

Las desventajas sociales intraurbanas de la zona metropolitana de Toluca de cara al COVID-19

Intraurban Social Disadvantages in the Toluca Metropolitan Area in the Face of COVID-19

Omar Alexis Mandujano Bautista*  <https://orcid.org/0009-0007-2564-1858>

José Antonio Cabrera Pereyra**  <https://orcid.org/0000-0001-5712-1055>

Resumen

Objetivo: analizar la correlación espacial de las condiciones de viviendas, las instalaciones de salud y el acceso a artículos de primera necesidad con la incidencia de personas infectadas, y defunciones a causa de la COVID-19 y comorbilidades asociadas en la zona metropolitana de Toluca a escala intraurbana. Metodología: se utilizan técnicas de reducción de escala espacial de población, así como de correlación espacial, que permiten identificar la heterogeneidad intraurbana en los efectos de la pandemia. Resultados: se revelan vulnerabilidades en el centro de la zona, aun teniendo mejores condiciones de sanidad, y en la periferia debido a la escasez de equipamiento intraurbano. Valor: contribución empírica a la medición de los efectos de la pandemia a escala intraurbana. Limitaciones: el método permite identificar patrones a escala de área geoes-tadística básica, pero su nivel (altos o bajos) depende de considerar datos no reducidos en escala. Conclusiones: el enfoque intraurbano permite resaltar la vulnerabilidad de zonas periféricas.

Palabras clave: espacio intraurbano; COVID-19; Toluca; rezago social; heterogeneidad espacial; desigualdad socioespacial.

Abstract

Objective: To analyze the spatial correlation of houses, health installations and access to first-need goods, in relation to incidence of COVID-19 cases, associated comorbidities, and deaths in the Toluca Metropolitan Area, at an intraurban scale. Methodology: Spatial population downscaling techniques are used, as well as spatial correlation, which allow for identifying intraurban heterogeneity of the pandemic effects. Results: Vulnerabilities are identified in central intraurban areas despite having good sanitation conditions, and in the peripheries due to low intraurban equipment. Value: Empirical contribution to the measurement of COVID-19 pandemic effects at intraurban scales. Limitations: The method allows identifying basic geo-statical area level patterns, but their level (high or low) depends on considering non-downscaled data. Conclusions: The intraurban approach allows highlighting the vulnerability of peripheral zones.

Keywords: intraurban space; COVID-19; Toluca, social backwardness; spatial heterogeneity; socio-spatial inequality.

■ Cómo citar: Mandujano Bautista, O. A., y Cabrera Pereyra, J. A. (2024). Las desventajas sociales intraurbanas de la zona metropolitana de Toluca de cara al COVID-19. *región y sociedad*, 36, e1915. <https://doi.org/10.22198/rys2024/36/1915>

*Autor para correspondencia. El Colegio Mexiquense A. C., Seminario de Estudios Estratégicos del Estado de México, Santa Cruz de los Patos, C. P. 51350. Zinacantepec, Estado de México, México. Correo electrónico: omandujano@cmq.edu.mx

**El Colegio Mexiquense A. C., Seminario de Estudios Estratégicos del Estado de México, Santa Cruz de los Patos, C. P. 51350. Zinacantepec, Estado de México, México. Correo electrónico: jcabrera@cmq.edu.mx

Recibido: 6 de junio de 2024.

Aceptado: 27 de agosto de 2024.

Liberado: 7 de octubre de 2024.



Esta obra está protegida bajo una Licencia
Creative Commons Atribución-No Comercial
4.0 Internacional.

Introducción

La pandemia de COVID-19 puso en evidencia las debilidades de los sistemas sociales de cada país, en concordancia con las problemáticas históricas de cada región: exclusión de asentamientos informales, áreas marginadas, pobreza y desigualdad, entre otras (Nogueira, Goncalves, Bustamante, Toledo y Basile, 2022; Sortino, Castro y Perles, 2022; Ziccardi, 2021). Algunos estudios sugieren que la interacción social y la proximidad física de los individuos infectados y susceptibles fueron la base de transmisión comunitaria, y que esta se daría en las áreas más densas y con mayores flujos de interacción social (Bhardwaj et al., 2020; Caracheo, 2021; Comisión Económica para América Latina y el Caribe [CEPAL], 2020; Maroko, Nash y Pavidonis, 2020; Méndez, 2020).

Los análisis intraurbanos¹ revelan la heterogeneidad en el impacto, sobre todo considerando factores como: la calidad de los servicios de salud y vivienda, la infraestructura, el equipamiento urbano, las distancias y la ubicación de las áreas intraurbanas (Arauzo-Carod, Domènech y Gutiérrez, 2021; Leveau y Soares, 2022; Yin y Zhang, 2021). Al respecto, la hipótesis de este trabajo advierte la existencia de espacios intraurbanos más vulnerables que otros en un mismo entorno geográfico y pretende identificar tanto las zonas más afectadas como las menos afectadas por la contingencia de salud debida al coronavirus.

El área de estudio corresponde a la zona metropolitana de Toluca (ZMT), que incluye 22 municipios: 16 dentro de la ZMT y 6 de la zona conurbada de Santiago Tianguistenco (Secretaría de Desarrollo Agrario, Territorial y Urbano [SEDATU], 2023). La ZMT es la quinta con mayor densidad poblacional del país. Agrupa 3.5% de la población metropolitana a escala nacional y varios municipios con interacción diaria y flujo de personas constante (Consejo Estatal de Población [COESPO], 2019; Instituto Nacional de Estadística y Geografía [INEGI], 2019).

Para una adecuada estimación de la heterogeneidad intraurbana de los impactos se aplicaron técnicas de análisis espacial, en particular la identificación y la caracterización de patrones de autocorrelación de las variables mediante datos georreferenciados: contagios, defunciones por COVID-19 y comorbilidades asociadas en las 627 áreas geoestadísticas básicas urbanas (AGEB) que integran la zona metropolitana. La información sobre estas variables se extrajo de la Secretaría de Salud (SSA, 2023a) del gobierno federal, considerando la información disponible entre marzo de 2020 y diciembre de 2022.

Los datos no existen a la escala desagregada necesaria, por lo que se utilizaron técnicas de reducción de escala espacial de población para generar indicadores de densidad de casos por AGEB. La razón para usar dichas técnicas se sustenta en el objetivo mismo de este artículo: analizar la correlación espacial de las viviendas, las instalaciones de salud y el acceso a artículos de primera necesidad con la incidencia de personas infectadas, comorbilidades y defunciones a causa de la COVID-19 a escala intraurbana. De acuerdo con estudios recientes (Bhardwaj et al., 2020; Rocklöv y Sjödin, 2020; Wong y Li, 2020; Ziccar-

1 Se hace referencia a los espacios dentro del área metropolitana, así como a su equipamiento, que en este caso incluye tanto viviendas como instalaciones de salud.

di, 2021), se piensa que los efectos espaciales de la pandemia responden a dos hechos: las condiciones de vivienda (inmovilidad) y el desplazamiento urbano (movilidad). Para este análisis, el enfoque se orienta hacia el primero y se deja el estudio de los efectos de la movilidad para un ejercicio futuro.

Sobre los factores explicativos, se consideran aquí variables que componen el grado de rezago social (GRS) a escala de AGEB del Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL, 2020): servicios públicos básicos, hacinamiento y derechohabencia a la salud pública. Se obtiene también información sobre unidades económicas de venta de artículos de primera necesidad (alimentos, bebidas y medicamentos), así como de instalaciones de salud (unidades básicas de servicios de salud), a partir del Directorio Estadístico Nacional de Unidades Económicas (DENUE) del INEGI (2022).

La reducción de escala espacial de población y el análisis de correlación espacial permitió desagregar los efectos heterogéneos de la pandemia a escala granular para la ZMT, y resultó mayor la vulnerabilidad ante la enfermedad hacia el oriente, sur y nororiente del casco urbano central. Sobresalen la falta de instalaciones de salud próximas, así como el poco acceso a servicios básicos (Andini, Rahayu, Putri y Rinis, 2023; Leveau y Soarez, 2022; Maroko et al., 2020; Nogueira et al., 2022; Sortino et al., 2022).

El contenido del presente trabajo se estructura de la siguiente manera. En la primera parte se desarrolla una breve descripción de la pandemia y sus características urbanas e intraurbanas, la asociación con el rezago social y los factores socioeconómicos como causas importantes. En la segunda parte, se describe la metodología, puntualizando las variables que se utilizan y el uso de los instrumentos de análisis de información georreferenciada. En la tercera parte se presentan los resultados, que se discuten a modo de cierre en las conclusiones, y se plantean sugerencias para estudios futuros.

Antecedentes y aproximaciones conceptuales

La construcción de este marco de referencia parte de una perspectiva urbana, y en particular intraurbana, teniendo en cuenta que la transmisión de la COVID-19 ocurre en los centros más poblados y se propaga en diferentes grados hacia los márgenes territoriales (Nasiri et al., 2022; Villerías y Nochebuena, 2021). La exploración bibliográfica muestra los siguientes puntos clave: 1) el desarrollo de la pandemia; 2) los factores socioeconómicos y socioespaciales como determinantes de los efectos; y 3) una revisión profunda del análisis intraurbano de la enfermedad en México que subraya la importancia de la escala local.

La pandemia y su espacialidad

Los efectos de las pandemias han estado ligados a los procesos de urbanización² y de densidad poblacional, así como a diversos factores: grandes diferencias en desarrollo, pobres sistemas de higiene y saneamiento, servicios sociales débiles y desigualdades económicas (CEPAL, 2020; Méndez, 2020). La pandemia de COVID-19 desencadenó una emergencia global de salud pública, cuyo núcleo estuvo en la concentración urbana (las metrópolis) y su interconectividad (Programa de Naciones Unidas para los Asentamientos Humanos [ONU-Hábitat], 2021, pp. 14-15). Su propagación alteró la vida social y económica de los hogares y colapsó los sistemas de salud, tanto regionales como locales (Ziccardi, 2021, pp. 15-16).

La COVID-19 es un tipo de coronavirus cuya sintomatología y forma de contagio se asemeja a la de una gripe común, pero cuya diferencia principal radica en que su vector de transmisión (proteína Spike) se ha mostrado con mayor infectividad (Salha, 2022). La ruta de transmisión se da por contacto directo o indirecto de fluidos salivales o secreciones de vías aéreas superiores (tos, estornudo, microgotas o aerosoles); también por contacto de mucosas (oral, nasal y ocular). Las investigaciones indican rutas de contagio por contacto directo o indirecto, incluso de personas asintomáticas; es decir, las conglomeraciones de personas son, por lo tanto, la mayor fuente de contagio debido a las partículas aerosoles y microgotas (Quincho-Rosales, Castro y Grados, 2020).

La velocidad con la que se extendió el virus responde a dos dinámicas: por un lado, la intensidad actual de los procesos de globalización (intensiva), sobre todo la interconectividad y el movimiento de personas y factores de producción (Dorré, 2020, p. 128); y, por otro, la aceleración del contagio a partir de la movilidad interna en las ciudades. Al respecto, Yin y Zhang (2021, p. 2897) apuntan que “las densidades poblacionales, espacios acotados y altos volúmenes de tráfico” del entorno urbano fueron campo fértil para la rápida “cadena de infección” del virus (Iracheta, 2021).

Los estudios intraurbanos en el mundo, de relevancia para esta investigación (Andini et al., 2023; Arauzo et al., 2021; Nogueira et al., 2022; Sortino et al., 2022) demuestran que los patrones de propagación espacial son heterogéneos en las distintas partes del mundo y en ciudades con diferentes tamaños y grados de desarrollo económico. Por ejemplo, Leveau y Soarez han detectado en Buenos Aires mayores riesgos de mortalidad en barrios con altos porcentajes de

2 “la concentración de la población en las ciudades y asentamientos, la elevada movilidad de dimensiones planetarias y las propias contradicciones sociales, culturales, económicas y étnicas que caracterizan el ambiente construido donde vivimos [...]. Hoy es la COVID-19, pero recientemente las epidemias mundiales de influenza, como la del virus A H1N1, han apuntado a la necesidad de enfocar multilateralmente tales problemas. [...] en la primera década del siglo XXI se han producido al menos cinco alertas sanitarias internacionales globales, cuya aparición por diversos motivos constituyó una amenaza mundial. Las correspondientes al 2003, 2005 y 2009 fueron provocadas por síndromes respiratorios agudos; la del 2015 por la propagación del virus de Ébola y en 2017 por el resurgimiento del virus del Zika. Tuvieron en común que se transmitieron mediante el transporte aéreo y terrestre inter-fronterizo y que ocasionaron pérdidas humanas y económicas considerables” (Olivera, 2020, pp. 8-10).

necesidades básicas insatisfechas (2022). En el caso de Nueva York y Chicago, Maroko et al. (2020) encuentran mayor incidencia, tanto de la enfermedad como de defunciones, en barrios con hogares de bajos ingresos, con altas tasas de pobreza y de residentes negros no hispanos.

Algunos de estos estudios revelan un común denominador: los efectos de la COVID-19 están “fuertemente relacionados” (*closely related*) con los “contextos de vida” de distintos grupos poblacionales (Nogueira et al., 2022, p. 9). A mayor desventaja socioeconómica, mayor susceptibilidad de contagio y muerte (Martínez-Gómez y Parraguez-Camus, 2021, p. 125).

En paralelo a lo anterior, los efectos de la pandemia han exacerbado las carencias ligadas a una planeación urbana que perpetúa la inequidad espacial: rezago, marginalidad y discriminación social (Chica-Mejía, Galvis-Bonilla, Blanco y Villamil-Mejía, 2022, pp. 1-2).³ El crecimiento urbano informal ha propiciado los desequilibrios en el acceso a la salud y las condiciones de vivienda inadecuadas (Caracheo, 2021; Ziccardi, 2021).⁴ Teniendo presente estas descompensaciones, se presupone que, en el entorno intraurbano, hay grupos más vulnerables que otros debido a las distintas desventajas socioespaciales contextuales.

La relación con lo socioespacial

En una coyuntura de salud como la de COVID-19, las desventajas sociales y la vulnerabilidad inhiben la “capacidad de respuesta” en las áreas urbanas (Pe-drotti, 2023; Ziccardi, 2021). Estas debilidades sociales dejan de manifiesto las diferentes caras de la precariedad en las regiones en vías de desarrollo (Bhard-waj et al., 2020). En este sentido, se concuerda con diversas autoras y autores que apuntan a que todo asentamiento urbano es tan resistente y eficaz en la elaboración de respuestas como vulnerables son sus áreas y comunidades de la periferia (Iracheta, 2021; León, Sierra y Aguinaga, 2021; Méndez, 2020; Ziccardi, 2021).

Por consiguiente, la literatura empírica demuestra una serie de factores socioeconómicos y socioterritoriales que exacerbaban la vulnerabilidad ante los impactos de COVID-19. Por ejemplo, Arauzo et al. (2021) identifican las tipologías del contagio en las áreas urbanas en las primeras dos fases de la pandemia: aglomeración, ingresos per cápita, edad, educación, transporte y movilidad de cada vecindario. Yin y Zhang (2021) proponen un mecanismo de estrategias intraurbanas multiagentes, tomando esquemas médicos que determinan la eficacia y eficiencia (costos e insumos) en correlación con sus externalidades urbanas.

Por otro lado, Nogueira et al. (2022) observan patrones de dependencia espacial cuando contrastan la distribución de contagios y muertes con el índice

3 La intensificación de las condiciones sociales por los efectos de la pandemia es un tema complejo, pero las evidencias son contundentes: las tasas de letalidad se agudizan en México si consideramos factores relacionados con la pobreza y la carencia del hogar (Lozano y Ramírez, 2023, pp. 348-349).

4 Un ejemplo más se muestra en Surakarta, Indonesia (Andini et al., 2023, pp. 13-14), donde se observan patrones centro/periferia heterogéneos que responden a la densidad poblacional, la calidad de la vivienda y al acceso a servicios, aunque también responden a los determinantes socioeconómicos de vivir en la periferia.

de vulnerabilidad en salud, estimado a partir de los porcentajes de hogares con servicios inadecuados de agua, alcantarillado sanitario, eliminación de basura y proporción de residentes por hogar. Brail y Kleinman (2022) realizan un examen de los resultados posteriores a la pandemia contemplando las características de las multitudes poblacionales: proximidad, conectividad y apertura de las ciudades de cara a la enfermedad.

Sortino et al. (2022) identifican las zonas de la ciudad donde el riesgo de contagio es mayor debido al tránsito de personas infectadas, mayores densidad poblacional y proporción de personas vulnerables, y correlacionan la información con las edades y la concentración de personas por hogar a escala de edificio. Por último, Andini et al. (2023) toman el índice de vulnerabilidad social e incorporan datos del sistema de salud comunitario (núcleo y periferia urbana) y de aglomeración –heterogeneidad, condiciones de vivienda, sistemas de atención médica, riesgos ambientales– para medir su capacidad de resiliencia urbana.

Con base en lo dicho en este apartado, se considera que las variables que se estudian visibilizan la importancia de analizar los aspectos socioeconómicos y las características espaciales de cada unidad de análisis ante los impactos de la enfermedad, teniendo presente que las condiciones históricas de desventaja son la cimiento de las grandes crisis sufridas en cada territorio, aunque agudizadas de manera diferente por los contextos de cada unidad territorial.

El análisis intraurbano en México de cara al COVID-19

En América Latina, los estudios han tomado por lo general el municipio como unidad de análisis (Cavalcante, Castro y Ramalho, 2020; León et al., 2021; Suárez-Lastra, Rosales-Tapia y Salvador, 2020). Sin embargo, los datos disponibles para determinar los efectos que sufre cada región son limitados, desactualizados (años 2010 y 2015), polémicos e incluso inexactos para realizar un análisis en profundidad (Garrocho-Rangel, Chávez-Soto y Álvarez, 2020; Padilla, Maya y Ferman, 2020; Padilla y Sicilia, 2021; Padilla, Sicilia y Ángeles, 2021; Villerías y Nochebuena, 2021). Así, los sistemas de información no se acoplan a las necesidades de los contextos de crisis. Otras investigaciones que se revisaron, aunque pocas, estudian los factores asociados con la escala local (por área geoestadística) y los insumos intraurbanos, y logran determinar el riesgo, la distribución y la exposición a COVID-19.

Vargas (2020) identifica áreas geoestadísticas con diferente intensidad de riesgo de contagio en la ciudad de León, Guanajuato, considerando factores como movilidad, concentración de establecimientos esenciales, interacción de grupos etarios, densidad poblacional y disponibilidad de agua entubada. Caracheo (2021) identifica la vulnerabilidad poblacional de la Ciudad de México, observando brechas en el acceso al agua. De igual forma, Soto, Ramírez y Ramírez (2022) exploran las relaciones entre el número de contagios, la marginación de los hogares y los problemas de acceso al servicio de abasto de agua potable en la Ciudad de México, y subrayan los patrones de distribución espacial.

Campos, Hernández y Oropeza (2022) recopilan investigaciones sobre el análisis territorial y el uso de tecnologías geoespaciales para la gestión inte-

gral de riesgos (cartografías e imágenes de satélite) durante la pandemia de COVID-19 en Quintana Roo. Rojas, Chávez-Soto y Garrocho-Rangel (2022) analizan, por manzana, la accesibilidad a unidades públicas de atención primaria para los adultos mayores en el municipio de Chimalhuacán. Pavón-Ramírez y Osorio (2023) analizan la vulnerabilidad socioterritorial en tres municipios de Quintana Roo, con base en la metodología de estratificación óptima por AGEB y muestran las características que conducen a una mayor o menor capacidad de resiliencia postpandemia. Por último, Saucedo (2023) lleva a cabo una investigación sobre los espacios públicos abiertos por AGEB en el centro histórico de Culiacán y calcula la capacidad de resiliencia para mitigar los efectos de la pandemia.

La bibliografía de casos de análisis intraurbano en México, citada en los párrafos anteriores, revela las perspectivas desde las cuales se ha abordado la pandemia desde su llegada hasta el fin (declarado internacionalmente)⁵ en diferentes regiones y unidades territoriales del país; también las diversas variables y métodos de análisis que se emplearon (Franch-Pardo, Napoletano, Rose-te-Verges y Billa, 2020; Nazia et al., 2022). La evidencia bibliográfica apunta al análisis de condiciones de rezago en relación con los efectos de la enfermedad: personas contagiadas, defunciones y comorbilidades a escala intraurbana. La propuesta metodológica, que se explica en el siguiente apartado, podría nutrir la literatura sobre el tema, además de producir información que sirva a distintos propósitos de intervención, prevención y gestión de crisis.

Metodología

Datos y área de estudio

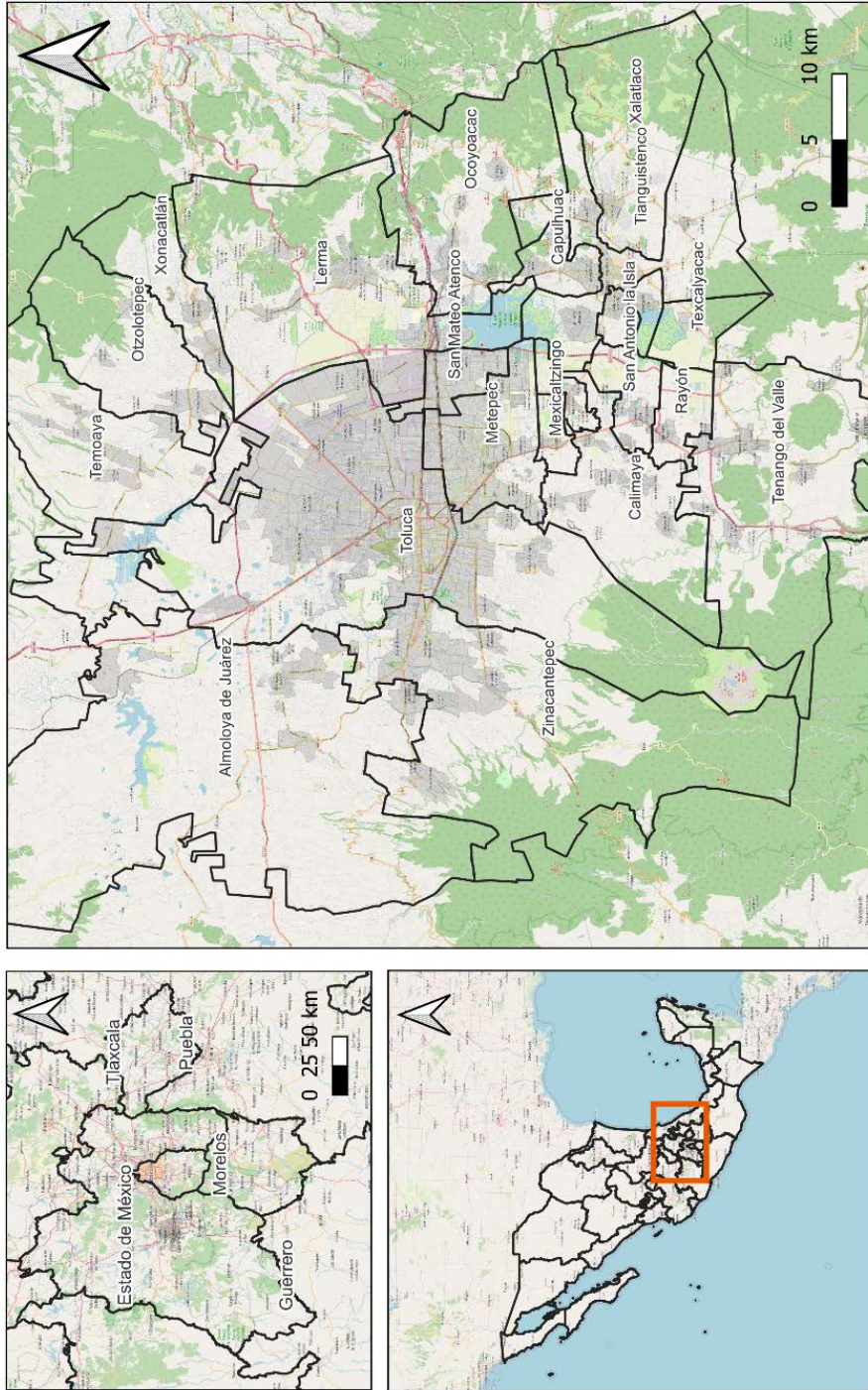
El área de estudio corresponde a la zona metropolitana de Toluca (ZMT),⁶ que se define a partir de la clasificación que propone la Secretaría de Desarrollo Agrario, Territorial y Urbano (SEDATU). Incluye 22 municipios:⁷ 16 dentro de la ZMT y 6 dentro de la zona conurbada de Santiago Tianguistenco (SEDATU, 2023). Es la quinta metrópoli con mayor densidad poblacional del país (agrupa 3.5% de la población metropolitana a escala nacional y tiene cinco municipios que concentran 73% de la población total de la zona metropolitana: Toluca, Metepec, Zinacantepec, Almoloya de Juárez y Lerma (Instituto Nacional de Estadística y Geografía [INEGI], 2019; Consejo Estatal de Población [COESPO], 2019).

5 La Organización Mundial de la Salud (OMS, 2023) declara finalizada la pandemia de COVID-19 el 5 de mayo de 2023 (ONU, 2023), y en México se emite un comunicado oficial del fin de esta el 9 de mayo de 2023 (Secretaría de Salud, 2023b).

6 Con una tasa de crecimiento poblacional media anual de 1.9% y una densidad media urbana de 64.4 habitantes por hectárea (hab/ha) (SEDATU, 2023).

7 Almoloya de Juárez, Calimaya, Chapultepec, Lerma, Metepec, Mexicaltzingo, Ocoyoacac, Otzolotepec, Rayón, San Antonio la Isla, San Mateo Atenco, Temoaya, Tenango del Valle, Toluca, Xonacatlán, Zinacantepec, Almoloya del Río, Atizapán, Capulhuac, Tianguistenco, Texcalyacac y Xalatlaco.

Figura 1. La zona metropolitana de Toluca



Fuente: elaboración propia.

Su crecimiento urbano, como el de otras zonas metropolitanas del centro de México, ha estado ligado a la desindustrialización de la Ciudad de México y al crecimiento de los asentamientos humanos,⁸ en particular en las cabeceras municipales con baja densidad de población y con claros signos de ruralidad hacia los límites, además de la producción acelerada de conjuntos habitacionales (Hoyos, 2005 y 2021; Pedrotti y Cota, 2022).⁹ En dos sentidos el enfoque metropolitano resulta adecuado para el análisis del fenómeno pandémico y sus consecuencias: primero, por las desigualdades socioeconómicas urbanas en la zona (Garrocho-Rangel et al., 2020; Soberón, Mejía y Montes de Oca Vargas, 2023); y, segundo, en función de estas desigualdades, la heterogeneidad de efectos de la pandemia (Sortino et al., 2022; Suárez et al., 2020; Villerías y Nochebuena, 2021).

Fuentes de información

Para capturar la heterogeneidad de los efectos de la pandemia, se recopilan aquí datos de diversas fuentes. Sobre la enfermedad, los datos se obtienen de la Secretaría de Salud, a través de la Dirección General de Epidemiología (SSA, 2023a). Estos vienen a escala municipal, mientras que el análisis que aquí se propone se hará a escala de AGEB,¹⁰ por lo que se utilizan técnicas de reducción de escala espacial de población sobre los datos que se explican en el apartado de aplicación de métodos.

Por otra parte, se construyen indicadores de factores que explican las desigualdades socioespaciales utilizando datos a escala de AGEB del grado de rezago social provenientes del CONEVAL (2020) y del Directorio Estadístico Nacional de Unidades Económicas (DENUE) del INEGI (2022).

Construcción de las variables e indicadores

Se definen como *variables de impacto* aquellas obtenidas a partir de datos acerca de personas contagiadas, defunciones por COVID-19 y comorbilidades —datos municipales reducidos a AGEB— (véase tabla 1). En cambio, se denominan *indicadores* a los factores explicativos. La construcción de indicadores sobre la desigualdad socioeconómica en las AGEB de la ZMT parte de los hallazgos que se obtuvieron tras la revisión bibliográfica del apartado teórico previo.

8 En 2020, la población de la zona fue de 2 353 924 habitantes (48.6% hombres y 51.4% mujeres). En comparación con 2010, la población en Toluca creció 16.9%.

9 El continuo crecimiento poblacional e industrial de la ZMT ha traído consigo la ampliación de su superficie urbana a un ritmo ocho veces superior al de sus habitantes en las últimas tres décadas (Garrocho-Rangel et al., 2020), lo que se traduce en una creciente demanda de vivienda y servicios públicos, presión a los ecosistemas, daños al medio ambiente y, en general, a la sustentabilidad de la región. Lo anterior se deriva de una ausente planeación urbana (Pedrotti y Cota, 2022, p. 38).

10 En el conteo estadístico mexicano, la AGEB es el área geográfica en la que se subdividen los municipios, son las unidades más pequeñas junto con las manzanas urbanas para las que se tienen datos (INEGI, 2019). Las características de cada área geoestadística varían de acuerdo con sus grados de desventaja socioespacial y rezago social (Arteaga, 2005; Chávez et al., 2021; Garrocho-Rangel et al., 2020; Soberón et al., 2023).

Tabla 1. Desglose de variables e indicadores

Variables de impacto	Escala de medición	Técnicas de análisis	Fuente
Contagios	AGEB	Reducción espacial de población	Secretaría de Salud
Defunciones	AGEB	Reducción espacial de población	Secretaría de Salud
Comorbilidades	AGEB	Reducción espacial de población	Secretaría de Salud
Indicadores	Escala de medición	Técnicas de análisis	Fuente
Desigualdad socioeconómica			
Hacinamiento: que número de personas por cuarto (contando la cocina, pero excluyendo pasillos y baños) sea menor de 2.5	AGEB	Autocorrelación espacial	Grado de rezago social (GRS) CONEVAL
Servicios básicos: número de viviendas que no disponen de luz eléctrica, agua entubada ni drenaje	AGEB	Autocorrelación espacial	Grado de rezago social (GRS) CONEVAL
Accesibilidad a los servicios de salud: número de personas derechohabientes	AGEB	Autocorrelación espacial	Grado de rezago social (GRS) CONEVAL
Infraestructura			
Instalaciones de servicios de salud de dependencias públicas y privadas: consultorios médicos de consulta interna y externa, hospitales y asistencia médica	AGEB	Autocorrelación espacial	Directorio Estadístico Nacional de Unidades Económicas (DENUE) ¹
Establecimientos de venta de artículos de primera necesidad: concentración espacial de venta de alimentos, bebidas y medicamentos.	AGEB	Autocorrelación espacial	Directorio Estadístico Nacional de Unidades Económicas (DENUE) ¹

1. Correspondiente a todas las instalaciones de salud capturadas por el DENUE en la ZMT, independientemente de su adscripción institucional (por ejemplo, Instituto Mexicano del Seguro Social [IMSS] e Instituto de Seguridad y Servicios Sociales de los Trabajadores del Estado [ISSSTE]).

Fuente: elaboración propia con base en el resultado de la revisión bibliográfica y de datos (CONEVAL, 2020; INEGI, 2022; SSA, 2023a).

La información sobre el rezago social que proporciona el CONEVAL permite capturar, a partir de los indicadores resumidos en la tabla 1, las características que promueven en primera instancia los efectos de la enfermedad: los espacios de las habitaciones y la ventilación (hacinamiento), la luz eléctrica, el agua potable y el drenaje, cosas con las cuales la población podía cumplir con las

recomendaciones de sanidad, así como los aparatos eléctricos y electrónicos que se requerían durante la coyuntura de salud.

Por otra parte, la construcción de indicadores sobre la infraestructura se sustenta en la importancia del acceso en términos espaciales o de distancia: la disponibilidad de instalaciones de servicios de salud y de establecimientos de venta de artículos de primera necesidad (alimentos, bebidas y medicamentos), ambos por AGEB (Andini et al., 2023; Pedrotti y Cota, 2022).

Después, y con el objetivo de resumir los resultados, dado el número de indicadores con que se cuenta, se optó por agrupar los servicios básicos (agua entubada, luz eléctrica y drenaje) y las instalaciones de salud y acceso a artículos de primera necesidad. Así, se obtienen dos indicadores agregados: servicios básicos e instalaciones y acceso (véase tabla 2), los cuales son simplemente el promedio de sus componentes. Se siguió una estrategia similar para las variables de impacto (contagios, defunciones y comorbilidades) tomando el promedio de tres años (2020, 2021 y 2022) para sintetizar los hallazgos en el apartado de resultados.

Tabla 2. Resumen estadístico de variables e indicadores

Variables e indicadores	Mínimo	Máximo	Primer cuartil	Mediana	Tercer cuartil
Contagios	-1.23	7.33	-0.72	-0.15	0.51
Defunciones	-1.05	11.58	-0.65	-0.11	0.40
Comorbilidades*	-1.14	10.38	-0.69	-0.12	0.44
Hacinamiento	-1.03	5.60	-0.76	-0.21	0.46
Servicios básicos:					
Luz eléctrica	-0.18	24.34	-0.18	-0.13	-0.01
Agua entubada	-0.35	12.45	-0.35	-0.29	-0.07
Drenaje	-0.40	11.39	-0.40	-0.33	-0.06
Instalaciones de salud	-0.26	18.39	-0.26	-0.15	-0.05
Artículos de primera necesidad	-0.77	16.57	-0.63	-0.18	0.35
Indicadores agregados					
Servicios básicos	-0.31	8.92	-0.30	-0.22	0.01
Instalaciones y acceso a artículos de primera necesidad	-0.51	8.96	-0.43	-0.17	0.21

*Para la estimación de las comorbilidades se tuvieron en cuenta el número de personas que dieron positivo a COVID-19 y que presentaron por lo menos una de las comorbilidades consideradas en los datos de la Dirección General de Epidemiología (Secretaría de Salud, 2023a). Estas son: diabetes, EPOC, asma, enfermedades inmunosupresoras, hipertensión, problemas cardiovasculares, obesidad, deficiencia renal crónica y tabaquismo.

Fuente: elaboración propia con base en los datos de la SSA (2023a), del CONEVAL (2020) y del INEGI (2022).

Aplicación de los métodos

Para el análisis, se estiman indicadores de correlación espacial para cada indicador y variable y se contrastan siguiendo las pautas de la bibliografía antes citada en la sección de antecedentes teóricos. Se optó por sintetizar algunos indicadores; por ejemplo, el de servicios básicos (agua entubada, luz eléctrica y drenaje) y otro lo componen instalaciones de salud y acceso a artículos de primera necesidad, siguiendo tanto la bibliografía que se consultó como la construcción misma del rezago social que hace el CONEVAL (2020). Así, se obtienen dos indicadores agregados: servicios básicos e instalaciones y acceso (véase tabla 2), los cuales son simplemente el promedio de sus componentes. Para las variables de impacto (contagios, defunciones y comorbilidades), se consideran los promedios de tres años: 2020, 2021 y 2022.

El uso de técnicas de análisis espacial parte de los objetivos de este trabajo: *identificar patrones espaciales en la ZMT entre los indicadores (desigualdad socioeconómica, infraestructura y exposición) y la incidencia de casos, defunciones por COVID-19 y comorbilidades*. Pero también de la literatura empírica ya citada, que recurre a algunos métodos y técnicas similares (Jaber, Hussein, Kadhim y Bojassim, 2022; Nogueira et al., 2022; Rojas et al., 2022; Yin y Zhang, 2021, por nombrar algunos). En el presente estudio se emplean indicadores de autocorrelación espacial; en específico, el índice de Morán (Anselin, 1995 y 2019; Celemin, 2009).

La utilidad del índice de Morán, como estadística que captura la autocorrelación espacial, se sustenta en la posibilidad de saber qué indicadores (desigualdad socioeconómica, infraestructura y exposición) exhiben concentración espacial respecto a las variables de impacto (contagios, defunciones por COVID-19 y comorbilidades). El índice de Morán global captura la tendencia general en la estructura espacial (concentración, dispersión o aleatoriedad). Es decir, identifica patrones de autocorrelación espacial (Anselin, 1995; Celemin, 2009).

Ecuación 1. Índice de Morán global y local

$$I = \left(\frac{n}{S_0} \right) \left(\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} z_i z_j}{\sum_{i=1}^n z_i^2} \right); S_0 = \sum_{i=1}^n \quad \text{[Global]}$$

$$I = z_i \sum_{j=1}^n w_{ij} z_j \quad \text{[Local]01}$$

El índice de Morán LISA –*local indicators of spatial autocorrelation*– (Anselin, 1995) descompone esta tendencia general en sus partes: las observaciones, estimando cuánto contribuye cada una a la estructura espacial general que se observó (véase ecuación 1). Los indicadores locales identifican la concentración de valores autocorrelacionados atípicos muy altos (llamados *hotspots*) y muy bajos (llamados *coldspots*) (Celemin, 2009). La autocorrelación espacial se utiliza en este caso para la comparación simultánea de un grupo de datos espaciales representados en polígonos por AGEB y los datos recopilados de las fuentes del

presente trabajo. En la estimación de ambos índices, se utilizan los *softwares* GeoDa y QGIS (versión 3.28.11) para realizar todos los análisis estadísticos.

Para este análisis, se consideraron técnicas de interpolación espacial de datos. Estas consisten en imputar valores en puntos a las ubicaciones para las que no se tienen datos en función de valores observados a distinta escala geográfica (Comber y Zheng, 2019; Lam, 1983). La interpolación ya ha sido usada en estudios espaciales de COVID-19. Oluyomi, Gunter, Leining, Murray y Amos (2021) realizan una interpolación por área para desagregar datos sobre casos reportados a escala de código postal, a *census tracts* (equivalentes a las áreas geoestadísticas básicas o AGEB en México), en Harris, Texas. Nasiri et al. (2022) interpolan puntos a áreas dentro de la ciudad de Teherán, Irán, al igual que Ramírez y Lee (2020) en Colorado, Estados Unidos.

En este caso resulta imposible emplear la interpolación clásica, en la que la toma de muestras puntuales permite hacer inferencias acerca del valor esperado de una variable en un área determinada (Comber y Zheng, 2019; Lam, 1983), ya que los datos que se tienen sobre los contagios, las defunciones y las comorbilidades por COVID-19 están a escala municipal (Secretaría de Salud, 2023a). Aunque los datos dan cuenta de la instalación hospitalaria donde el paciente fue atendido, esto no permitiría contrastarlos con las condiciones de vivienda, tanto por hogar como por su entorno (por ejemplo, servicios básicos y hacinamiento).

Así, para el presente análisis se empleará la reducción de la escala espacial de población (*spatial population downscaling*), técnica demográfica que consiste en calcular a partir de un modelo que, dado uno o varios factores, permite hacer estimaciones sobre el tamaño de la población de un área espacial pequeña, a partir de otra de mayor tamaño (para sus aplicaciones, se sugiere revisar Merkle et al., 2022; Nam y Reilly, 2013; Wan, Yoon, Srikrishnan, Daniel y Judi, 2022; Wear y Prestemon, 2019). Es decir, se consiguen valores esperados a escalas desagregadas con base en datos auxiliares (*ancillary data*) (Wan et al., 2022, p. 19).

La reducción de la escala espacial de población es útil para el análisis de los cambios y evoluciones espacio-demográficas a mayor resolución, en particular porque mucha información (sobre todo en censos alrededor del mundo) es provista a escala municipal o estatal (Wan et al., 2022). El método de reducción espacial de población, a diferencia de métodos más simples, como el de pesos por área (*area weighing*) (Lam, 1983), considera que la densidad poblacional es un factor clave y uno explicativo (Wan et al., 2022, p. 19). Para este caso, como la literatura sugiere, la densidad de población es un factor primordial para entender los patrones espaciales de riesgo y contagio por COVID-19; esto, claro, teniendo en cuenta los espacios habitados, no la movilidad intraurbana (Bhardwaj et al., 2020; CEPAL, 2020; Maroko et al., 2020; Méndez, 2020; Ziccardi, 2021).

Hay que advertir aquí que el uso de métodos de reducción de escala conlleva grandes limitaciones que, aun con un adecuado manejo, pueden introducir sesgos indeseables a los resultados que se obtienen. Gran parte de dichas inclinaciones se produce sobre todo en la selección de variables auxiliares (Wan et al., 2022). El presente análisis es un primer acercamiento al fenómeno de

la pandemia de COVID-19 y sus efectos, dadas las condiciones de rezago social presentes en el momento de su desarrollo. Si bien la literatura especializada enfatiza la densidad poblacional como un factor importante, otros atenúan su incidencia, como la conectividad y los patrones de movilidad intraurbanos (Hamidi et al., 2020).

Se usó esta técnica de reducción de escala espacial de población para el estudio con el objetivo de realizar un primer acercamiento para identificar los *hotspots* intraurbanos donde las condiciones entre las viviendas y dentro de ellas, así como el acceso a la salud, a las instalaciones de salud y a los artículos de primera necesidad se correlacionaban con variables demográficas asociadas con la COVID-19 (contagios, defunciones y comorbilidades). La densidad poblacional es la variable explicativa en el proceso de reducción de escala espacial de la población. Dicha escala provee un peso espacial a cada AGEB que permite estimar los posibles números de contagios, defunciones y comorbilidades presentes (Batsaris y Kavroudakis, 2022).

La reducción de la escala espacial de población se estima en el programa estadístico R, mediante el paquete PopulR que permite realizar reducciones espaciales de población por densidad y por área (Batsaris y Kavroudakis, 2022). El proceso de cálculo es el siguiente (véase ecuación 2): 1) Se estima que corresponde a la densidad¹¹ de cada AGEB dentro del municipio; 2) luego se estiman los pesos, que se estandarizan respecto al total observado del municipio; y 3) se obtiene un valor esperado, estimado a partir de los pesos y de la población objetivo (por ejemplo, casos de COVID-19) observada (Batsaris y Kavroudakis, 2022, p. 226).

Ecuación 2. Método de reducción de la escala espacial de población

$$v_{ij} = d_{ij} \quad [1]$$

$$w_{ij}^v = v_{ij} / \sum_{i=1}^{MUN_j} v_{ij} \quad [2]$$

$$p_{ij} = w_{ij} * P_j \quad [3]$$

Hay que subrayar que el uso de la densidad como factor determinante de contagios y transmisión parte de la literatura citada. Como sugieren Rocklöv y Sjödin: “la tasa de contacto es proporcional a la densidad poblacional” (2020, p. 1). Para Hamidi et al. (2020), la densidad es factor de riesgo y contagio cuando no existen las medidas y cuidados adecuados. Por otra parte, el método utilizado asegura que, a cada AGEB, dada su densidad poblacional, se le asigne un valor esperado de variables de impacto (contagios, defunciones y comor-

11 El paquete PopulR permite dos tipos de estrategias para el cálculo de pesos: *area-weighted interpolation*, o AWI, que considera el área de cada AGEB; y *volume-weighted interpolation* o VWI, que permite añadir valores de referencia por AGEB, como la densidad, para refinar los pesos que se obtuvieron (Batsaris y Kavroudakis, 2022).

bilidades). Otro factor clave es la presencia de catalizadores de transmisión, fundamentales en etapas iniciales de la pandemia para la transmisión del virus: centros de transporte y comercio y, en las ciudades, las áreas de convergencia de transporte y de consumo (Wong y Li, 2020, p. 11).

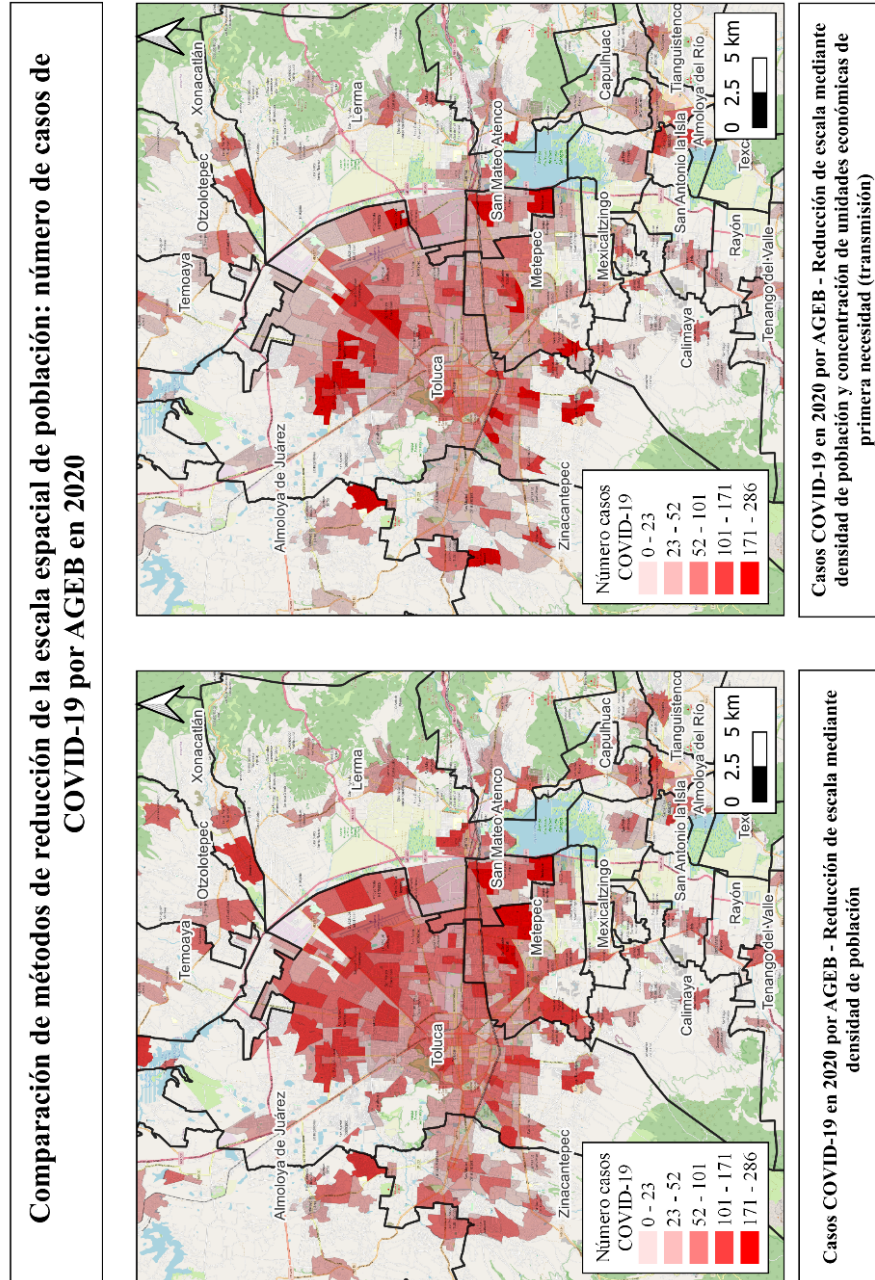
Siguiendo las pautas del párrafo anterior, se considera como valor adicional de v_{ij} de la ecuación 2, la presencia de centros neurálgicos del tráfico intraurbano.¹² Para ello se tiene en cuenta, además de la densidad poblacional, la concentración de unidades económicas de venta de artículos de primera necesidad. Se identifican primero los núcleos de mayor concentración de unidades económicas de este tipo y se estiman las distancias de todas las AGEB al núcleo de concentración más cercano. Seguido se multiplica la densidad por la distancia inversa de cada AGEB respecto a estos centros de concentración.

Resultados

La figura 2 muestra los resultados del ejercicio de la reducción de escala espacial de datos, considerando los números de casos por AGEB en promedio para el periodo 2020-2022. Los resultados se muestran tanto para la densidad como para los núcleos de concentración de unidades económicas de venta de artículos de primera necesidad. Para facilitar la distinción entre ambos, se denominó este segundo método simplemente como *transmisión*, teniendo en cuenta que contempla la actividad económica (Wong y Li, 2020). Es decir, a diferencia de considerar solo la densidad en la transmisión, se obtienen concentraciones puntuales de gran número y patrones similares en: casos-densidad y unidades económicas-densidad.

12 Se había planteado también considerar la población de 65 años o más como valor adicional de v_{ij} para el caso de las defunciones por COVID-19. Se optó por no hacerlo por dos razones. Primero, porque la gran presencia de población de adultos mayores tuvo una incidencia considerable durante los inicios de la pandemia. Al tomar datos de casos y de defunciones por año, el número de casos dejó de estar gradualmente en función de este grupo etario (Wong y Li, 2020, p. 8). Segundo, porque los datos de población de este grupo existen solo para algunos municipios de la ZMT a través de información por AGEB urbana en el INEGI.

Figura 2. Comparación de métodos



Fuente: elaboración propia con base en los datos de la SSA (2023a).

La tabla 3 muestra las estimaciones de los índices de Morán por variable e indicador, y para tres distintos arreglos de matrices de pesos: 1) de contigüidad o *queen*, el cual considera solo los vecinos contiguos de cada AGEb; 2) de distancia que, siguiendo a Anselin (1995), toma como distancia crítica o límite el máximo valor observado entre vecinos próximos, que en este caso es 4.74 km; y 3) de tipo *kernel*, que estima los efectos de vecindario por AGEb en función decreciente a partir del origen (es decir, de cada AGEb), y en el que el vecindario está definido también por la distancia crítica de 4.74 km.

Tabla 3. Índices de Morán univariados por tipos de matrices de pesos

Variables e indicadores	Matriz de pesos					
	<i>Queen</i>		<i>Distancia^{a/}</i>		<i>Kernel^{b/}</i>	
<i>Reducción de escala espacial-densidad</i>						
Casos	0.220	***	0.115	***	0.164	***
Comorbilidades	0.263	***	0.091	***	0.163	***
Defunciones	0.290	***	0.064	***	0.148	***
<i>Reducción de escala espacial-transmisión</i>						
Casos	0.219	***	0.076	***	0.171	***
Comorbilidades	0.052	***	0.045	***	0.059	***
Defunciones	0.011	n.s.	0.019	**	0.020	*
Servicios básicos	0.254	***	0.098	***	0.187	***
Infraestructura de salud	0.209	***	0.016	**	0.138	***
Hacinamiento	0.507	***	0.341	***	0.425	***
Derechohabencia	0.528	***	0.207	***	0.304	***

Significancia: ***99%; **95%, *90%, n.s. No significativo

a/ La matriz de pesos por distancia (y *kernel*) considera la distancia crítica, que asegura que todas las AGEb tengan por lo menos un vecino. En este caso, es la distancia máxima entre vecinos próximos: 4.74 km.

b/ La matriz de pesos *kernel* incluye los valores de la diagonal con el objetivo de mostrar la difusión de efectos a partir del origen. Es decir, las condiciones de cada AGEb y sus vecinos son relevantes.

Fuente: elaboración propia con base en los datos del CONEVAL (2020), del INEGI (2022) y de la SSA (2023a).

Los resultados de la tabla 3 son significativos en casi todos los casos (por lo menos 95% de confianza). Tanto para las comorbilidades como para las defunciones por COVID-19, la estructura espacial responde mejor a la reducción de escala espacial en función de la densidad poblacional. Para el análisis posterior se considera la matriz tipo *kernel*, por dos razones: 1) porque tiene en cuenta tanto las condiciones por AGEb (es decir, los pesos en origen no son cero) como

en su vecindario (bordes o fronteras con otras unidades espaciales, AGEB a 4.74 km o menos); y 2) porque atenúa los altos valores de influencia contigua (capturados en la matriz tipo queen) permitiendo observar si la significancia se sostiene en un radio más amplio.

En los casos de COVID-19, se consideran en el análisis posterior los resultados que se obtienen por reducción de escala espacial a partir de la densidad y la concentración de unidades económicas de los artículos de primera necesidad (transmisión). En cambio, se consideran los resultados que se obtuvieron por reducción de escala espacial solo a partir de la densidad para las comorbilidades por COVID-19 y para las defunciones, en función de los resultados observados en la tabla 3.

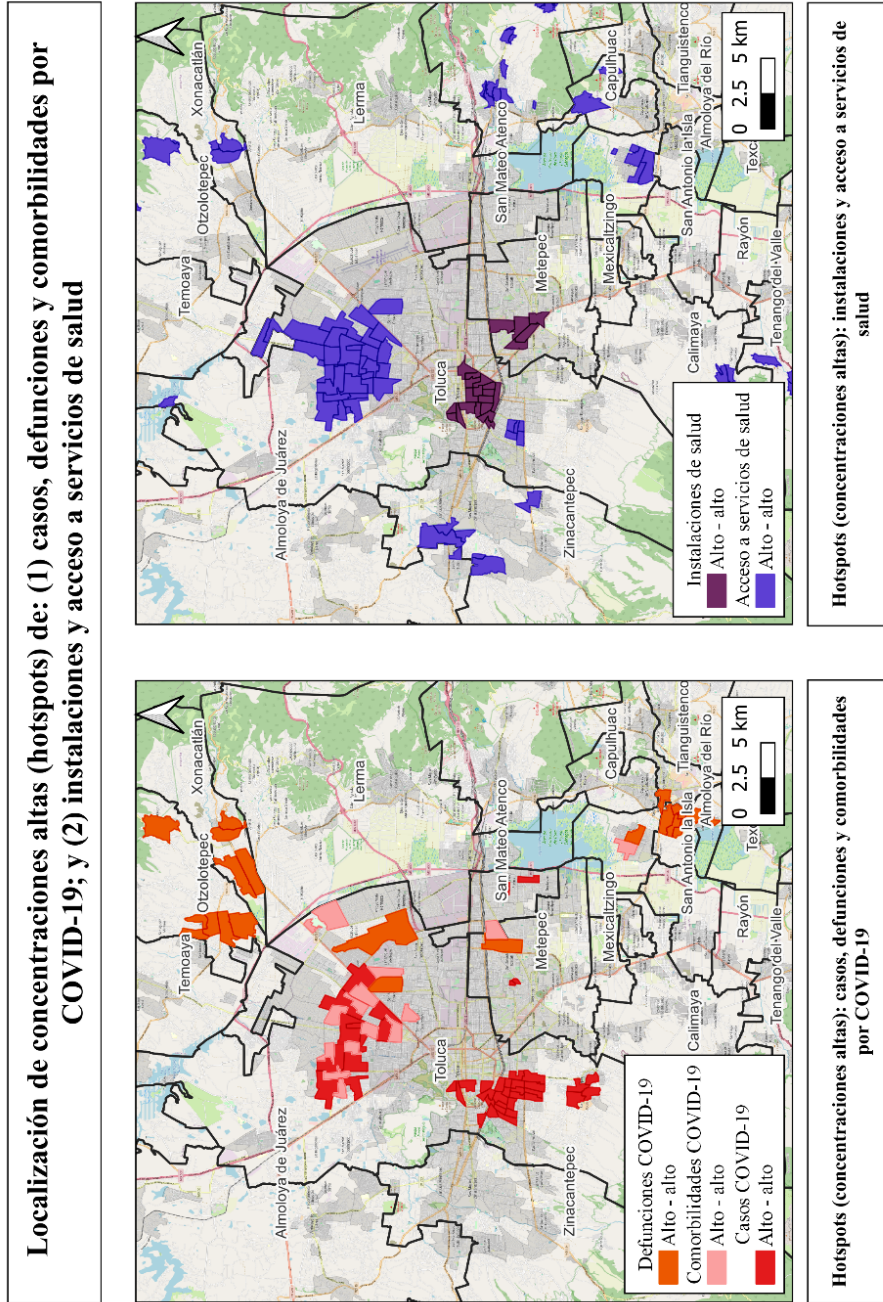
La figura 3 muestra la correlación espacial local de las variables para la COVID-19 (contagios, defunciones y comorbilidades), así como para la concentración de instalaciones de salud y de personas con acceso a servicios de salud. Se muestran en dicha figura solo los *hotspots*, o áreas (AGEB) con valores altos concentrados. Los valores significativos no cambian de manera drástica de un año a otro, por lo que se mantuvieron relativamente estables aquellas AGEB con alta (o baja) infraestructura o acceso a salud, y cuyos vecinos también exhibían alta (o baja) infraestructura o acceso a salud. Es decir, se muestran: 1) las AGEB con altos niveles de casos, defunciones y comorbilidades durante el periodo 2020-2022; y 2) las AGEB con alta derechohabiencia y alta presencia de instalaciones de salud.

Los resultados de la figura 3 muestran tres áreas de concentración de casos, defunciones y comorbilidades asociadas con el COVID-19: 1) al nororiente del centro de Toluca; 2) al nororiente del municipio de dicha ciudad y en los municipios conurbados de Temoaya y Otzolotepec; y 3) hacia el surponiente del centro de Toluca. Además, hay otras pequeñas concentraciones dispersas hacia el suroriente, con dirección a Tianguistenco. Las instalaciones de salud se concentran en el centro del municipio de Toluca y hacia Metepec, mientras que la derechohabiencia es mayor en la periferia de la zona metropolitana y en el área de concentración de casos, defunciones y comorbilidades mencionada, al nororiente del centro de Toluca.

Los resultados sugieren una gran influencia del uso de la densidad como auxiliar en la reducción de la escala espacial de la población (v_{ij}), así como de la bibliografía citada sobre efectos intraurbanos por la pandemia (Maroko et al., 2020; Rocklöv y Sjödin, 2020). La distancia promedio entre AGEB con altas concentraciones de casos de COVID-19 e instalaciones de salud es de 3.8 km. Los resultados que se observan se alinean con los argumentos hallados a escala municipal (*counties*) por Hamidi et al. (2020, p. 506), quienes sugieren que la densidad es importante en función de la presencia de medidas e instalaciones adecuadas. En este sentido, la alta concentración de derechohabientes, ligada al alto número de contagios, comorbilidades y defunciones, ameritaría la proximidad en el área de instalaciones de salud adecuadas (Rojas et al., 2022).

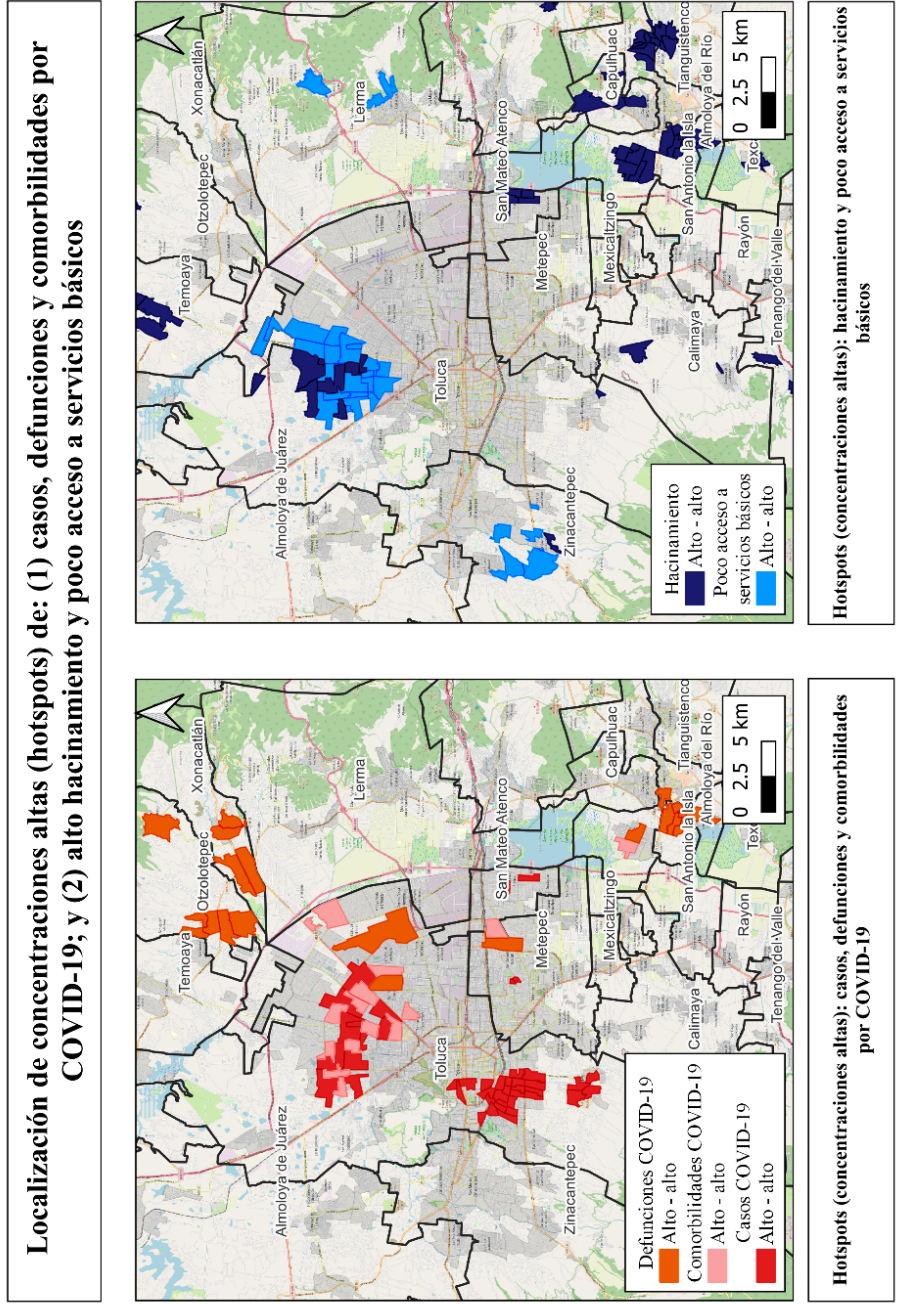
La figura 4 contrasta la correlación espacial local de las variables para COVID-19 (contagios, defunciones y comorbilidades) con la correlación espacial para hacinamiento y acceso a servicios básicos (agua, luz y drenaje) en vivien-

Figura 3. Localización de concentraciones



Fuente: elaboración propia con base en los datos de la Secretaría de Salud (2023a), el CONEVAL (2020) y el INEGI (2020).

Figura 4. Localización de las concentraciones



Fuente: elaboración propia con base en los datos de la Secretaría de Salud (2023a), el CONEVAL (2020) y el INEGI (2020).

da. Sobresale de nuevo el área de concentración de contagios, defunciones y comorbilidades ya mencionada (en la figura 3) al nororiente del centro de Toluca, en específico debido a que se halla colindante (y traslapada) con el área de alta concentración de hacinamiento y poco acceso a servicios básicos. El resultado que se muestra en la figura 4 refuerza los argumentos previos. El análisis ha podido identificar un área intraurbana específica donde las condiciones de rezago propiciaron que se exacerbaban los contagios y las defunciones por COVID-19, en específico, la falta de proximidad (conectividad) con instalaciones de salud, más las condiciones de vivienda (Hamidi et al., 2020).

Discusión y conclusiones

Los resultados indican que existe relación espacial intraurbana entre las variables de rezago social, contagios, defunciones y comorbilidades asociadas para el periodo 2020-2022. El análisis ha logrado su objetivo principal, ya que, al igual que la literatura citada, ha encontrado evidencia de relación espacial entre los bajos niveles de bienestar social¹³ y la agudización de la problemática de la pandemia de COVID-19 (Caracheo, 2021; Martínez y Parraguez, 2021; Soto et al., 2022; Suárez et al., 2020; Vargas, 2020). Se han identificado las áreas intraurbanas donde el riesgo de contagio y de defunciones fue mayor, lo cual contribuye con información para la literatura empírica en México sobre los efectos espaciales intraurbanos debidos a la pandemia de COVID-19 (Chávez-Soto et al., 2021; Soberón et al., 2023).

Sintetizando, se han detectado concentraciones (*clusters* de AGEB) específicas en las cuales se identifican altos números de contagios y defunciones por COVID-19; y, en paralelo, se identifica a una de ellas, ubicada al nororiente de Toluca, como foco rojo ante la falta de instalaciones de salud y los altos niveles de hacinamiento y de poco acceso a servicios básicos. En materia de estrategias de política pública, los resultados apuntan a una desconcentración de las instalaciones de salud dentro del área metropolitana. Aunque las modificaciones del hacinamiento son difíciles, a pesar de su importancia debida a que agudizan los efectos de la pandemia (Bhardwaj et al., 2020), este factor debe tenerse presente dentro de la planeación y las políticas de vivienda.

Hay que hacer hincapié en las limitaciones de las estimaciones, sobre todo por el uso del método de reducción de escala espacial de población. Dicho método permite identificar patrones intraurbanos que reflejan la heterogeneidad en las condiciones de las viviendas donde se experimentó la pandemia de COVID-19. No se duda de este hallazgo, pero es probable que esta heterogeneidad pueda ser más o menos marcada si se tuvieran datos no reducidos a la escala de análisis. Por otra parte, si bien la literatura señala que la densidad es el principal factor (y por ello el uso de esta para obtener estimaciones por AGEB), futuras estimaciones deberán incluir otras variables que posibiliten refinar aún

13 Movilidad, cobertura de servicios públicos y la desigualdad en cuanto a salud para diversos grupos etarios.

más los datos que se obtienen por reducción; por ejemplo, los factores relacionados con el hacinamiento (cuartos por vivienda, personas por cuarto).

Un reto futuro es la incorporación de técnicas más sofisticadas de reducción de la escala espacial de datos. Una serie de técnicas prometedoras son las estimaciones de áreas pequeñas, que permiten construir modelos de regresión en los que la reducción está supeditada a varios condicionantes o variables auxiliares (Pfeffermann, 2002). Aunque nada subsanará en su totalidad la no disponibilidad de datos a escala intraurbana, la incorporación de más factores de riesgo y vulnerabilidad, adicionales a la densidad, permitirá ir adecuando los resultados para elaborar mapas intraurbanos de riesgo y de transmisión.

Además, este análisis muestra potencialidades para el desarrollo de nuevas líneas de investigación. Aparte del interés de estudiar los efectos de la pandemia por movilidad en un siguiente estudio, se cree que se puede producir información útil para crear políticas públicas que fomenten la cooperación entre las administraciones públicas (federal, regional y metropolitana), la sociedad civil y la iniciativa privada para gestionar futuras eventualidades. Así mismo, hay que crear conciencia de que un fenómeno sanitario tan grande como la COVID-19 puede penetrar, asentarse y agudizarse en entornos que suelen estar lejos de los principales centros urbanos y que son fundamentales para la comprensión y análisis de las problemáticas del territorio.

Referencias

- Andini, I., Rahayu, P., Putri, R., y Rinis, E. (2023). Intra-urban vulnerability gap towards urban resilience in Covid19 pandemic (case of Surakarta greater urban, Indonesia). Ponencia presentada en la conferencia *Earth and Environmental Science*, Indonesia (1186), 1-15. Recuperado de <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1755-1315/1186/1/012001>
- Anselin, L. E. (1995). Local indicators of spatial association—LISA. *Geographical Analysis*, 27(2), 93-115. doi: <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x>
- Anselin, L. E. (2019). The Moran scatterplot as an ESDA tool to assess local instability in spatial association. En M. Fischer, H. Scholten y D. Unwin (coords.), *Spatial analytical perspectives on GIS* (pp. 111-126). Londres: Routledge. doi: <https://doi.org/10.1201/9780203739051>
- Arauzo-Carod, J. M., Domènech, A., y Gutiérrez, A. (2021). Do local characteristics act in a similar way for the first two waves of COVID-19? Analysis at intraurban level in Barcelona. *Journal of Public Health*, 43(3), 1-7. doi: <https://doi.org/10.1093/pubmed/fdaa238>
- Arteaga, N. (2005). Los estudios sobre la zona metropolitana del valle de Toluca. Aproximaciones estructurales y centradas en los actores. *región y sociedad*, 17(33), 71-106. doi: <https://doi.org/10.22198/rys.2005.33.a608>
- Batsaris, M., y Kavrouidakis, D. (2022). PopulR: a package for population downscaling in R. *The R Journal*, 14(4). doi: <https://doi.org/10.32614/RJ-2023-007>

- Bhardwaj, G., Esch, T., Somik, V. L., Marconcini, M., Soppelsa, M. E., y Wahba, S. (2020). Cities, crowding, and the coronavirus: Predicting contagion risk hotspots. Washington, D. C.: *World Bank*. Recuperado de <http://hdl.handle.net/10986/33648>
- Brail, S., y Kleinman, M. (2022). Impacts and implications for the post-COVID city: The case of Toronto. *Regions, Economy and Society*, 15(3), 495-513. doi: <https://doi.org/10.1093/cjres/rsac022>
- Campos, B. L., Hernández, M. L., y Oropeza, N. A. (2022). *Análisis territorial y el uso de tecnologías geoespaciales*. Quintana Roo: Universidad Autónoma del Estado de Quintana Roo. Recuperado de <http://hdl.handle.net/20.500.12249/3106>
- Caracheo, C. E. (2021). Desigualdad territorial y acceso a agua potable en el contexto de la pandemia en la Ciudad de México. *Argumentos. Revista de Crítica Social* (24), 1-34. Recuperado de <https://publicaciones.sociales.uba.ar/index.php/argumentos/article/view/6976>
- Cavalcante, J. A., Castro-Silva, I. L., y Ramalho de Farias, M. (2020). Initial analysis of the spatial correlation between the incidence of COVID-19 and human development in the municipalities of the state of Ceará in Brazil. *Revista Brasileira de Epidemiologia* (23), 1-17. Recuperado de <https://www.scielo.br/j/rbepid/a/nKC6pFSJnbKQsJHKNJhGMtF/?lang=en>
- Celemín, J. P. (2009). Autocorrelación espacial e indicadores locales de asociación espacial: importancia, estructura y aplicación. *Revista Universitaria de Geografía*, 18(1), 11-31. Recuperado de http://www.scielo.org.ar/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1852-42652009000100002&lng=es&tlng=es
- Chávez-Soto, T., Cervera-Gómez, L., Vilchis-Mata, I., y Garrocho-Rangel, C. (2021). Explicación socioespacial de la brecha digital en el espacio intrametropolitano de Toluca. *Papeles de Población*, 27(110), 159-199. Recuperado de <https://rppoblacion.uaemex.mx/article/view/16668/13986>
- Chica-Mejía, J., Galvis-Bonilla, J., Blanco, D., y Villamil-Mejía, C. (2022). Desarrollo urbano y marginalización espacial en Cartagena de Indias. El borde urbano de la Ciénaga de la Virgen como caso de estudio. *Revista Brasileira de Gestão Urbana* (14), 1-18. doi: <https://doi.org/10.1590/2175-3369.014.e20210401>
- Comber, A., y Zeng, W. (2019). Spatial interpolation using areal features: A review of methods and opportunities using new forms of data with coded illustrations. *Geography Compass*, 13(10), 1-23. doi: <https://doi.org/10.1111/gec3.12465>
- Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL). (2020). El desafío social en tiempos del COVID-19. Recuperado de <https://hdl.handle.net/11362/45527>
- Consejo Estatal de Población (COESPO). (2019). *Programa Estatal de Población 2017-2023*. Recuperado de https://coespo.edomex.gob.mx/sites/coespo.edomex.gob.mx/files/files/2019/Programa%20estatal%20de%20poblacion%20EDOMEX_%2029JULIO.pdf

- Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL). (2020). Grado de rezago social a nivel AGEB urbana 2020. Recuperado de https://www.coneval.org.mx/Medicion/IRS/Paginas/Rezago_social_AGEB_2020.aspx
- Dorré, K. (2020). La pandemia del coronavirus: una catástrofe global explosiva. *Astrolabio Nueva Época* (25), 119-145. Recuperado de <https://revistas.unc.edu.ar/index.php/astrolabio/article/view/29914/30831>
- Franch-Pardo, I., Napoletano, B. M., Rosete-Verges, F., y Billa, L. (2020). Spatial analysis and GIS in the study of COVID-19. A Review. *Science of the Total Environment*, 739(140033), 1-10. doi: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.140033>
- Garrocho-Rangel, C., Chávez-Soto, T., y Álvarez, J. A. (2020). Accesibilidad de la población mayor a farmacias en el espacio intraurbano mediante desplazamientos caminando. En O. Figueroa, L. M. Valenzuela y A. Brasileiro (coords.), *Desafíos del desarrollo urbano sostenible en el transporte y la movilidad* (pp. 415-441). Zinacantepec: El Colegio Mexiquense.
- Hoyos-Castillo, G. (2005). Marco empírico histórico de la dimensión física del proceso de urbanización de las ciudades de México y Toluca. *Quivera Revista de Estudios Territoriales*, 7(2), 42-74. Recuperado de <https://quivera.uaemex.mx/article/view/10624>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2019). *Manual de cartografía geoestadística*. Recuperado de <https://es.scribd.com/document/588951390/Manual-de-Cartografia-Censo-Economico-2019>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2022). *Directorio estadístico de unidades económicas (DENUE)*. Recuperado de <https://www.inegi.org.mx/app/mapa/denue/default.aspx>
- Iracheta, A. (2021). COVID-19: lo que la pandemia nos deja. *Korpus* 21, 1(2), 201-232. Recuperado de <https://www.yumpu.com/es/document/view/65749826/korpus-21-covid-19-lo-que-la-pandemia-nos-deja>
- Jaber, A. S., Hussein, A. K., Kadhim, N. A., y Bojassim, A. A. (2022). A Moran's I autocorrelation and spatial cluster analysis for identifying coronavirus disease COVID-19 in Iraq using GIS approach. *Caspian Journal of Environmental Sciences*, 20(1), 55-60. doi: <https://doi.org/10.22124/cjes.2022.5392>
- Lam, N. S. (1983). Spatial interpolation methods: A review. *The American Cartographer*, 10(2), 129-150. doi: <https://doi.org/10.1559/152304083783914958>
- Leveau, C. M., y Soarez, L. (2022). Desigualdades socioespaciales de la mortalidad por COVID-19 en tres olas de propagación: un análisis intraurbano en Argentina. *Cuadernos de Saúde Pública*, 38(5), 1-12. doi: <https://doi.org/10.1590/0102-311XES163921>
- Lozano, A., y Ramírez-García, T. (2023). Desigualdad en la mortalidad por COVID-19 entre la población hablante de lengua indígena de México. En F. Lozano, M. Valdivia y M. A. Mendoza (eds.), *Pandemia y desigualdades sociales y económicas en México* (pp. 337-371). México: Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM), Centro Regional de Investigaciones Multidisciplinarias.

- Maroko, A., Nash, D., y Pavilonis, B. (2020). COVID-19 and inequity: A comparative spatial analysis of New York City and Chicago hotspots. *Journal of Urban Health*, 97, 461-470. Recuperado de <https://link.springer.com/article/10.1007/s11524-020-00468-0>
- Martínez-Gómez, C., y Parraguez-Camus, C. (2021). Daño social, neoliberalismo y la pandemia del COVID-19 en América Latina. *Papeles de Población*, 27(107), 103-140. doi: <https://doi.org/10.22185/24487147.2021.107.05>
- Méndez, R. (2020). *Sitiados por la pandemia. Del colapso a la reconstrucción: apuntes geográficos*. Madrid: Revives.
- Merkle, M., Alexander, P., Brown, C., Seo, B., Harrison, P. A., Harmáčková, Z. V., y Rounsevell, M. (2022). Downscaling population and urban land use for socio-economic scenarios in the UK. *Regional Environmental Change*, 22(106). doi: <https://doi.org/10.1007/s10113-022-01963-7>
- Nam, K. M., y Reilly, J. M. (2013). City size distribution as a function of socioeconomic conditions: an eclectic approach to downscaling global population. *Urban Studies*, 50(1), 208-225. doi: <https://doi.org/10.1177/0042098012448943>
- Nasiri, R., Akbarpour, S., Zali, A. R., Khodakarami, N., Boochani, M. H., Noory, A. R., y Soori, H. (2022). Spatio-temporal analysis of COVID-19 incidence rate using GIS: A case study—Tehran metropolitan, Iran. *GeoJournal*, 87, 3291-3305. doi: <https://doi.org/10.1007/s10708-021-10438-x>
- Nazia, N., Butt, Z. A., Lyn, M., Tang, W. C., Sehar, H., y Law, J. (2022). Methods used in the spatial and spatiotemporal analysis of COVID-19 epidemiology: A systematic review. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(14). doi: <https://doi.org/10.3390/ijerph19148267>
- Nogueira, M. C., Goncalves, I. C., Bustamante, M. T., Toledo, M., y Basile, F. A. (2022). COVID-19's intra-urban inequalities and social vulnerability in a medium-sized city. *Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical*, 55. doi: <https://doi.org/10.1590/0037-8682-0445-2021>
- Olivera, A. (2020). Globalización, urbanización y salud: impactos de la COVID-19. *Arquitectura y Urbanismo*, 51(3), 6-16. Recuperado de <https://rau.cujae.edu.cu/index.php/revistaau/article/view/586>
- Oluyomi, A. O., Gunter, S. M., Leining, L. M., Murray, K. O., y Amos, C. (2021). COVID-19 community incidence and associated neighborhood-level characteristics in Houston, Texas, USA. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(4), 1-15. doi: <https://doi.org/10.3390/ijerph18041495>
- Organización de las Naciones Unidas (ONU). (2023). *Se acaba la emergencia por la pandemia, pero el COVID-19 continúa*. Recuperado de <https://news.un.org/es/story/2023/05/1520732>
- Padilla y Sotelo, L. S., Sicilia, R. A., y Ángeles, A. (2021). Desigualdad en la ciudad puerto de Acapulco a partir de la medición del bienestar social ante la pandemia de COVID-19. En J. Gasca y H. E. Hoffmann (coords.), *Estudios sobre cultura y desigualdad en las regiones* (pp. 1-18). Ciudad de México: UNAM-Asociación Mexicana de Ciencias para el Desarrollo Regional (AMECIDER).

- Pavón-Ramírez, D., y Osorio, M. (2023). Aproximación a la vulnerabilidad socioterritorial de Othón P. Blanco, Quintana Roo en tiempos de COVID-19. Estudio de caso sobre turismo. *región y sociedad*, 35, 1-27. doi: <https://doi.org/10.22198/rys2023/35/1647>
- Pedrotti, C. I. (2023). Habitabilidad, gestión local y pandemia en una capital estatal. El caso de la Zona Metropolitana de Toluca. En M. Suárez-Lastra y A. Ziccardi (coords.), *La década COVID en México: los desafíos de la pandemia desde las ciencias sociales y las humanidades*. Tomo 12. *Ciudades mexicanas y condiciones de habitabilidad en tiempos de pandemia* (pp. 277-310). Ciudad de México: UNAM.
- Pedrotti, C. I., y Cota, E. C. (2022). Habitando la metrópoli frente al COVID-19: viejos y nuevos problemas de habitabilidad en la Zona Metropolitana de Toluca. *Revista de Ciencias Sociales Segunda Época*, 13(42), 35-60. Recuperado de <https://biblioteca-repositorio.clacso.edu.ar/bitstream/CLACSO/171369/1/revista-42.pdf>
- Pfeffermann, D. (2002). Small area estimation-new developments and directions. *International Statistical Review*, 70(1), 125-143. doi: <https://doi.org/10.1111/j.1751-5823.2002.tb00352.x>
- Quincho-Rosales, D., Castro-Rodríguez, Y., y Grados-Pomarino, S. (2020). Consideraciones sobre la atención estomatológica en el Perú durante la pandemia por la COVID-19. *Revista Cubana de Estomatología*, 57(3), 1-12. Recuperado de http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0034-75072020000300005
- Ramírez, I. J., y Lee, J. (2020). COVID-19 emergence and social and health determinants in Colorado: A rapid spatial analysis. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(11), 3856. doi: <https://doi.org/10.3390/ijerph17113856>
- Rocklöv, J., y Sjödin, H. (2020). High population densities catalyse the spread of COVID-19. *Journal of Travel Medicine*, 27(3). doi: <https://doi.org/10.1093/jtm/taaa038>
- Rojas, K. T., Chávez-Soto, T., y Garrocho-Rangel, C. (2022). Ciudad y COVID-19: accesibilidad de población adulta mayor a unidades médicas en Chimalhuacán, Estado de México. *Frontera Norte*, 34. doi: <https://doi.org/10.33679/rfn.v1i1.2300>
- Salha, D. (2022). *COVID 19: fisiopatología e infectividad. La proteína ACE2 como vía de entrada del virus y posible diana terapéutica*. (Tesis de Licenciatura). Universidad Miguel Hernández. Recuperada de <https://dspace.umh.es/handle/11000/28988>
- Sauceda, M. M. (2023). *Resiliencia urbana en la transformación del espacio público a partir de la COVID-19. Centro Histórico de Culiacán* (Tesis de maestría). Universidad Autónoma de Sinaloa. Recuperado de http://repositorio.uas.edu.mx/jspui/handle/DGB_UAS/361
- Secretaría de Desarrollo Agrario, Territorial y Urbano (SEDATU). (2023). *Metrópolis de México 2020*. Recuperado de https://www.gob.mx/cms/uploads/sedatu/MM2020_06022024.pdf

- Secretaría de Salud. (2023a). *Datos abiertos*. Recuperado de https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/924585/datos_abiertos_2023_vinculo_zip.pdf
- Secretaría de Salud. (2023b). *México pone fin a la emergencia sanitaria por COVID-19: Secretaría de Salud*. Recuperado de <https://www.gob.mx/salud/prensa/mexico-pone-fin-a-la-emergencia-sanitaria-por-covid-19-secretaria-de-salud>
- Soberón, J. A., Mejía, A., y Montes de Oca, H. (2023). Desigualdad sociodemográfica del empleo en el Estado de México. Un análisis metropolitano. *Quivera Revista de Estudios Territoriales*, 25(1), 97-119. doi: <https://doi.org/10.36677/qret.v25i1.15414>
- Sortino, J. F., Castro, H., y Perles, M. J. (2022). Mapping the risk of COVID-19. Contagion at urban scale. *Land*, 11(9), 1-24. doi: <https://doi.org/10.3390/land11091480>
- Suárez-Lastra, M., Rosales-Tapia, A. R., y Salvador-Guzmán, L. E. (2020). Territorio y vulnerabilidad ante COVID-19 en México. *Observatorio de las Ciencias Sociales* (103), 1-18. Recuperado de <https://www.comecso.com/las-ciencias-sociales-y-el-coronavirus/territorio-y-vulnerabilidad-ante-covid-19-en-mexico>
- Vargas, S. (2020). SARS-COV2 en León, Guanajuato. Un índice de riesgo de contagio interurbano e intergeneracional. *Cuadernos, Territorio y Desarrollo Local* (9), 5-14. Recuperado de https://www.academia.edu/63156706/SARS_COV2_en_Le%C3%B3n_Guanajuato_Un_indice_de_riesgo_interurbano_e_intergeneracional
- Villerías, S., y Nochebuena, G. (2021). Análisis espacial de vulnerabilidad y riesgo en salud por COVID-19 en el Estado de Guerrero, México. A un año de pandemia. *Posición. Revista del Instituto de Investigaciones Geográficas* (5), 1-11. Recuperado de <https://posicion-inigeo.unlu.edu.ar/posicion/article/view/85>
- Wan, H., Yoon, J., Srikrishnan, V., Daniel, B., y Judi, D. (2022). Population downscaling using high-resolution, temporally-rich US property data. *Cartography and Geographic Information Science*, 49(1), 18-31. doi: <https://doi.org/10.1080/15230406.2021.1991479>
- Wear, D. N., y Prestemon, J. P. (2019). Spatiotemporal downscaling of global population and income scenarios for the United States. *PLoS ONE*, 14(7), 1-19. doi: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0219242>
- Wong, D. W., y Li, Y. (2020). Spreading of COVID-19: Density matters. *PLoS ONE*, 15(12), e0242398. doi: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0242398>
- Yin, S., y Zhang, N. (2021). Prevention schemes for future pandemic cases: mathematical model and experience of interurban multi-agent COVID-19 epidemic prevention. *Nonlinear Dynamics*, 104, 2865-2900. doi: <https://doi.org/10.1007/s11071-021-06385-4>
- Ziccardi, A. (2021). Introducción. En A. Ziccardi (coord.), *Habitabilidad, entorno urbano y distanciamiento social. Una investigación en ocho ciudades mexicanas durante COVID-19* (pp. 15-32). Ciudad de México: Universidad Nacional Autónoma de México, Instituto de Investigaciones Sociales.