 2011).

Los algoritmos de partición se basan en especificar, primero, un número inicial de grupos para después reasignarles objetos de forma iterativa con el fin de lograr la convergencia. Normalmente requieren que el usuario preestablezca la cantidad de clústeres. Para conseguir la optimización global es necesario un proceso de enumeración exhaustivo de todas las particiones posibles. Como esto no es factible, se utilizan ciertas heurísticas para reubicar, iterativamente, puntos entre los k grupos (Rokach y Maimon, 2005).

Este tipo de análisis se ha aplicado al turismo (Ruda, 2016), al estudio de tornados (Moore y Dixon, 2015), a la delimitación de zonas de tráfico vehicular en áreas urbanas (Weerasinghe y Bandara, 2019), y al agrupamiento de enfermedades transmisibles. En México ha sido empleado particularmente para identificar patrones espaciales y para caracterizar los efectos de la letalidad por COVID-19 (Núñez *et al.*, 2021).

En el presente trabajo se recurre al análisis de agrupamiento espacial en ArcGIS que utiliza un algoritmo de partición k -medias. Dado que la mayoría de las variables consideradas son datos numéricos y no categóricos, el algoritmo es aplicable para agrupar datos visibles por municipio (Mo y Zhao, 2022).

Para determinar adecuadamente los k grupos se calculó la pseudo estadística F (Ruda, 2016). La cual se refiere a la relación de dos tipos de varianzas: una entre los conglomerados y otra dentro de ellos, donde “ k ” indica el número de conglomerados en cualquier paso y “ N ” el de las observaciones (Wilkinson *et al.*, 2004). Los valores grandes de pseudo F , específicamente los picos en su estadística, denotan grupos cohesivos y separados (Yan Wang, Yue y Qu, 2019). Para

el estudio SIG, primero se ejecutó pseudo F estático y luego se utilizó el valor pseudo F más grande como la cifra de grupos de k-medias.

El análisis de agrupamiento buscará una solución en la que todas las entidades dentro de cada grupo sean lo más parecidas, y en la que los grupos sean tan diferentes como sea posible. La similitud se basa en el conjunto de atributos seleccionados; también pueden incorporar de manera opcional las propiedades espaciales o espaciotemporales. La herramienta proporciona valores R^2 para cada atributo, los cuales, mientras mayor valor tengan, mayor discriminación tendrán en las características (Moore y Dixon, 2015).

Para analizar el comportamiento espacio temporal de la pandemia del COVID-19 en México se identificaron, durante 78 semanas epidemiológicas, municipios espacialmente cercanos con características similares. Se utilizó el algoritmo de valores k-medias, implementado el programa ArcGIS Desktop 10.8, el cual se aplica preferentemente para conjuntos de datos grandes (Kaundinya, Balachandra, Ravindranath, y Ashok, 2013).

Se utilizaron cinco variables con atributos para la capa de 2 457 municipios en México; las cuales fueron: tasa máxima de contagio semanal por cada 100 000 habitantes, la semana epidemiológica en la que se presenta el valor mayor de contagios, e índices de rezago social, de capacidades funcionales y de accesibilidad compuesto. Por último, la eficacia del agrupamiento se midió mediante la pseudoestadística F cuyos valores más grandes indican soluciones que funcionan mejor para optimizar tanto las similitudes dentro del grupo como las diferencias entre ellos (Yan *et al.*, 2019).

Selección de variables

A partir del llamado de la OMS sobre la existencia de un nuevo coronavirus capaz de infectar a la especie humana, las autoridades sanitarias de México iniciaron la evaluación de riesgos y monitoreo de eventos vinculados a este agente patógeno. Con el propósito de facilitar a los usuarios el acceso, uso, reutilización y redistribución de información referente a los casos de COVID-19 se estableció, mediante el decreto publicado en el *Diario Oficial de la Federación* el 20 de febrero del 2020, la regulación en materia de Datos Abiertos de la Dirección General de Epidemiología con base en los ordenamientos aplicables en dicha materia (Secretaría de Salud, 2020). Con ello, México se convirtió en uno de los primeros países que transparentaban su estadística oficial sobre el desarrollo de la pandemia asumiendo los criterios de cómputo y de registro establecidos por la OMS (De la Peña, 2021).

Esta base de datos abarca casos positivos, activos, recuperados y sospechosos, además de su clasificación conforme a variables demográficas y sobre ubicación geográfica (entidad federativa de nacimiento y de detección de cada

caso y la entidad y municipio de residencia actual). Asimismo, ofrece las fechas georreferenciadas de la última actualización de reportes de ingreso a la unidad de atención médica, de la aparición de síntomas y, en su caso, del deceso para cada registro (Secretaría de Salud, 2020).

Para la realización de este trabajo se utilizaron datos diarios de contagio, agrupados a nivel municipal, desde el 18 de febrero del 2020 al 28 de agosto del 2021. A partir de ellos se obtuvo la tasa máxima de contagio semanal por cada 100 000 habitantes y la semana epidemiológica con más contagios.

También, se retomaron los datos a nivel municipal del Índice de Rezago Social (IRS) publicado por Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (Coneval) para el año 2020. Es una medida en la que un solo índice agrega variables de educación, y de acceso a servicios básicos, de salud, a calidad y a espacio de vivienda (Coneval, 2020). Se trata de un índice dirigido a examinar especialmente la desigualdad de coberturas sociales que subsisten en el territorio nacional. Recientemente, el IRS ha sido considerado para estudiar su impacto en la tasa de contagios y muertes causados por COVID19 a nivel municipal en México mediante la aplicación de redes neuronales artificiales.

Adicionalmente, se contempló el Índice de Capacidades Funcionales Municipales (ICFM), publicado por el Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD), como parte del informe sobre el índice de Desarrollo Humano (IDH), y para evaluar las capacidades municipales. Esto con el fin de documentar su avance progresivo y su interrelación con el desarrollo humano y con los indicadores relativos al logro de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) en cada municipio (PNUD, 2019).

El ICFM mide el grado de desarrollo de cinco capacidades de las administraciones públicas municipales del país (involucrar actores relevantes, diagnosticar, formular políticas y estrategias, presupuestar, gestionar e implementar, y evaluar). De esta forma, se muestran las desigualdades en las capacidades de cada entidad federativa, y se documenta su avance progresivo y su interrelación con el desarrollo humano y con los indicadores relativos al logro de los ODS en beneficio de sus habitantes.

Por un lado, un índice alto de capacidades institucionales expresa los esfuerzos de gobiernos por profesionalizar su desempeño y por promover mayor corresponsabilidad entre éstos y sus habitantes; ambas son condiciones que estimulan la inversión y la generación de riqueza municipal. Por otro, un índice bajo refleja limitaciones en las competencias de los equipos de gobierno y en la sociedad, además de falta de reglas e incentivos para colaborar y generar valor (Huerta y Vanegas, 2020).

Finalmente, se estimó una medición de la accesibilidad utilizando el Modelo de superficie de costo de tiempo de viaje (Frakes, Flowe y Sherrill, 2015) con productos de información geoespacial como el Continuo de Elevación Mexicano 3.0

(INEGI, 2012), la Red Nacional de Carreteras 2016 (INEGI, Instituto Mexicano del Transporte, Secretaría de Comunicaciones y Transportes, 2017), la Serie VI LUVC (INEGI, 2016), y el Conjunto de Datos Vectoriales de Información Topográfica Digital Serie IV, escala 1: 250000 (INEGI, 2015).

Los supuestos para este cálculo son que las personas inician sus viajes desde sus localidades en automóvil, a través de la red de carreteras, a la velocidad especificada para cada segmento. A su vez, el traslado está ponderado por dos factores de fricción: uno asociado a la pendiente, lo cual reduce la velocidad de manera no lineal, y otro al tráfico en áreas urbanas. A veces continúan sus viajes caminando (Brezzi, Dijkstra y Ruiz, 2011).

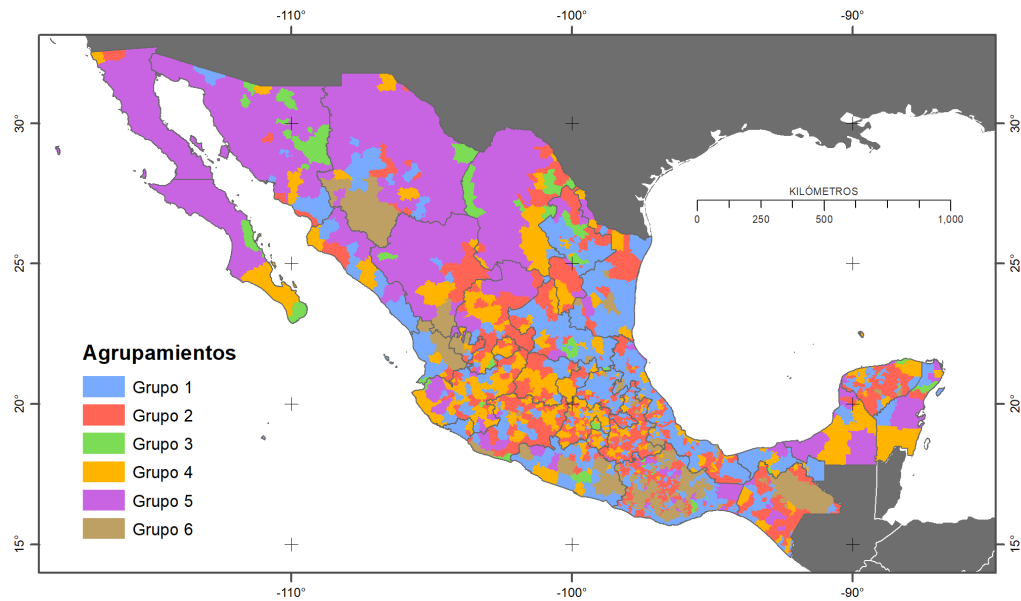
La velocidad al caminar también está ponderada por factores de fricción asociados con la cobertura del suelo y los arroyos. Como resultado, los tiempos de viaje están basados en una disposición más sistémica de seis clases de tamaño de localidad dependiendo de los habitantes: i) 20 o más, ii) 100, iii) 500, iv) 2500, v) 10 000, y vi) 50 000. Esto promueve un índice compuesto por una distribución más parsimoniosa del gradiente de accesibilidad entre localidades de diferente tamaño de población.

Resultados

Patrones espacio-temporales de la pandemia en México

El resultado del análisis de agrupamiento espacio-temporal generó una nueva clase de entidad de salida que contiene los campos de las 5 variables más un nuevo campo de número entero que identifica a qué grupo pertenece cada uno de los 2 457 municipios de México. De acuerdo con la metodología propuesta, al verificar los valores pseudo estadísticos F más grandes, que indican mejores soluciones para maximizar tanto las similitudes dentro del grupo como las diferencias entre ellos, seis fue el número de agrupamientos que se asoció con el mayor valor del pseudo estadístico F (figura 1).

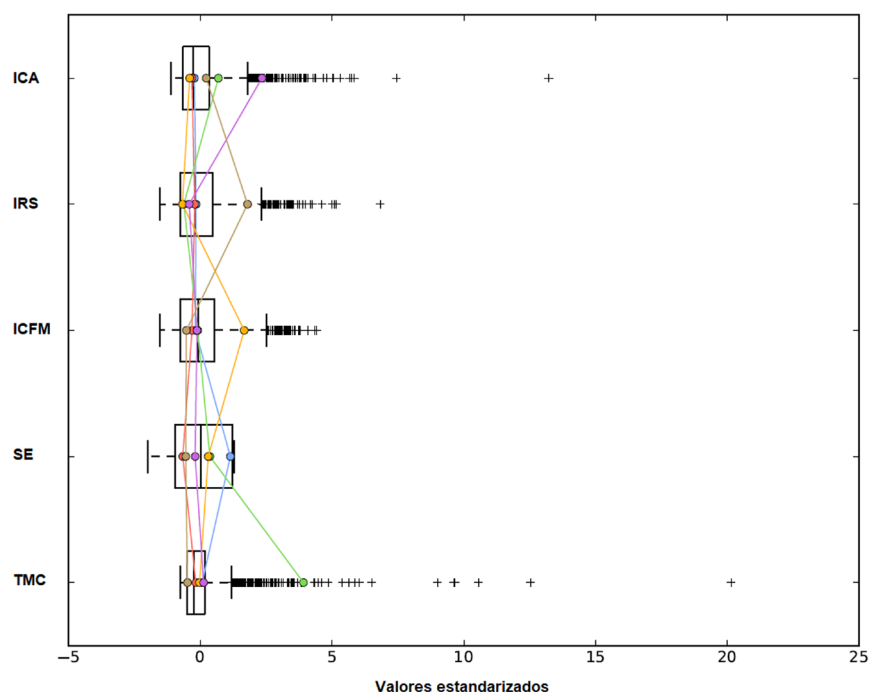
Figura 1. Agrupamiento espacio-temporal de la incidencia de COVID-19 en México



Fuente: elaboración propia

Este arreglo de variables espacio-temporales explica 53.3% de la varianza total de los datos. Dicho umbral se interpreta similarmente al coeficiente de determinación ($r^2 = 0.5325$) que se encuentra dentro de la categoría de correlación positiva aceptable (Armitage y Berry, 1997). Este valor es apenas menor al presentado por Núñez *et al.* (2021), quienes realizaron un análisis de agrupamiento espacial para identificar patrones espaciales y caracterizar los efectos de la letalidad por COVID-19 en México para cuatro variables y el mismo número de municipios.

El análisis del diagrama de caja (figura 2), paralelo a las 5 variables, documenta las características clave para la descripción de cada grupo.

Figura 2. Diagrama de caja paralelo de variables empleadas para el agrupamiento espacial

Fuente: elaboración propia

La variable de rezago social tiene el valor R^2 más alto (0.6026), lo que indica la influencia más efectiva de todas las variables empleadas en el análisis de agrupamiento espacio-temporal de la incidencia de Covid-19 en México (cuadro 1)

Cuadro 1. Estadísticas de variables empleadas en el análisis de agrupamiento espacial

Variable	Unidad	Prom.	(SD)	Mín.	Máx.	R^2
Tasa Máxima de Contagios por cada 100 000 habitantes (TMC)	Contagios por cada 100 000 habitantes	114.8	151.0	0.0	3157.9	0.5043
Semana epidemiológica en la que se presenta el valor máximo de contagios (SE)	Semanas epidemiológicas	47.7	23.4	0	78	0.5386

Variable	Unidad	Prom.	(SD)	Mín.	Máy.	R ²
Índice de Rezago Social (IRS)	Sin unidad	-0.0015	1.0008	-1.5501	6.8271	0.6026
Índice de Capacidades Funcionales Municipales (ICFM)	Sin unidad	0.2245	0.1448	0.0000	0.8630	0.5071
Índice de Accesibilidad Compuesto (IAC)	Minutos	64.3	55.9	1.9	804.1	0.5100

Fuente: elaboración propia

Al respecto, diversas investigaciones coinciden en señalar que los impactos diferenciados regionalmente de la COVID-19 se deben a las condiciones socioeconómicas (Garay y Calderón, 2021). Dentro de los indicadores de carencias sociales asociados al rezago social se encuentra el distanciamiento físico en los hogares con espacios reducidos —sobre todo cuando un familiar está enfermo—, las condiciones de los materiales de vivienda, la disponibilidad de servicios de agua y la carencia de acceso a servicios de salud; los cuales han marcado diferencias territoriales en los contagios, muertes y en la letalidad por COVID-19 (Mendoza-González, 2020).

La semana epidemiológica en la que se presenta el valor máximo de contagios, expresada como variable temporal, presenta el segundo valor R² más alto (0.5386) seguido del índice de accesibilidad compuesto (0.5100). Por lo que la significancia de esta variable permite visualizar la importancia de la relación temporal en la propagación del COVID-19. Es un aviso de cómo la pandemia por COVID-19 ha afectado la movilidad de las personas y su acceso a actividades a través de los diferentes medios de transporte de una forma rápida, segura y eficiente.

Los valores de R² de las otras variables, como el índice de capacidades funcionales municipales (0.6785), que expresa la capacidad de los gobiernos locales para enfrentar problemas compartidos con otras demarcaciones, y la tasa máxima de contagios por cada 100 000 habitantes, reflejan el impacto de la pandemia en el país, y muestran una influencia moderada.

Si bien el sentido de cada uno de los seis grupos obtenidos puede ser explicado a partir de las variables que los definen, su significado y su sentido espacial y temporal son abordados en la siguiente sección como parte de la discusión de los patrones analizados.

Discusión

Efectos espaciales de las olas de COVID-19 en México

A partir del agrupamiento espacio-temporal de las cinco variables propuestas en los seis grupos mejor evaluados, se describen sus patrones considerando las principales características del índice de rezago social, la semana epidemiológica en la que se presenta el valor máximo de contagios, el índice compuesto de accesibilidad y de capacidades funcionales municipales y la tasa máxima de contagios por cada 100 000 habitantes durante las 78 semanas epidemiológicas estudiadas.

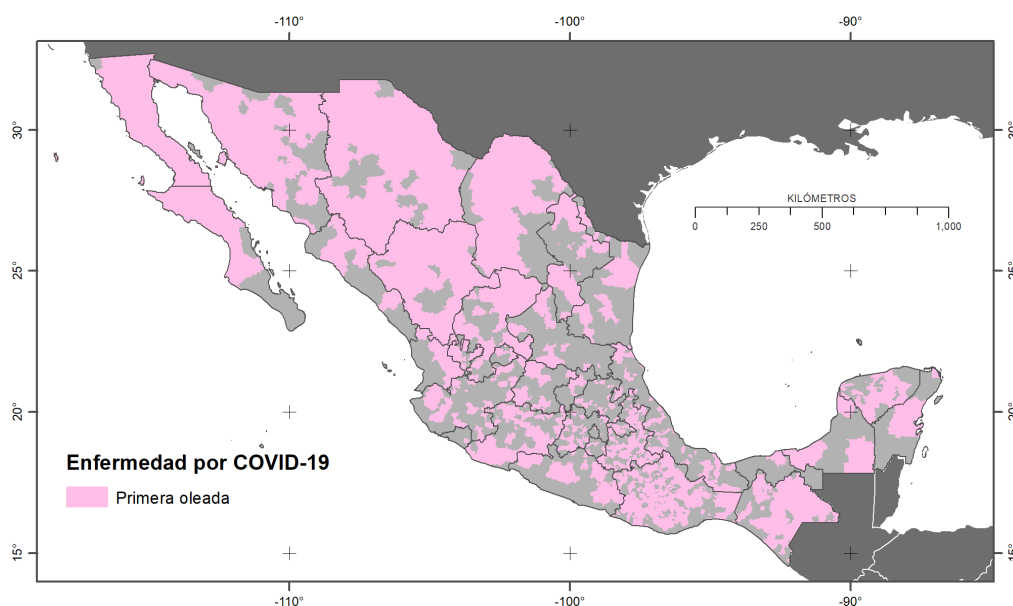
Los seis grupos de municipios, en relación con las características que definen cada grupo y las diferencias entre ellos, se describen a partir de sus efectos espaciales para cada una de las tres oleadas de la enfermedad por COVID-19 en México.

Primera oleada

Está asociada con los grupos 2, 5 y 6, los cuales muestran tasas máximas de contagio entre las semanas epidemiológicas 34 y 44 del 2020. No obstante, los grupos 2 y 6 presentan una explosión de contagios más temprana, alrededor de la semana número 34 (del 16 al 22 de agosto del 2020) con una tasa de contagio de 77.6 infectados semanales por cada 100 000 habitantes. Mientras que los municipios del grupo 5 presentan una tasa máxima de contagio de 135.1 infectados semanales por cada 100 000 habitantes alrededor de la semana epidemiológica número 44 (del 25 al 31 de octubre del 2020).

En su conjunto, se trata de un total de 1 347 municipios con una población de 29.7 millones de habitantes, y con un rezago social medio, pero entre ellos se encuentran los 150 municipios con el irs más alto del país. Son altamente vulnerables y tienen un índice compuesto de accesibilidad de 74 minutos en promedio, lo que significa que, para poder desplazarse entre localidades, hay que realizar traslados de aproximadamente una hora y cuarto de viaje. Finalmente, su icfm es de apenas 0.1719 lo que los sitúa apenas por arriba del nivel más bajo de capacidades de los gobiernos locales para enfrentar problemas adecuadamente (figura 3).

Figura 3. Municipios de la primera oleada de la enfermedad por Covid-19 en México



Fuente: elaboración propia

Adicionalmente, dentro de este grupo se localizan 66 municipios que hasta la semana epidemiológica 33 del 2021 no habían registrado casos de contagio por COVID-19. Están localizados principalmente en Oaxaca además de cuatro en Chiapas y uno en Puebla. Este conjunto de municipios agrupa a 117 338 habitantes con un alto rezago social, una pobre accesibilidad y una baja capacidad de gestión municipal. No obstante, luego de año y medio el número de contagios es nulo. Esta situación puede tener explicación con respecto a la situación de aislamiento de dichos municipios, determinada por un alto índice de accesibilidad observado para el grupo 5.

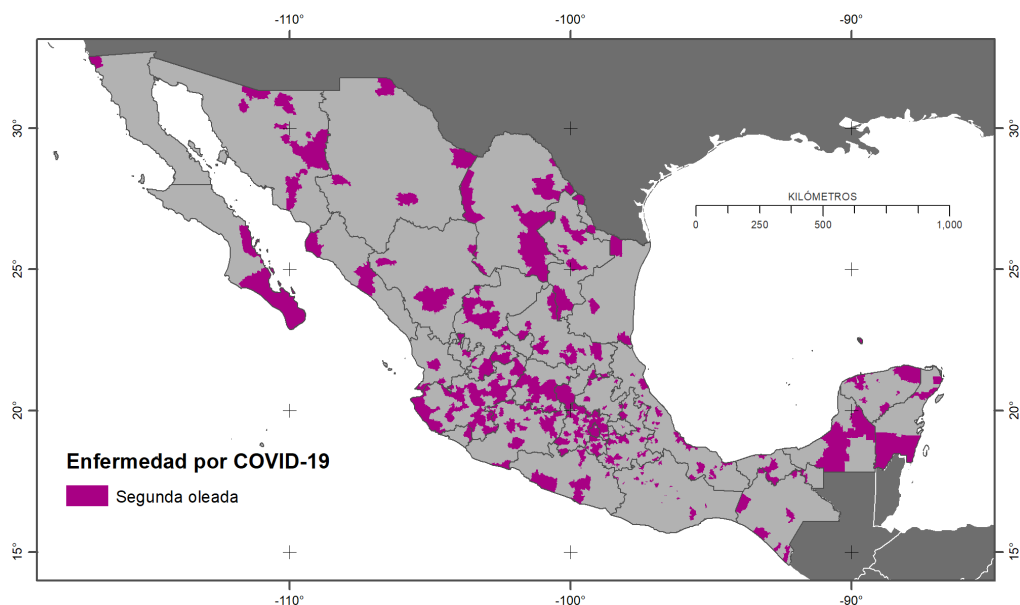
Segunda oleada

Se relaciona con los grupos 3 y 4 caracterizados por municipios con una alta densidad de población. Se trata de un total de apenas 445 municipios que aglutinan poco más de 71 millones de habitantes. En este agrupamiento se presenta una tasa máxima de contagio de 207.3 infectados semanales por cada 100 000 habitantes alrededor de la semana epidemiológica número 2 del 2021 (del 10 al 16 de enero). Estos municipios destacan por una accesibilidad promedio de 50 minutos, un índice de rezago social bajo y muy bajo, y un índice de capacidades funcionales alto y muy alto.

Dentro de este agrupamiento, destacan 14 de las 16 alcaldías de la Ciudad de México: Ecatepec de Morelos, Nezahualcóyotl y Tlalnepantla en el Estado de

México; Guadalajara y Zapopan en Jalisco; Benito Juárez en el estado de Quintana Roo y Centro en Tabasco; así como los municipios de Tijuana, León, Puebla, Juárez, Querétaro, Culiacán, Mérida, Aguascalientes, San Luis Potosí, Acapulco, Los Cabos, Veracruz y Toluca (figura 4).

Figura 4. Municipios de la segunda oleada de la enfermedad por Covid-19 en México



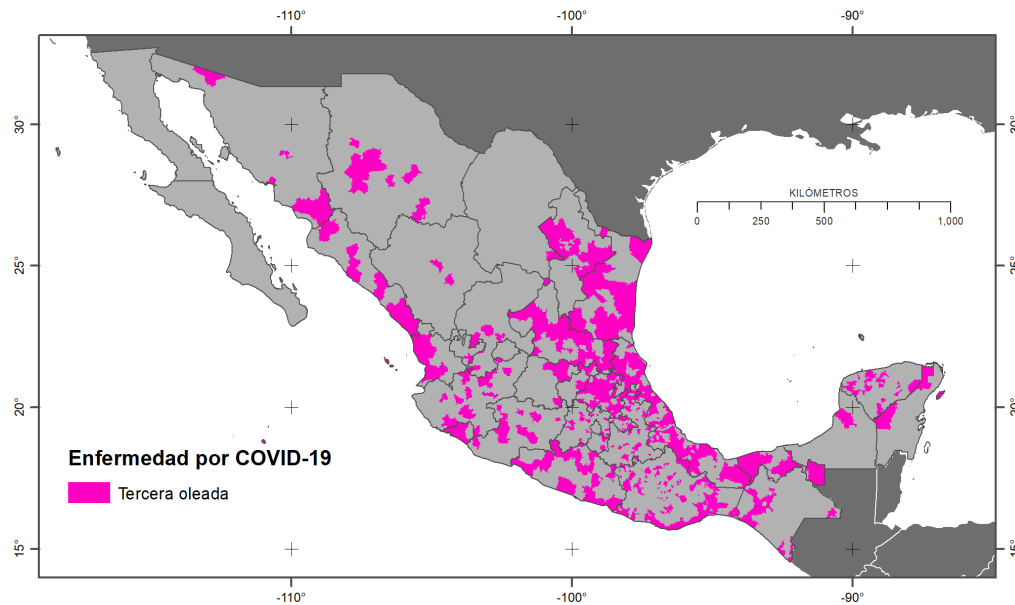
Fuente: elaboración propia

Tercera oleada

Este agrupamiento está conformado por el grupo 1, el cual está constituido de 599 municipios de alrededor de 24 millones de habitantes. Se trata de los municipios recientemente afectados por el rebrote epidémico del Covid-19, encabezado por la variante Delta. En este agrupamiento, se presenta una tasa máxima de contagio de 124.7 infectados semanales por cada 100 000 habitantes alrededor de la semana epidemiológica número 31 del 2021 (del 1 al 7 de agosto).

Se trata de municipios con un rezago social bajo, una capacidad media de gestión municipal y una accesibilidad compuesta promedio de alrededor de 51 minutos. En este grupo destacan los municipios de entidades como Nayarit, Colima, Tamaulipas y Veracruz, los municipios costeros de Guerrero y Oaxaca, además de los municipios contiguos de la zona metropolitana de Mérida en Yucatán (figura 5).

Figura 5. Municipios de la tercera oleada de la enfermedad por Covid-19 en México



Fuente: elaboración propia

Conclusiones

El análisis a diferentes escalas espaciales y temporales de los efectos del COVID-19 permite visualizar la propagación del COVID-19 a nivel municipal. Por ejemplo, Leveau (2021) reporta que el análisis espacio-temporal exploratorio realizado permitió detectar conglomerados de mortalidad por COVID-19 en Argentina durante los primeros siete meses de circulación del virus en el país. Brugués, Fuentes y Ramírez (2021), emplean las metodologías de Dinámica de Sistemas (DS) y Sistemas de Información Geográfica (SIG) para analizar el patrón espacio-temporal de propagación del COVID-19 en los municipios de Baja California desde la semana epidemiológica 10 hasta la 31 del 2020.

En este trabajo se presenta una metodología de agrupamiento de datos públicos para analizar el comportamiento espacio temporal de la pandemia del COVID-19 en México durante 78 semanas epidemiológicas. El análisis temporal de datos sobre contagios desde febrero del 2020 a agosto del 2021 permitió estimar la tasa máxima de contagios por cada 100 000 habitantes y conocer la semana epidemiológica en la que se presenta ese valor máximo de contagios. Adicionalmente, se incorporaron al análisis los índices de rezago social, de capacidades funcionales municipales y de accesibilidad a localidades.

El resultado del modelo espacio-temporal permitió identificar los efectos espaciales de tres oleadas de la enfermedad por COVID-19 en México. A principios

de la pandemia, durante la primera ola, la expansión observada fue lenta debido a la movilidad de la población, principalmente mediante la llegada de vuelos internacionales, la densidad de población y las actividades turísticas. Durante la segunda ola, el principal condicionamiento fue el incremento de la movilidad de la población por reuniones sociales asociadas a las festividades de fin de año. Mientras que la tercera ola puede estar asociada a la llegada de nuevas variantes de COVID-19 al país tras la disminución de medidas de sana distancia por parte de las autoridades de salud y por los avances en el proceso de vacunación a mayores de edad.

El análisis espacio-temporal de las afectaciones del COVID-19 empleado en este trabajo permitió revelar patrones en la evolución de la pandemia en función de la accesibilidad, de la capacidad de gestión local y de las características sociales de cada municipio.

Referencias

- Abdalla, R. y Esmail, M. (2019). Artificial Intelligence and WebGIS for Disaster and Emergency Management. En: R. Abdalla y M. Esmail (Eds.) *WebGIS for Disaster Management and Emergency Response* (pp. 57-62). Springer Cham. doi: https://10.1007/978-3-030-03828-1_6
- Armitage, P y Berry G. (1997). *Estadística para la investigación biomédica*. Madrid: Harcourt Brace.
- Ballesteros, P, Salazar, E., Sánchez, D. y Bolanos, C. (2021). Spatial and spatiotemporal clustering of the COVID-19 pandemic in Ecuador. *Revista de la Facultad de Medicina*, 69(1), e86476. <https://doi.org/10.15446/revfacmed.v69n1.86476>
- Bennett, L. y Pobuda, M. (2017). *Machine learning in ArcGIS*. Recuperado de: <https://www.esri.com/arcgis-blog/products/arcgis-pro/analytics>
- Brezzi, M., Dijkstra, L. y Ruiz, V. (2011). *The Economic Performance of Remote Rural Regions OECD Extended Regional Typology*. OECD Publishing. Recuperado de: <https://doi.org/10.1787/5KG6Z83TW7F4-EN>
- Brugués Rodríguez, A., Fuentes Flores, N. A. y Ramírez Cervantes, A. (2021). Análisis del patrón espacio-temporal de transmisión del COVID-19 por municipios de Baja California. *Estudios fronterizos*, 22, e071. <https://doi.org/10.21670/ref.2108071>
- Coneval. (2020). *Los mapas de Pobreza en México: Anexo técnico metodológico. Índice de rezago social municipal*. Ciudad de México: Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social.
- De la Peña, R. (2021). Los Datos Sobre COVID-19 en México: Un Modelo Para Armar. *Denarius*, (40), 34-34. <https://doi.org/10.24275/uam/izt/dcsh/denarius/v2021n40/delaPeña>
- Esteinou, F. J. (2021). *Las contradicciones de la política de comunicación covid-19: El fin de las conferencias vespertinas*. Guadalajara, México: Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Occidente.
- Frakes, B. T., Flowe, T. y Sherrill, K. R. (2015). National park service travel time cost surface model (TTCSM). *Natural Resource Report NPS/NRSS/NRR—2015/933*. National Park Service, Fort Collins, CO.
- Garay Villegas, S. y Calderón Chelius, M. (2021). Carencias sociales y COVID-19 en México: algunas diferencias en términos regionales. Iberoforum. *Revista De Ciencias Sociales*, 1(2), 1–32. <https://doi.org/10.48102/if.2021.v1.n2.156>
- Greene, S. K., Peterson, E. R., Balan, D., Jones, L., Culp, G. M., Fine, A. D. y Kulldorff, M. (2021). Detecting COVID-19 Clusters at High Spatiotemporal Resolution, New York City, New York, USA, June–July 2020. *Emerging Infectious Diseases*, 27(5), 1500–1504. doi: 10.3201/eid2705.203583.

- Grupo Técnico Asesor de Vacunación Covid-19. (2020). Priorización inicial y consecutiva para la vacunación contra SARS-CoV-2 en la población mexicana. Recomendaciones preliminares. *Salud Pública de México*, 63(2), 288-309. <https://doi.org/10.21149/12399>
- Hernández Bringas, H. (2021). COVID-19 en México: un perfil sociodemográfico. *Notas de Población*. (111), 105-132. Recuperado de: <https://hdl.handle.net/11362/46557>
- Huerta Cuervo, R. y Vanegas López, M. (2020). Metodología para la construcción del Índice de Capacidades Institucionales Municipales (ICIM). *Sobre México Temas De Economía*, 1(2), 101-133. Recuperado de: https://sobremexico-revista.iberomexico.mx/index.php/Revista_Sobre_Mexico/article/view/80
- Johns Hopkins Coronavirus Resource Center. (2021). *COVID-19 Map*. Johns Hopkins Coronavirus Resource Center.
- INEGI (2012). *Conjunto de datos vectoriales de información topográfica digital. Escala 1:250,000. Serie IV*. México: Instituto Nacional de Estadística y Geografía.
- INEGI (2015). *Conjunto de datos vectoriales de información topográfica digital, por condensado estatal. Escala 1:250 000. Serie IV. (Capa Unión), escala: 1:250,000*. México: Instituto Nacional de Estadística y Geografía.
- INEGI (2016). *Conjunto de datos vectoriales de uso de suelo y vegetación. Escala 1:250 000. Serie VI (Capa Unión), escala: 1:250,000*. México: Instituto Nacional de Estadística y Geografía.
- INEGI, Instituto Mexicano del Transporte, Secretaría de Comunicaciones y Transportes. (2017). Red Nacional de Caminos, versión 2016. México: Instituto Mexicano del Transporte.
- Institute for Global Health Sciences. (2021). *La respuesta de México al covid-19: estudio de caso*. Institute for Global Health Sciences. Recuperado de: https://globalhealthsciences.ucsf.edu/sites/globalhealthsciences.ucsf.edu/files/la_respuesta_de_mexico_al_covid_esp.pdf
- Kaundinya, D. P., Balachandra, P., Ravindranath, N. H. y Ashok, V. (2013). A GIS (geographical information system)-based spatial data mining approach for optimal location and capacity planning of distributed biomass power generation facilities: A case study of Tumkur district, India. *Energy*, (52), 77-88
- Leveau, C. M. (2021). Difusión espacio-temporal de muertes por COVID-19 en Argentina. *Revista Panamericana de Salud Pública*, 45(3). doi: <https://doi.org/10.26633/RPSP2021.3>
- López Mora, D. E., Espinoza, D. J., Dabanch, D. J., y Cruz, D. R. (2021). Emergencia de variante Delta- B.1.617.2. Su impacto potencial en la evolución de la pandemia por SARS-CoV-2. *Boletín Micológico*, 36(1). <https://doi.org/10.22370/bolmicol.2021.36.1.2883>

- Madhulatha, T. (2011). Comparison between k-means and k-medoids clustering algorithms. En: *International Conference on Advances in Computing and Information Technology* (pp. 472-481). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Mas, J. F. (2021). Spatio-temporal dataset of COVID-19 outbreak in Mexico. *Data in brief*, 35. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2021.106843>
- Mas, J. F. y Pérez-Vega, A. (2021). Spatiotemporal patterns of the COVID-19 epidemic in Mexico at the municipality level. *PeerJ*, 9, e12685. <https://doi.org/10.7717/peerj.12685>
- Mendoza-González, M. F. (2020). Rezago social y letalidad en México en el contexto de la pandemia de enfermedad por coronavirus (COVID-19): una aproximación desde la perspectiva de la salud colectiva en los ámbitos nacional, estatal y municipal. *Notas de Población*, 111, 133-154.
- Mo Y. y Zhao D. (2022). Spatial analysis on routine occupant behavior patterns and associated factors in residential buildings. *Construction Research Congress 2022*, 325–334. Recuperado de: <https://par.nsf.gov/servlets/purl/10325247>
- Moore, T. W. y Dixon, R. W. (2015). A Spatiotemporal Analysis and Description of Hurricane Ivan's (2004) Tornado Clusters. *Papers in Applied Geography*, 1(2), 192-196.
- Núñez, J., Galena-Pizaña, M., Jiménez-Ortega, A., Quiroz-Cazares, G., Balderas-Cruz, I., Seemann-Carús, S., Ordorica-Collado, M., y Lara-Pulido, J. (2021). Análisis de agrupamiento espacial de la letalidad por COVID-19 en México. *CIENCIA Ergo-Sum*, 28(4). doi: <https://doi.org/10.30878/ces.v28n4a2>
- Patiño Fierro, M. P. y Cruz Reyes, G. (2020). *Las medidas adoptadas por las entidades federativas ante la emergencia del Covid-19*. Cuaderno de Investigación No. 7, Ciudad de México: Dirección General de Difusión y Publicaciones, Instituto Belisario Domínguez. Recuperado de: <http://bibliodigitalibd.senado.gob.mx/handle/123456789/4856>
- PNUD. (2019). *Informe de Desarrollo Humano Municipal 2010-2015*. Transformando México desde lo local. Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo
- Rokach, L. y Maimon, O. (Eds.) (2005). *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*. New York: Springer. doi: <https://doi.org/10.1007/b107408>
- Ruda, A. (2016). Exploring tourism possibilities using GIS-based spatial association methods. *Geographia Technica*, 11(2).
- Secretaría de Salud. (2020). *COVID-19 Tablero México, información general*. Gobierno de México. Recuperado de: <https://coronavirus.gob.mx/datos/#DO-View>
- Suárez Lastra, M., Valdés González, C., Galindo Pérez, M. C., Salvador Guzmán, L. E., Ruiz Rivera, N., Alcántara-Ayala, I., López Cervantes, M., Rosales Tapia,

- A. R., Lee Alardin, W., Benítez Pérez, H., Juárez Gutiérrez, M. del C., Bringas López, O. A., Oropeza Orozco, O., Peralta Higuera, A., & Garnica-Peña, R. J. (2020). Índice de vulnerabilidad ante el COVID-19 en México. *Investigaciones Geográficas*, (104). <https://doi.org/10.14350/rig.60140>
- Weerasinghe, O. y Bandara, S. (2019). *A GIS Based Methodology to Demarcate Modified Traffic Analysis Zones in Urban Areas*. Moratuwa Engineering Research Conference (MERCon) (pp. 498-503). IEEE.
- Wilkinson A., Dundon T., Marchington M. y Ackers P (2004) Changing patterns of employee voice: Case studies from the UK and Republic of Ireland. *Journal of Industrial Relations*, 46, 298-322.
- Xu, D. y Tian, Y.A. (2015) Comprehensive Survey of Clustering Algorithms. *Annals of Data Science*, 2, 165-193. <http://dx.doi.org/10.1007/s40745-015-0040-1>
- Yan, Y., Wang, D., Yue, S. y Qu, J. (2019). Trends in summer air temperature and vapor pressure and their impacts on thermal comfort in China. *Theoretical and Applied Climatology*, 138(3-4), 1445-1456.

Agradecimientos

Este trabajo forma parte del proyecto “Construcción de modelos de agrupamiento espacial para el apoyo a la toma de decisiones sobre las políticas públicas de contención geográfica que puedan ser implementadas en México durante y después de la crisis por COVID-19” de la Convocatoria Ibero Frente al COVID-19 de la Universidad Iberoamericana, Ciudad de México, para enfrentar los efectos de la pandemia en México.