

Recibido: 10 de diciembre de 2021

**estudios
sociológicos**
de El Colegio de México

Primero en línea: 20 de abril de 2023

Aprobado: 29 de abril de 2022

2023, 41(123), sept.-dic., 629-666

Artículo

Un año de contagio municipal por el SARS-CoV-2 en México: análisis jerárquico-espacial bayesiano

One Year of Municipal Contagion of SARS.CoV-2 in Mexico: A Bayesian Spatial Hierarchical Analysis

Héctor Nájera

Programa Universitario de Estudios del Desarrollo (PUED)
Universidad Nacional Autónoma de México
Ciudad de México, México

<https://orcid.org/0000-0002-3838-5714>

 hector.najera@comunidad.unam.mx

Fernando Cortés

Programa Universitario de Estudios del Desarrollo (PUED)
Universidad Nacional Autónoma de México
Ciudad de México, México

fcortes@colmex.mx

Delfino Vargas

Programa Universitario de Estudios del Desarrollo (PUED)
Universidad Nacional Autónoma de México
Ciudad de México, México

 <https://orcid.org/0000-0002-6046-3643>

dvchanes@gmail.com



Esta obra está bajo una licencia de Creative Commons.

Reconocimiento-No Comercial-Sin Obra Derivada 4.0 Internacional.

Resumen: Este artículo complementa y profundiza los resultados de una investigación anterior sobre el papel que desempeña la estructura social en el volumen de contagios en los municipios del país. Se empleó información quincenal durante 12 meses en México a nivel municipal. El análisis utilizó primero un modelo jerárquico de secciones cruzadas y después se incorporó la proximidad geográfica en un modelo bayesiano para explicar la difusión de la covid-19. Los resultados permitieron inferir que la distribución espacial de los contagios estuvo condicionada por la distribución territorial de la población en los municipios, los intercambios sociales entre ellos, y por los niveles de pobreza y desigualdad municipales, y que dicho condicionamiento no depende de la intensidad de la pandemia.

Palabras clave: covid-19; pobreza; desigualdad; modelación bayesiana; análisis espacial.

Abstract: *This article expands the results of previous research exploring the role of social structure in the volume of infections, in both space and time. The study uses bi-weekly, municipal information over a twelve-month period in Mexico. The analysis is conducted in two phases, the first of which is based on a cross sectional hierarchical model. The second uses Bayesian methods to model the geographical proximity of municipalities to explain the spread of Covid-19. The results suggest that the spatial distribution of Covid-19 infections can be explained by the population's geographical distribution across municipalities, social interactions, and poverty and inequality levels, rather than the intensity of the pandemic.*

Keywords: *Covid-19; poverty; inequality; Bayesian modelling; spatial analysis.*

Este trabajo siguió la pista de la distribución en el territorio y a lo largo del tiempo del número de personas contagiadas por el virus SARS-COV-2. Para este propósito se estudió y modeló el comportamiento de la frecuencia de casos registrados, en el nivel municipal, por las estadísticas oficiales mexicanas cada 15 días, durante 12 meses, desde mayo del año 2020 a abril de 2021.

La epidemiología clásica estudia las enfermedades centrándose fundamentalmente en los individuos y sus características. Enfatiza el análisis de las condiciones y los estilos de vida de las personas, así como las variables genéticas. Un enfoque alternativo es el de la epidemiología social (Bergman, & Kawachi, 2000) cuyas explicaciones relevan el rol del contexto y la cultura en el establecimiento de las enfermedades.

En este estudio, el interés no radica en la etiología sino en los patrones geográficos y sociales de la transmisión de la enfermedad. Se sabe que el SARS-CoV-2 llegó al país vía aérea, por los aeropuertos de las ciudades más pobladas (Ciudad de México, Guadalajara y Monterrey), y desde allí empezó su desplazamiento por el territorio nacional.

El presente análisis se limita a establecer las regularidades geográficas durante el desarrollo temporal de la covid-19 en los municipios de México. En el año 2021 (fecha en que se escribió este artículo) la investigación científica ha establecido que los aerosoles infectados por el virus son el medio más eficiente para su transmisión, en comparación con las gotículas y el contacto con superficies contaminadas (Fearon *et al.*, 2021).

El principal medio de propagación de la enfermedad es el espacio compartido con personas ya contagiadas, y es justamente este espacio común una de las características básicas de la vida en sociedad, por esta razón las actividades desplegadas en comunidad por los seres humanos desempeñan un papel central en el desarrollo de la covid-19 en el tiempo y en su dispersión sobre el territorio. El virus se transmitió en los lugares donde se intercambiaban relaciones familiares y de amistad, trabajo, múltiples relaciones en los establecimientos docentes, uso del transporte

público, centros comerciales, tiendas de autoservicio, misceláneas; lugares de diversión con asistencia masiva de espectadores. Este conjunto de actividades cuyo común denominador es el espacio, representa una simple enumeración, sin que pretenda ser exhaustiva; su único propósito es ilustrar la idea central de este trabajo: los múltiples roles que se desarrollan en la vida en sociedad entrañan, en la mayoría de los casos, que dos o más personas coincidan en un lugar y en el tiempo, condición necesaria para el contagio.¹

Las estructuras sociales, demográficas, económicas y las condiciones de vida de la población en los municipios inciden en el volumen de personas contagiadas y su evolución. La aglomeración en espacios reducidos es una constante de los municipios formados por localidades urbanas, así como el número de personas pobres (aunque la prevalencia de la pobreza sea más alta en las zonas rurales) que son susceptibles de contraer el virus tanto por sus condiciones generales de salud como de estilos de vida y por los tipos de trabajos que habitualmente desempeñan. Asimismo, en este tipo de municipios suelen localizarse los establecimientos industriales, cuyos procesos productivos congregan por lo general a los trabajadores en espacios cerrados, y en la mayoría de los casos la lejanía entre los lugares en que residen y trabajan requieren abordar transporte público.

La estructuración de la vida cotidiana en las zonas rurales muestra un alto contraste, la densidad de población suele ser deducida, en los lugares donde hay actividad manufacturera tiende a predominar la producción en pequeña escala, con pocos operarios, y la mayor parte de las actividades agrícolas se realizan al aire libre y con una “sana distancia” natural. Pero en la medida que las unidades geográficas, como los municipios, no son compartimentos estancos, los vínculos entre las personas traspasan sus barreras político administrativas y se despliegan sobre el territorio, de modo que la transmisión del SARS-COV-2 en la geografía del país sigue

¹Las relaciones sociales en general, así como las redes (Kolaczyk, & Csárdi, 2014) y las redes sociales (Freeman, 2012; Menéndez, 2003, pp. 21-29) proporcionan conceptos útiles para aprehender los vínculos sociales y sus estructuras. Sin embargo, el contagio, materia de este artículo, sólo requiere la presencia de por lo menos una persona con covid-19 y una o más libres del virus, en un mismo tiempo y lugar. El contagio por SARS-COV-2 entre personas no necesita para ocurrir que dos o más personas estén envueltas en una relación social o en una red, basta con que compartan un lugar, como en el caso, por ejemplo, de la transmisión de la enfermedad en el transporte público, en eventos deportivos o musicales, al cruzarse en la calle o en un gimnasio.

patrones espaciales y temporales, cuyo comportamiento es la materia de estudio de esta investigación.

En un trabajo anterior se analizaron las diferenciales municipales de los contagios por SARS-COV-2 según algunas de sus características sociales, económicas y demográficas, con datos correspondientes al 17 de marzo de 2020 (Cortés, Nájera, Vargas, & Valdés, 2020). En el presente estudio se utiliza el mismo conjunto de variables, pero se emplean modelos más elaborados y se amplía el rango temporal. La primera observación registra la distribución municipal de los contagios por covid-19 el 2 de abril de 2020, de ahí en adelante se siguió su evolución municipal cada dos semanas, hasta el 17 de marzo de 2021; en total se incluyen 24 observaciones, lo que equivale a analizar los registros de la evolución municipal del número de contagiados durante un año.

Disponer de tal información ofrece la oportunidad de estudiar la configuración de las condicionantes del contagio en el espacio y en el tiempo, así como identificar sus regularidades y variaciones. Estos temas adquieren particular interés si se considera que los datos cubren dos fases de la pandemia: una que inicia con el contagio registrado el 11 de marzo de 2020 y que alcanza su máximo entre fines de julio y comienzos de agosto de 2020 para entrar, posteriormente, en un proceso de decaimiento. La segunda ola explota la última semana de noviembre y culmina entre fines de enero y comienzos de febrero de 2021 para iniciar un descenso que se ha mantenido hasta la tercera semana de abril.²

Debe quedar claro que éste es un estudio en estática comparativa, pues se refiere a la estructura de las condicionantes de los contagios municipales bajo diferentes intensidades de la pandemia a lo largo del tiempo. Por ahora, no se considera la dinámica de las trayectorias de los contagios municipales y sus determinantes. Se propone ofrecer una explicación simple y coherente de la distribución espacial de los contagios³ en México, en varios puntos del tiempo.

² Esta información proviene de <https://graphics.reuters.com/world-coronavirus-tracker-and-maps/es/countries-and-territories/mexico/>, consultada el 17 de abril de 2021 (Reuters, 2021).

³ En esta investigación no se consideran las discusiones sobre la calidad de la información referida a contagios y fallecimientos por covid-19. Tales cuestionamientos no se limitan a México, sino que se observan en varios países del mundo. Además, hay que dejar constancia de que el interés público se ha centrado en la evolución temporal de los contagios y los condicionantes biológicos de las muertes provocadas por el virus (véase las Conferencias Vespertinas de la Secretaría de Salud de México, todos los días transmitidas por el Sistema Público de Radiodifusión, y encabezada por el vocero de la Secretaría, doctor Hugo López-Gatell).

En la siguiente sección se presentan los métodos estadísticos empleados, luego se incluye un apartado que describe las variables utilizadas, y luego de éste se exponen las principales características de las observaciones. Los modelos estadísticos y sus ajustes se realizaron en dos fases, en ambas se empleó un modelo Poisson jerárquico; pero en la primera se ajustó un modelo multinivel con efectos aleatorios en la ordenada al origen, mientras que en la segunda se empleó un modelo bayesiano espacial. Por motivos de exposición se decidió sintetizar los resultados en gráficas y los resultados numéricos se encuentran en el anexo 2. El trabajo cierra con las principales conclusiones y con la discusión de algunos de los resultados.

Métodos

El planteamiento central de este trabajo es que los contactos sociales, en la forma de transacciones económicas, en los lugares de trabajo, en los espacios de aprendizaje, en la vida familiar, propiamente sociales en el sentido lato del término, culturales, etc., cuyas realizaciones entrañan interacciones cara a cara o en espacios compartidos, constituyen un elemento central en el mecanismo de propagación del SARS-CoV-2. Como todos estos intercambios sociales se despliegan en el espacio, también debería ser posible observar patrones geográficos de los contagios, según las características de los municipios.

El abordaje del problema de investigación se llevó a cabo en dos fases. En la primera se procedió a ajustar modelos de regresión Poisson multinivel (ya que los municipios están anidados en estados) a los registros oficiales bisemanales de contagios, desde el 2 de abril de 2020 hasta el 17 de marzo de 2021; en la segunda fase la modelación se enriqueció con la incorporación de relaciones espaciales mediante el uso de técnicas bayesianas. En las secciones “modelos fase 1” y “modelos fase 2” se describen con mayor detalle los modelos empleados.

Enseguida se describen las variables⁴ que se emplearon para diferenciar a los municipios que, según los planteamientos de este estudio, deberían incidir sobre la transmisión de la epidemia.

⁴ Estas variables son los indicadores que capturan diversas características de las relaciones sociales.

Las variables

Se ajustaron 24 modelos de regresión transversal para cada una de las dos fases del estudio, y se usó el mismo conjunto de variables empleadas en el citado estudio anterior para evaluar la capacidad explicativa de la estructura de las condicionantes sociales de la transmisión municipal de la epidemia:

- (i) *La densidad de la población municipal.* Esta variable es un indicador del uso compartido del espacio; por ejemplo, en el transporte público y la concurrencia cercana en espacios públicos, de modo que se esperaría que su efecto neto fuese positivo: a mayor densidad de población, mayor número de contagios. Se mide como la razón entre el número de habitantes por kilómetros cuadrados, multiplicada por 1 000.
- (ii) *Población rural,* es una variable que intenta capturar el hecho de que las actividades rurales, debido a su propia naturaleza, implican escasas interacciones cara a cara, se realizan al aire libre y no suelen ser tan densas en el espacio como las actividades en la industria, los servicios o la construcción. Así, se debería observar que los municipios con mayor porcentaje de población rural deberían presentar menor número de contagios. Se mide como la proporción de población que habita en localidades de 2 500 o menos habitantes respecto al total de la población del municipio.
- (iii) *La pobreza* oficial mexicana considera además de ingreso magro, la imposibilidad de acceder a alimentos sanos y nutritivos que fortalezcan el sistema inmune (Segurola; Cárdenas, & Burgos, 2016), no disponer de seguridad social ni acceso a la salud, además de que los precarios ingresos impiden no salir a trabajar a pesar de las recomendaciones de quedarse en casa para evitar contagios; suele habitar esta población viviendas precarias, con hacinamiento y carencias en los servicios básicos, es decir, un conjunto de factores que favorecen el contagio y su difusión entre familiares y vecinos. En general, se

debería observar una relación positiva entre la incidencia de la pobreza municipal y el correspondiente número de personas contagiadas; pero se supuso una relación parabólica para dar cuenta del hecho de que en la medida en que la incidencia de la pobreza alcanza valores elevados, los municipios tienden a ser rurales y aislados y por lo tanto el efecto de una vida dominada por las carencias tiende a declinar. Guiados por el principio de parsimonia se optó por esta forma de modelar la no linealidad en lugar de emplear interacciones. Se mide con el índice multidimensional de la pobreza del Coneval.

- (iv) *Desigualdad en la distribución del ingreso.* La inequidad en la distribución de los ingresos captura los efectos, sobre los contagios, de las brechas en la situación económica entre las personas y los hogares. Los municipios más desiguales están sujetos a contaminaciones cruzadas entre diversos sectores sociales por medio de los múltiples vínculos que sus habitantes mantienen en la vida cotidiana. Si, por ejemplo, la epidemia inicia en los sectores sociales de menores recursos económicos en municipios socialmente heterogéneos, el simple contacto entre miembros de los diversos estratos tenderá a esparcirla entre el resto de la sociedad. También el camino inverso es posible, pues el contagio en el viaje de placer internacional de un empresario se puede traducir en infección del personal al servicio de su hogar o en los asalariados de su empresa. La desigualdad en la distribución de los ingresos se mide por el índice de Gini expresado en porcentajes.
- (v) *Vulnerabilidad a la covid-19 de los municipios mexicanos.* Medida por el Índice de vulnerabilidad construido por varios institutos, facultades y la Coordinación de Ciencias de la UNAM. Se trata de una medida resumen que distingue tres dimensiones: demográfica que incluye (4 variables), salud (5 variables) y socioeconómica (8 variables), de modo que en total sintetiza 17 variables. A partir de ellas se construyen 4 categorías de municipios cuyas vulnerabilidades, ordenadas de menor a

mayor intensidad, se catalogaron como media, alta, muy alta y crítica (Suárez *et al.*, 2020, pp. 10 y 11).

Las observaciones

Los datos de contagio provienen del sitio <https://www.gob.mx/salud/documentos/datos-abiertos-152127?idiom=es>, en la sección Datos Abiertos de la Dirección General de Epidemiología de la Secretaría de Salud del gobierno de México (Secretaría de Salud, 2022). Salvo el caso de dos variables, la mayoría de las incluidas en los modelos provienen de la Encuesta Censal levantada por INEGI en el año 2015. Una excepción es el ingreso con el que se calcula la desigualdad, en este caso se decidió utilizar el índice de Gini de 2010 y no el de 2015 debido a que se tienen serias dudas de que la variable ingreso “ajustada” empleada para medir la pobreza de 2015 sea un buen reflejo de las declaraciones de ingresos de los entrevistados y por tanto de la desigualdad. La otra excepción se encuentra en la dimensión demográfica del índice de vulnerabilidad, pues si bien considera las variables de la muestra censal de 2015, en la dimensión salud ocupa datos de 2018 y en su componente socioeconómico combina información de 2015, 2018 y 2019.

El modelo fase 1 (multinivel)

La variable dependiente es el número de contagios (*cont*) y las covariables son: “Densidad de población por 1 000” (*dens*), “Porcentaje de población rural” (*pru*), “Índice de Gini en porcentaje” (*gini*), “índice multidimensional de la pobreza” (*pob*), “índice multidimensional de la pobreza al cuadrado” (*pob*²) e “Índice de vulnerabilidad” (*vu*). Ahora bien, como la variable dependiente contagios es el resultado de un conteo, no es recomendable emplear el modelo de regresión lineal –ya que la variable de respuesta no tiene una distribución normal y se debe garantizar que los valores esperados (que son los generados por el modelo) no sean negativos–. Por ello, en lugar de ajustar un modelo de regresión lineal múltiple se decidió usar un modelo de regresión Poisson multinivel.

Para estimar los parámetros de esta regresión se empleó un modelo multinivel con efectos aleatorios en la ordenada al origen; en el primer nivel se localizan los municipios y en el segundo las entidades federativas. Esta estrategia de estimación previene la posibilidad de violar los supuestos de que los residuos sean independientes y que la varianza sea constante (homocedastidad). En el segundo nivel se encuentran las entidades federativas, y como cada municipio pertenece a una entidad federativa, el modelo tiene una estructura anidada (Raudenbush, & Bryk, 2002, p. 21; Hox, 2002, p. 14; Goldstein, 2003; Snidjers, & Bosker, 1999; Austin *et al.*, 2017, p. 573).

El modelo de regresión Poisson con ordenadas al origen aleatorias se puede sintetizar de la siguiente manera:

$$\log(\mu_{ij}^0) = \beta X_{ij} + \zeta_j, \quad Y_{ij} \sim \text{Poisson}(y|\lambda_{ij}),$$

Donde i identifica a los municipios y j a las entidades federativas, para las J entidades federativas, \cdot , \cdot , y \cdot son independientes.

Algunas veces el término se le llama también “fragilidad” y en este contexto lo identificamos como efecto aleatorio. Además, es un vector columna de que denota todas la covariables incluidas en el modelo, denota el conteo de contagios medidos en el i -ésimo municipio, y es un vector de 1 de coeficientes de regresión. El parámetro denota la media esperada de contagios en el i -ésimo municipio.

El concepto de correlación intraclase en el contexto de los modelos Poisson toma la forma de tasa mediana de incidencia o MIR (median incidence rate, Rabe-Hesketh y Skrondal (2012, p. 697), para detalles consúltese el anexo 1.

El modelo que se aplica en la segunda fase de este estudio incluye, vía correlación espacial, la hipótesis de que la epidemia se transmite y expande montada en los vínculos que mantienen los miembros de diferentes municipios y que esos vínculos suelen ser más intensos entre las personas que habitan municipios cercanos. El modelo fase 2 (espacial).

El modelo multinivel con distribución Poisson correspondiente a la etapa 1 del análisis supone, como ya se detalló, que la relación entre las variables explicativas y los contagios es la misma independientemente de

dónde se localizan los municipios. En lenguaje formal de la estadística espacial esto quiere decir que los efectos *globales* son suficientes para dar cuenta de la probabilidad de observar n contagios; lo cual significaría que los coeficientes del modelo Poisson tienen el mismo poder explicativo en todo el territorio mexicano independientemente de la localización de los municipios.

Una forma de explorar si es razonable el supuesto de la suficiencia de las relaciones globales, consiste en el cálculo del estadístico de la I de Moran (Anselin, 1995). De acuerdo con este estadístico ($p < 0.01$), la concentración de casos de covid-19 a nivel municipal no es aleatoria. Esto sugiere que la localización de los municipios representa un fuerte predictor del número de casos observados y es mediadora de los efectos entre las variables independientes y dependiente del modelo no espacial. Por tanto, el supuesto de no espacialidad es inadecuado y tiene dos implicaciones importantes. Primero, el modelo ajustado en la primera etapa tendrá un desempeño inferior a un modelo espacial y la diferencia del ajuste de uno y otro dependerá del grado en que las variables independientes estén relacionadas con el proceso geográfico subyacente. Segundo, los errores del modelo global estarían correlacionados espacialmente y los estimadores no serían insesgados (Gelfand *et al.*, 2010).

Se estimó un modelo jerárquico⁵ condicional autorregresivo bayesiano, conocido como CAR (Cogdon, 2014).

$$Y_i \sim \text{Poisson}(Y_i | \mu_i)$$

$$\log(\mu_i) = (X_i)_k \beta^k + \rho \sum_{k \neq j} w_{ik} (Y_k - \mu_j)$$

$$\beta \sim N(0,1)$$

$$\rho \sim N(0,2)$$

⁵ Este trabajo distingue entre modelo jerárquico y multinivel. Los modelos multinivel son un caso especial de modelación jerárquica que refieren a la estructura de los datos (Municipios anidados en estados). El modelo CAR es jerárquico en tanto se tienen parámetros anidados en hiper-parámetros como donde además se podría tener una estructura multinivel. Tanto el modelo multinivel como el modelo bayesiano utilizan efectos aleatorios en forma de hiper-parámetros, lo cual lleva a estructuras de modelación más parsimoniosas relativas a modelos con efectos fijos.

Donde i identifica a los municipios y k a los municipios colindantes. Las β_k son las variables explicativas del municipio considerando a sus vecinos k con parámetros β_k , del componente k autorregresivo del modelo. ρ es el hiper-parámetro de autocorrelación espacial que determina el tamaño y tipo del efecto de los municipios vecinos. La sumatoria simplemente es la suma ponderada de la media al considerar a las unidades colindantes.

En general, los modelos CAR incorporan para cada municipio los datos de los municipios colindantes. Es decir, el ajuste respecto al número de casos observados en un municipio i es condicional en los valores de los predictores de los municipios colindantes. Esto significa que este tipo de modelación considera de forma más potente y adecuada los factores ya considerados en el modelo Poisson. La especificación de la información de los municipios colindantes se hace mediante una matriz de pesos, los cuales consideran la distancia o número de vecinos de influencia relevantes. Esta matriz se calculó empleando rutinas exploratorias en lenguaje de programación R. Una vez que se calcularon los pesos espaciales bajo criterio de contigüidad, se estimó el modelo CAR con computación bayesiana mediante el algoritmo Hamiltoniano de Monte Carlo (HMC) con el programa STAN y los paquetes *rstan* and *brms* en R (Bürkner, 2017; Carpenter *et al.*, 2017). Los modelos bayesianos utilizan información a priori sobre los parámetros a estimar (distribuciones posteriores). Para el modelo CAR se usaron distribuciones débiles puesto que no existe información previa consolidada sobre el fenómeno de interés.

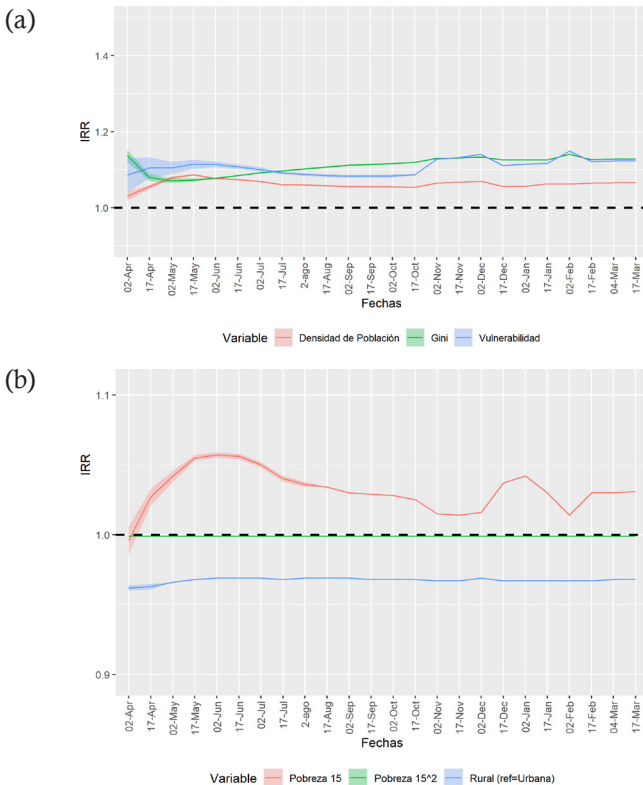
Resultados

En esta sección se presentan los resultados que se obtuvieron al aplicar los modelos Poisson. Los 24 ajustes de los dos conjuntos de regresiones se presentan en el anexo 2, en las dos subsecciones que les siguen se sintetizan en gráficas los principales resultados que permiten formarse una idea de las características distintivas de las condicionantes del contagio municipal. Los detalles técnicos están incluidos en el mencionado anexo.

Ajuste de la etapa I. Regresión Poisson

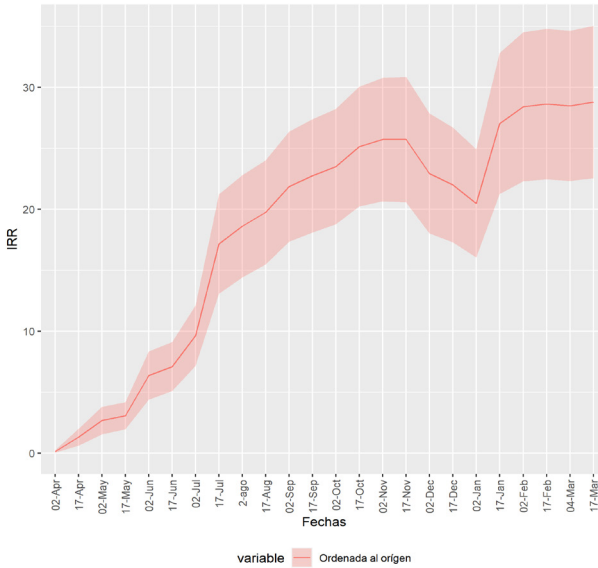
Para simplificar la exposición se generaron tres gráficas con las razones de momios asociadas a los coeficientes de las regresiones Poisson. Para ayudar a que el lector pueda apreciar los resultados con relativa facilidad se cuidó que las gráficas no combinaran estimaciones referidas a escalas muy distintas y que al mismo tiempo las líneas asociadas a los coeficientes a lo largo del tiempo no se superpusieran.

Figura 1. Razones de momios de los contagios por covid en los municipios de México. Abril de 2020 a marzo de 2021



Fuente: Elaboración propia con datos de los ajustes del modelo Poisson jerárquico.

(c)



Fuente: Elaboración propia con datos de los ajustes del modelo Poisson jerárquico.

En los paneles (a) y (b) se representan las tasas de incidencia medidas por las razones de momios medianas asociadas a los coeficientes de los 24 modelos y sus correspondientes errores estándares y el (c) registra el comportamiento temporal de la ordenada al origen. Una mirada de conjunto permite concluir que, en general,⁶ todas las variables del modelo tienen efectos estadísticamente significativos sobre el número de personas contagiadas.

En el panel (a) se observa que la razón de momios de la densidad de población es paralela al eje de abscisas, aunque con fluctuaciones menores al considerar la escala del eje, mientras que la desigualdad en la distribución del ingreso, medida por el índice de Gini después de una caída en los primeros meses de la pandemia, inició un crecimiento sostenido hasta estabilizarse a comienzos de noviembre de 2020. El impacto de la vulnerabilidad si bien es el más elevado de este grupo de

⁶ Con la excepción de la pobreza al cuadrado.

variables (y también de las restantes) es paralelo al eje de las X, aunque con fluctuaciones menores.

Al tomar en cuenta la escala del panel (b) se hace evidente que las variaciones de las razones de momios son bastante menores que en el (a). El carácter rural de los municipios disminuye el contagio, sin fluctuaciones a lo largo del tiempo, mientras que el componente lineal de la pobreza experimenta variaciones y el cuadrático no tiene efectos estadísticamente significativos.

El panel (c) muestra que el término libre expresa los cambios en la evolución de la prevalencia del contagio.

En la figura 1 las fluctuaciones de los coeficientes de los modelos a lo largo del tiempo parecen ser bastante pronunciadas, sin embargo, la altura de las cimas y la profundidad de los valles dependen en gran medida, de la escala empleada en el eje de las ordenadas. Con el propósito de perfilar una idea más precisa de la magnitud de las variaciones de los coeficientes de la regresión Poisson multinivel de dos niveles, se incluye el cuadro 1 que contiene una serie de medidas resumen construidas con base en las razones de momios que se obtuvieron de las 24 ecuaciones que cubren los 12 meses transcurridos desde comienzos de abril de 2020 a mediados de marzo de 2021.

Cuadro 1. Medidas resumen de las razones de momios de los contagios municipales en México. Abril de 2020 a marzo de 2021

<i>Regresión Multinivel Poisson</i>	<i>Pro- medio</i>	<i>Desv. Est.</i>	<i>C.V.</i>	<i>Máx</i>	<i>Min</i>	<i>Rango</i>
Densidad de población por 1 000 habitantes	1.06	0.21	0.20	1.09	1.03	0.06
Porcentaje de población rural	0.97	0.19	0.20	0.97	0.96	0.01
Índice de Gini en porcentaje	1.11	0.22	0.20	1.14	1.07	0.07
Índice multidimensional de la pobreza	1.03	0.20	0.20	1.06	1.00	0.06
Índice multidimensional de la pobreza cuadrado	1.00	0.20	0.20	1.00	1.00	0.00
Índice de vulnerabilidad	1.11	0.22	0.20	1.15	1.08	0.07
Ordenada al origen	18.21	10.03	0.55	28.78	0.14	28.64

Fuente: Elaboración propia con datos de los ajustes del modelo Poisson multinivel.

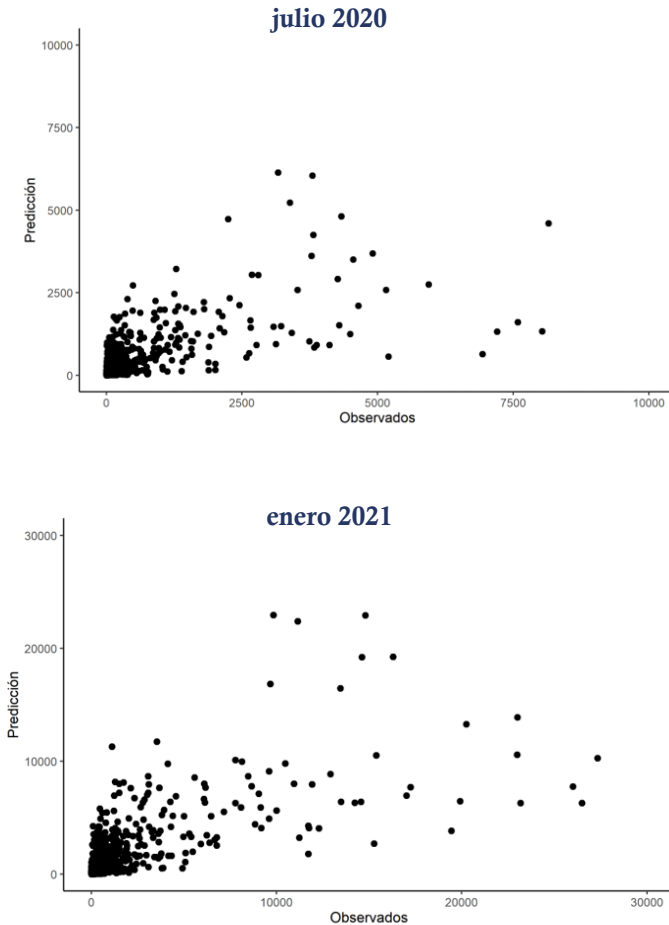
En la primera columna de resultados se despliegan los promedios de las razones de momios asociadas a cada variable y en la segunda sus correspondientes desviaciones estándares. Los coeficientes de variación (CV, en la tercera columna) indican que las razones de momios de todas las variables son relativamente pequeñas, es decir, que las desviaciones de los 24 coeficientes asociados a cada variable presentan fluctuaciones menores respecto al promedio y que en comparación con éste rondan alrededor del 20 por ciento, con excepción de la ordenada al origen. Otra perspectiva para apreciar la misma idea la proporciona el rango, definido como la diferencia entre el valor máximo y mínimo de las razones de momios de todas las regresiones (última columna del cuadro 1); el resultado es que los índices de vulnerabilidad y Gini son los que presentan el mayor rango pues alcanzan 7 centésimas, seguidos de la densidad de población y el índice de pobreza con 6 centésimas. Dejando a un lado el componente cuadrático de la pobreza, ya que no es estadísticamente significativo, el menor rango, es decir, la menor variación de las razones de momios corresponde al porcentaje de población rural con un valor del orden de 1 centésima.

Por otra parte, la constante del modelo Poisson multinivel presenta un coeficiente de variabilidad de más del doble de las razones de momios asociadas a las variables y un rango de variación elevado. Este resultado era esperable ya que la ordenada al origen varía en función de la prevalencia de la epidemia.

Los resultados obtenidos hasta este punto del análisis muestran que la estructura de condicionantes de la dispersión de los contagios por SARS-CoV-2 en los municipios de México se mantuvo relativamente constante a lo largo del año que cubre el estudio. El conjunto de factores explicativos de la distribución de los contagios en el espacio y en el tiempo y sus correspondientes pesos se mantuvieron estables.

La figura 2 muestra la predicción del modelo multinivel para dos periodos: julio de 2020 y enero de 2021. Los puntos muestran el valor observado y predicho de cada municipio. La correlación lineal entre el número de casos observados y predichos es de 0.77 y 0.73, respectivamente, para julio de 2020 y enero de 2021.

Figura 2. Comparación de la predicción de casos del modelo multinivel con los casos observados



Fuente: Elaboración propia con datos de los ajustes del modelo Poisson jerárquico.

Sin embargo, como ya se ha señalado, estos modelos no consideran que el contagio se puede transmitir entre personas de distintos municipios; es decir, no toman en cuenta que en este tipo de fenómenos debe con-

siderarse la existencia de correlación espacial. Ésta es la materia de la siguiente sección.

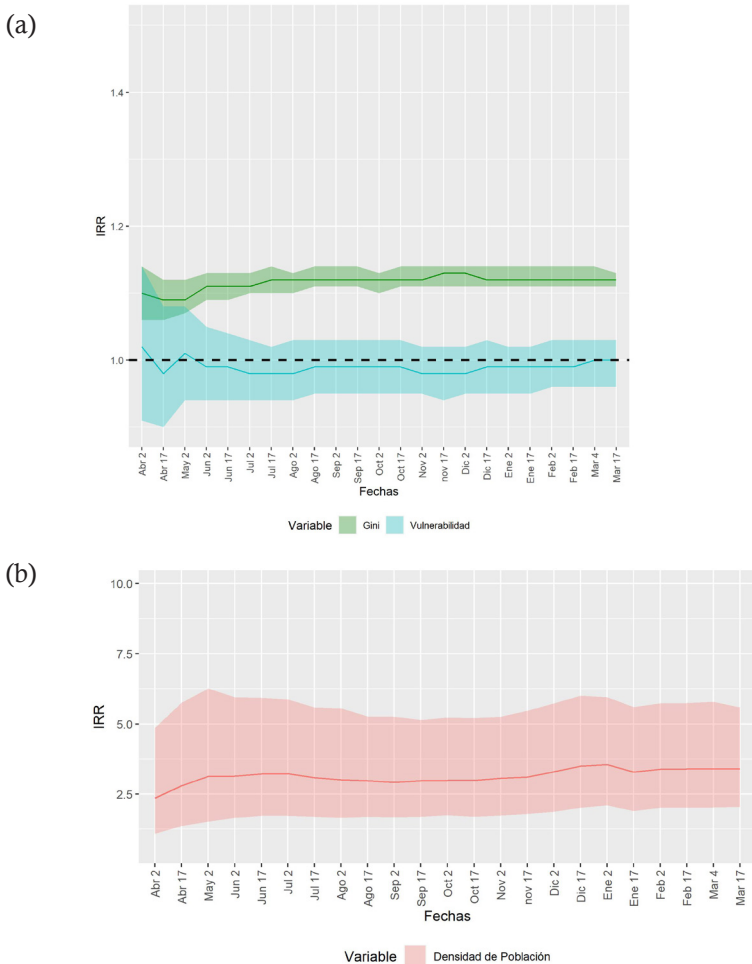
Ajuste de la etapa 2: modelos espaciales

En esta sección se despliegan los resultados de los modelos bayesianos espaciales. Se presentan los coeficientes de las variables explicativas previamente descritas. Al igual que en la sección anterior, se exhiben las razones de incidencia de riesgo o razones de momios, pero ajustadas por la localización de los municipios. El panel (a) de la figura 3 muestra que la desigualdad guarda una relación positiva con el número de casos registrados de covid-19. Tanto la dirección como la magnitud de esta relación se mantuvo durante el periodo considerado. En cambio, comparado con el modelo multinivel, una vez que se considera la localización de los municipios, no hay evidencia clara de que la vulnerabilidad tenga relación alguna con los contagios. Esto se debe a que el índice de vulnerabilidad tiene un efecto pequeño y está altamente correlacionado en el espacio. Bajo el modelo *CAR*, la mera localización de los municipios absorbe el efecto moderado, el índice de vulnerabilidad. Por otro lado, el panel (b) de la figura 3 muestra que el efecto estimado de la densidad de población sobre el número de casos ha sido positivo y constante a lo largo del periodo considerado bajo ambos modelos.

Los resultados del modelo *CAR* muestran que, al incorporar la localización de los municipios y la información de las unidades vecinas, no hay evidencia de que la pobreza multidimensional tenga efecto lineal en el número de contagios (figura 3, panel a). La razón es que en el modelo *CAR*, ese efecto es absorbido por los valores de las variables independientes de los vecinos, que resultan tener un peso importante en la explicación del número de casos de covid-19. Sin embargo, el efecto no lineal de la pobreza multidimensional es significativo y consistentemente menor que uno. Esto quiere decir que la relación entre pobreza y el número de casos tiene la forma de una parábola: a muy baja y muy alta pobreza corresponde un bajo número de contagios, pero a niveles moderados de pobreza se observa un elevado número de contagios; esto al controlar el efecto lineal de las variables restantes incluidas en el modelo. Los municipios con mayor proporción de población rural tienden a presentar

menor número de contagios. Esta relación es prácticamente constante durante todo el periodo analizado.

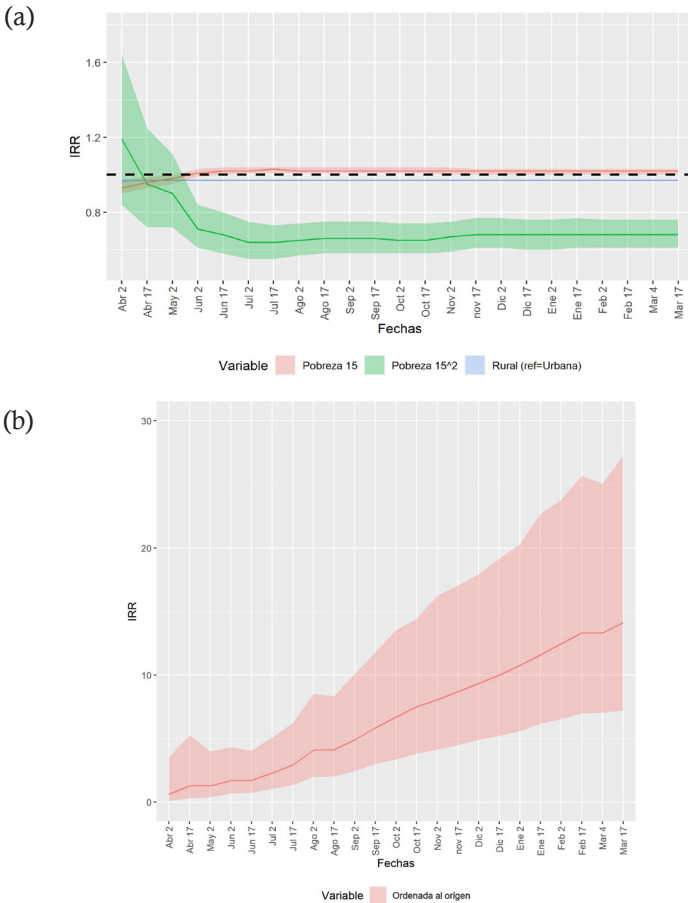
Figura 3. Evolución de los coeficientes (IRR) de las variables Gini y Vulnerabilidad, y de la densidad de población



Fuente: elaboración propia con datos de los ajustes del modelo CAR bayesiano.

En la figura 4, el panel (b) muestra el número esperado promedio de contagios cuando el resto de los coeficientes es cero. La gráfica, por tanto, simplemente muestra la tendencia creciente del número de contagios.

Figura 4. Evolución de los coeficientes (IRR) de la pobreza multidimensional, pobreza multidimensional al cuadrado, ruralidad y ordenada al origen



Fuente: Elaboración propia con datos de los ajustes del modelo CAR bayesiano.

En el cuadro 2 se muestra un resumen de los coeficientes de los ajustes del modelo bayesiano CAR. Como puede apreciarse, los coeficientes tienen muy poca variabilidad en el tiempo, lo cual indica que incluso cuando se considera la dimensión espacial en el análisis, las relaciones encontradas en distintos periodos se mantienen.

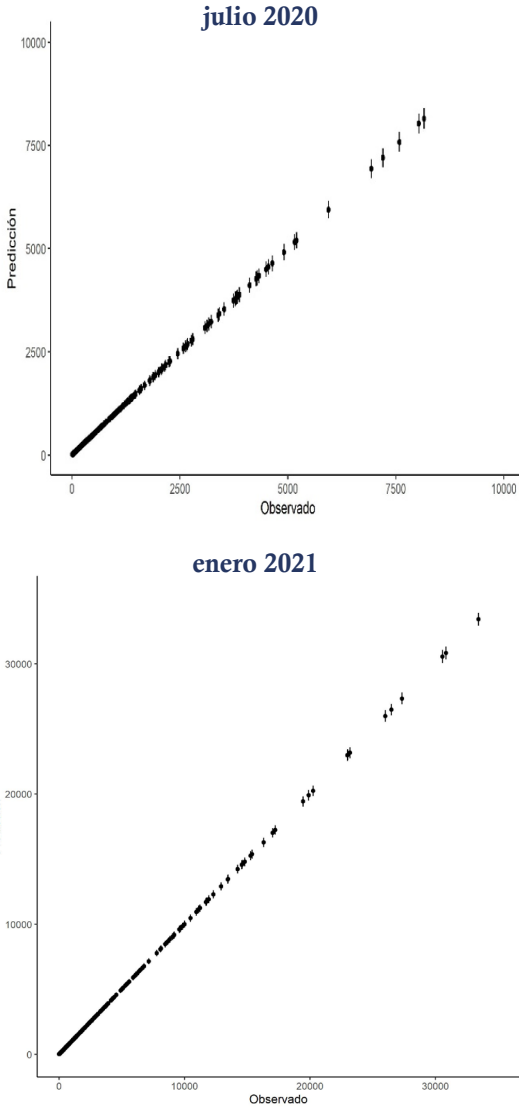
Cuadro 2. Medidas resumen de las razones de momios de los contagios municipales en México. Abril de 2020 a marzo de 2021

<i>Regresión Multinivel Poisson</i>	<i>Pro- medio</i>	<i>Desv. Est.</i>	<i>C.V.</i>	<i>Máx</i>	<i>Mín</i>	<i>Rango</i>
Densidad de población por 1 000 habitantes	2.99	0.22	0.07	3.23	2.36	0.87
Porcentaje de población rural	0.97	0.00	0.00	0.97	0.97	0.00
Índice de Gini en porcentaje	1.11	0.01	0.01	1.12	1.09	0.03
Índice multidimensional de la pobreza	1.01	0.03	0.03	1.03	0.93	0.10
Índice multidimensional de la pobreza cuadrado	0.74	0.16	0.22	1.19	0.64	0.55
Índice de vulnerabilidad	0.99	0.01	0.01	1.02	0.98	0.04
Ordenada al origen	3.46	2.16	0.62	7.52	0.63	6.89

Fuente: elaboración propia con datos de los ajustes del modelo Poisson multinivel.

La figura 5 muestra el ajuste del modelo CAR para dos periodos: julio de 2020 y enero de 2021. Como puede apreciarse, los intervalos creíbles incluyen al valor observado de cada municipio, y muestran con claridad la importancia de la información de los municipios circundantes en la predicción de los casos observados de covid-19. La correlación lineal entre el número de casos observados y predichos es de 0.97.

Figura 5. Comparación de la predicción de casos modelo CAR Bayes con los casos observados

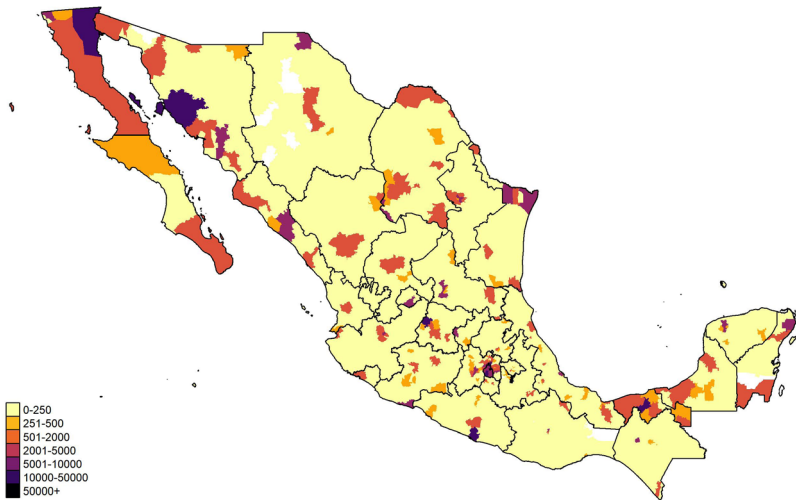


Fuente: Elaboración propia a partir de la predicción del modelo CAR bayesiano.

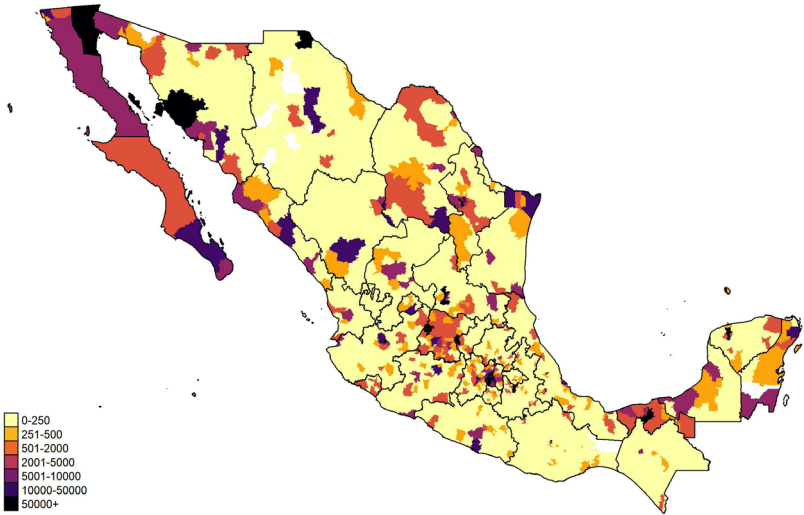
Sin embargo, esta correlación no toma en cuenta su distribución en el espacio. Esta limitación se supera al representar ambos tipos de observaciones en mapas, pero dada la cantidad de información que se ha manejado en este trabajo se decidió presentar sólo tres momentos en el tiempo: julio de 2020, noviembre de 2020 y enero de 2021. Adicionalmente, sólo se despliegan los mapas de los valores predichos debido a que son casi una réplica perfecta de los mapas de los valores observados. Para facilitar la comparación visual se utilizaron los mismos intervalos manuales.

Figura 6. Mapas con la predicción del modelo CAR para tres periodos seleccionados

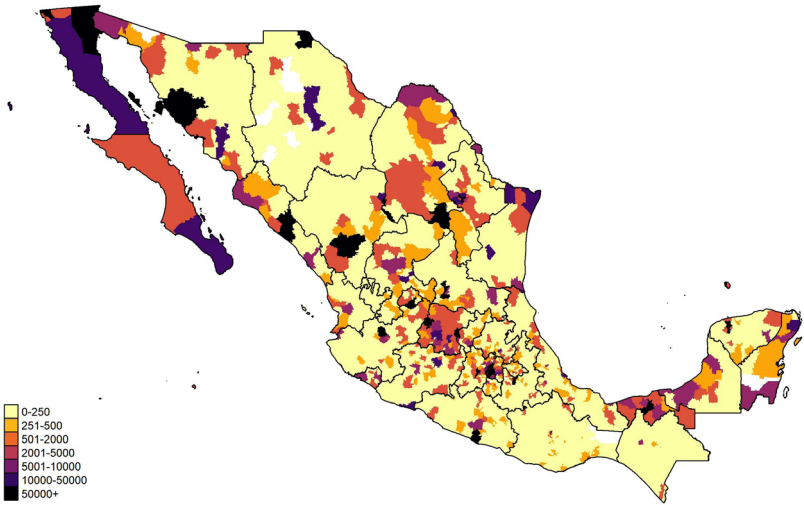
Mapa 1 julio 2020



Mapa 2 noviembre 2020



Mapa 3 enero 2021



Fuente: Elaboración propia a partir de la predicción del modelo CAR bayesiano.

Conclusiones y discusión final

El contagio por el SARS-COV-2 se esparce, principalmente, en los espacios compartidos por las diversas actividades que se realizan en la sociedad. Las medidas recomendadas por las autoridades sanitarias —“Su sana distancia”, “Quédate en casa” y “Usa cubre bocas”— buscan inhibir este mecanismo de propagación al disminuir los contactos. Por otra parte, la política de vacunación opera sobre el componente biológico de la pandemia.

Este estudio tomó como punto de partida el hecho de que el virus se encuentra presente en el país, lo que quiere decir, en otros términos, que se considera dada la contribución biológica a la propagación de los contagios y, en consecuencia, el interés se centra en el papel que desempeña la actividad humana en la propagación del SARS-COV-2. Se sabe que son múltiples los vínculos entre las personas que constituyen la vida en sociedad; sin embargo, las variables utilizadas en los modelos sólo registran una parte de los que posibilitan compartir un espacio común. El conjunto de variables a las que se recurrió para “explicar” los contagios son indicadores de la estructura social de los municipios, en tanto que el análisis espacial incorpora al modelo la idea de que los vínculos entre los seres humanos traspasan las divisiones político-administrativas.

En la propagación del virus intervienen los vínculos de todo tipo entre las personas en el interior de los municipios, así como entre ellos. Desde la óptica de la geografía cuantitativa se establece la diferencia entre *proceso global y local* para distinguir aquellos fenómenos que incorporan el componente espacial (local) de aquellos que no (global) (Fotheringham *et al.*, 2000). En esta investigación se ponderaron ambos tipos de componentes, lo que permitió calibrar la importancia en la propagación municipal de los casos de infección por covid-19.

El análisis mostró que durante los 12 meses que cubrió el estudio, la distribución municipal de los casos registrados de covid-19 se hallaba fuertemente vinculada al espacio. La localización de los municipios en el territorio desempeña un papel relevante en modular las cargas del virus. Además, los resultados permiten apreciar que la distribución municipal del número de personas infectadas por el virus depende tanto de factores vinculados a la vida en sociedad como a espaciales.

Los resultados del modelo ajustado en la primera fase, es decir de aquel que no considera la localización espacial de los municipios (proceso global) muestran una relación lineal entre el número de personas contagiadas y la pobreza (el componente cuadrático no tuvo efecto significativo), esto quiere decir que aquellos municipios que tienen mayores niveles de prevalencia de pobreza tienden a presentar mayor número de personas contagiadas. Pero el modelo que incorpora la localización geográfica de los municipios, sugiere que el efecto de la pobreza opera de manera diferencial.⁷ La prevalencia de la pobreza interviene en la explicación estadística de los contagios municipales sólo si es muy baja o muy alta. Si la proporción de pobres en el municipio es pequeña, o muy elevada, el efecto no lineal de la prevalencia de la pobreza presiona hacia la disminución del volumen de personas contagiadas; en el caso particular de municipios con prevalencia moderada, es decir próxima a la media, es más importante su ubicación y los atributos de los municipios colindantes, y no tanto sus porcentajes de pobres.

El ajuste del modelo local refina las relaciones entre la desigualdad y el número personas contagiadas por el virus al incluir la información de la ubicación territorial de los municipios. El modelo espacial bayesiano estima un efecto similar de la desigualdad municipal en la distribución del ingreso, si no igual, sobre el número de contagios, pero agrega la relevancia de incorporar la ubicación geográfica a fin de lograr una mejor comprensión del patrón de los casos observados.

El modelo global muestra una relación lineal positiva del índice de vulnerabilidad con el volumen de contagios por covid-19. Sin embargo, cuando se incorporan las variables que dan cuenta de la ubicación del municipio en el territorio, dicha relación desaparece. Este resultado lleva a concluir que el volumen de contagiados por el virus en los municipios se debe principalmente a su ubicación geográfica y no tanto a su vulnerabilidad.⁸

En las etapas tempranas de la pandemia, tanto en Estados Unidos como en China, no se encontró evidencia sobre el efecto de la densidad de

⁷ El efecto principal de la pobreza no es estadísticamente significativo, y sí el coeficiente de la pobreza al cuadrado.

⁸ El modelo Poisson jerárquico está mal especificado, lo que lleva a que la vulnerabilidad social se apropie del efecto de la proximidad geográfica; su efecto tiende a desaparecer una vez que se incorpora al modelo la localización espacial.

población y el riesgo de contagio (Angel, & Blei, 2020; Moosa, & Khatatbeh, 2021). Sin embargo, estudios más recientes basados en información de más largo plazo, tanto en países desarrollados como en desarrollo, han encontrado una relación estrecha entre la densidad de población y el número de contagios (Wong, & Li, 2020; Bhadra *et al.*, 2021; Coşkun *et al.*, 2021; Kadi, & Khelifaoui, 2020; Sy *et al.*, 2021). La diferencia de los hallazgos parece radicar en el comportamiento de mediano plazo del virus y los contagios. Con el paso de los meses la densidad de población se convierte en un vehículo más efectivo para incrementar los contagios. En el caso del presente estudio, es interesante destacar que en los dos tipos de modelos que se han empleado, la densidad de población y la proporción de personas que habitan en localidades rurales se asocian de la misma manera con el número de personas contagiadas, se considere o no la localización territorial de los municipios. Este resultado permite afirmar, por una parte, que la concentración de la población en el espacio tiene incidencia en el número de casos, más allá de la importancia relativa de la población rural en el municipio. Dicho de manera escueta, unidades territoriales con alta densidad de población tienen mayor riesgo de contagios independientemente del lugar donde se encuentren. Con regularidad, en los municipios con elevada densidad de población tienden a prevalecer las actividades secundarias y terciarias que se caracterizan por compartir espacios restringidos.

En este estudio se llevó a cabo un análisis del contagio a lo largo del tiempo en estática comparativa, usando información transversal. Sus resultados tienen la limitación de no considerar el desarrollo de las variables en el tiempo, aunque las observaciones cubran un año de contagios. El análisis ha desvelado que el proceso de contagio por covid-19 tiene rasgos espaciales claramente identificados por los modelos presentados, y entre esos rasgos destaca que a lo largo de los 12 meses de observación la estructura de los coeficientes asociados a los factores explicativos se ha mantenido relativamente constante, tanto en el modelo Poisson multinivel como en el modelo CAR.

Un siguiente paso para comprender el proceso de contagio en México debe consistir en su modelación espacio temporal (Banerjee *et al.*, 2014). Un análisis de este tipo permitiría profundizar en el estudio del rol que han desempeñado los factores sociales y demográficos en distintos momentos de la pandemia. Además es fundamental exten-

der este tipo de modelación a otro tipo de estudios preocupados por la relación entre el covid-19 y las desigualdades en salud (Nájera, & Ortega-Ávila, 2021).

Otro aprendizaje, resultado del análisis visto desde dos enfoques (frecuentista y bayesiano) es que la incorporación de la espacialidad en el modelo bayesiano complementa la información ya ganada en el modelo multinivel global.

En la aproximación conceptual al análisis del contagio de la covid-19 se planteó que los mecanismos biológicos de transmisión necesitan del concurso de los vínculos que suelen enlazar a las personas en su vida cotidiana: sociales, laborales, económicos y culturales. Sin embargo, con la información disponible no se logra construir y ajustar un modelo de relaciones individuales.⁹ Pero sí es posible disponer de mediciones indirectas¹⁰ en el nivel municipal, aunque para ello sea necesario hacer explícitos los supuestos en que se basan. Por ejemplo, se puede suponer que las actividades compartidas por las personas serán más débiles en un municipio de baja densidad poblacional en relación con su área, que en otro en que sea mayor, y que, en consecuencia, en el primero la transmisión tenderá a ser más lenta que en el segundo.

Del mismo modo, como los municipios con mayor desigualdad en la distribución del ingreso son socialmente más heterogéneos que los más equitativos, y por otra parte se sabe que la probabilidad de contagio tiende a ser mayor en los sectores sociales con menos recursos, entonces, en los municipios más desiguales la transmisión del SARS-COV-2 debería ser más intensa, puesto que los estratos no se encuentran en aislamiento sino que interactúan en los diferentes espacios sociales.

Como consecuencia de estos resultados, la estrategia para disminuir los contagios, como el propósito de la vacunación, debería haber empeza-

⁹ En las primeras etapas de difusión de la epidemia se usan los contactos individuales para mitigar la transmisión, y en las etapas avanzadas para controlar los rebrotes.

¹⁰ Hay dos grandes vías para mejorar las mediciones de las relaciones sociales. (i) Generar información acerca de los vínculos que mantienen las personas en diferentes contextos sociales y en el tiempo. Si el análisis empleara el tipo de modelos que se han usado en este trabajo, la técnica de recolección de información debería ser de encuesta por muestreo y si interesara además la evolución en el tiempo, deberían emplearse técnicas de panel. (ii) Mantener la estrategia seguida en esta investigación, pero habría que especificar los conceptos a que refieren las hipótesis y aumentar el número de indicadores de cada uno de ellos de modo que se pueda estimar la confiabilidad y la validez de la medición. Además, este camino abre la posibilidad de aplicar técnicas de análisis latente.

do la campaña en las zonas urbanas de mayor densidad poblacional y con mayor desigualdad en la distribución del ingreso. El modelo bayesiano enseña que, para disminuir la probabilidad de contagio, también debería tomarse como criterio la pobreza, pero en los municipios de muy alta y muy baja prevalencia.

Ahora bien, el hecho de que los modelos presentados sean consistentes con las conceptualizaciones a partir de las cuales se construyeron y los resultados tengan buenos índices de bondad de ajuste es un punto a favor de la consistencia empírica de las ideas planteadas; sin embargo, se debe estar abiertos a la posible existencia de explicaciones alternativas consistentes con el mismo modelo.¹¹ Por ejemplo, se podría argumentar en contra que bajo el supuesto de que el ingreso y la inequidad están positivamente relacionados, el modelo estaría mal especificado, por lo que entre las covariables no sólo habría que incluir la desigualdad sino también el nivel de ingreso de cada municipio. El argumento sería que los contagios tienden a proliferar en la población entre las personas que no están bien alimentadas por carencia de ingresos, debido a que sus niveles de defensa suelen ser bajos. Si el modelo sólo incluye la inequidad, pero no el ingreso, el modelo no controla el efecto de la asociación entre ingreso y contagio. En consecuencia, parte del efecto que se computa, que puede ser pequeño o importante, se adjudica erróneamente a la desigual distribución de los ingresos de los municipios.

Por último, es necesario tener presente que los resultados a los que se ha llegado en este trabajo son válidos sólo en el nivel municipal, extenderlos a las personas sería incurrir en falacia ecológica. Este tema ha sido ampliamente estudiado y analizado en King, Rosen y Tanner (2004, pp. 1-12).

¹¹ Un tratamiento metodológico sistemático, en el campo de la sociología, de que un resultado puede tener varias explicaciones alternativas y que la investigación consiste en refutar las hipótesis rivales se encuentra en Arthur Stinchcombe (1987, pp. 15-28)

Anexo 1

El concepto de MIR

La correlación intraclase entre dos conteos de contagios en dos municipios elegidos al azar depende de los valores de las covariables incluidas en el modelo, por tanto, no se puede usar como una medida simple de dependencia. La correlación intraclase en el contexto de los modelos Poisson se puede definir en forma sencilla de la siguiente manera.

Si se considera simplemente la selección de dos municipios al azar, el j y el j' con los mismos valores de las covariables, la razón de la tasa de incidencia se obtiene al dividir los contagios esperados con la misma exposición, comparado con los municipios que tienen el intercepto aleatorio más alto y con los contagios esperados del municipio que tiene el intercepto más pequeño, dado $|\zeta_j - \zeta_{j'}|$. La fórmula sencilla es:

$$MIR = \exp \left\{ \sqrt{2\sigma^2} \cdot \phi^{-1} \left(\frac{3}{4} \right) \right\}$$

donde ϕ^{-1} denota la inversa de una normal estándar de una función de probabilidad acumulada. Tal estadística mide la mediana del cambio relativo en la tasa de ocurrencia de los contagios cuando se compara dos municipios idénticos de dos entidades cualesquiera. Rabe-Hesketh y Skrondal (2012, p. 697) usan el término Median Incidence Rate (MIR) que se emplea en este texto.

Anexo 2

Modelos Poisson Multinivel Ajustados

Tabla A.1. Razones de momio (IRR) y mediana de la tasa de cambio relativo (MIR) de los contagios municipales en México de todos los modelos ajustados por quincena, de abril de 2020 a marzo de 2021

Fecha	Densidad de población		Porcentaje de población rural		índice de gini en porcentaje		Índice multidimensional de la pobreza		Índice multidimensional de la pobreza al cuadrado		índice de vulnerabilidad		Constante		
	IRR	Err.Est	IRR	Err.Est	IRR	Err.Est	IRR	Err.Est	IRR	Err.Est	IRR	Err.Est	IRR	Err.Est	MIR
02-abr	1.031	0.006	0.962	0.001	1.137	0.008	0.996	0.005	0.999	0.000	1.086	0.023	0.137	0.050	2.461
17-abr	1.055	0.003	0.963	0.001	1.080	0.005	1.027	0.003	0.999	0.000	1.105	0.014	1.303	0.354	2.684
02-may	1.079	0.002	0.966	0.000	1.071	0.003	1.042	0.002	0.999	0.000	1.105	0.008	2.668	0.565	2.581
17-may	1.087	0.001	0.968	0.000	1.073	0.002	1.055	0.001	0.999	0.000	1.115	0.006	3.053	0.563	2.362
02-jun	1.077	0.001	0.969	0.000	1.078	0.001	1.057	0.001	0.999	0.000	1.114	0.004	6.364	1.000	2.201
17-jun	1.074	0.001	0.969	0.000	1.085	0.001	1.056	0.001	0.999	0.000	1.108	0.003	7.093	1.018	2.068
02-jul	1.069	0.001	0.969	0.000	1.092	0.001	1.050	0.001	0.999	0.000	1.101	0.003	9.633	1.251	1.947
17-jul	1.061	0.001	0.968	0.000	1.097	0.001	1.040	0.001	0.999	0.000	1.092	0.002	17.146	2.060	1.870
2-ago	1.060	0.001	0.969	0.000	1.102	0.001	1.036	0.001	0.999	0.000	1.088	0.002	18.600	2.115	1.812
17-ago	1.058	0.001	0.969	0.000	1.107	0.001	1.034	0.000	0.999	0.000	1.085	0.002	19.746	2.155	1.771
02-sep	1.056	0.001	0.969	0.000	1.112	0.001	1.030	0.000	0.999	0.000	1.083	0.002	21.849	2.279	1.730
17-sep	1.055	0.001	0.968	0.000	1.114	0.001	1.029	0.000	0.999	0.000	1.083	0.002	22.738	2.347	1.722
02-oct	1.055	0.000	0.968	0.000	1.116	0.001	1.028	0.000	0.999	0.000	1.084	0.002	23.493	2.391	1.710
17-oct	1.054	0.000	0.968	0.000	1.120	0.000	1.025	0.000	0.999	0.000	1.087	0.001	25.130	2.477	1.683

Tabla A1 (continuación)

Fecha	Densidad de población		Porcentaje de población rural		índice de gini en porcentaje		Índice multidimensional de la pobreza		Índice multidimensional de la pobreza al cuadrado		índice de vulnerabilidad		Constante	
	IRR	Err.Est	IRR	Err.Est	IRR	Err.Est	IRR	Err.Est	IRR	Err.Est	IRR	Err.Est	IRR	Err.Est
02-nov	1.065	0.000	0.967	0.000	1.130	0.000	1.015	0.000	0.999	0.000	1.128	0.001	25.713	2.551
17-nov	1.067	0.000	0.967	0.000	1.131	0.000	1.014	0.000	0.999	0.000	1.132	0.001	25.712	2.597
02-dic	1.070	0.000	0.969	0.000	1.134	0.000	1.016	0.000	0.999	0.000	1.141	0.001	22.928	2.486
17-dic	1.056	0.000	0.967	0.000	1.126	0.000	1.037	0.000	0.999	0.000	1.111	0.001	21.984	2.375
02-ene	1.057	0.000	0.967	0.000	1.127	0.000	1.042	0.000	0.999	0.000	1.115	0.001	20.479	2.245
17-ene	1.063	0.000	0.967	0.000	1.126	0.000	1.030	0.000	0.999	0.000	1.117	0.001	27.025	2.926
02-feb	1.062	0.000	0.967	0.000	1.141	0.000	1.014	0.000	0.999	0.000	1.149	0.001	28.394	3.089
17-feb	1.065	0.000	0.967	0.000	1.127	0.000	1.030	0.000	0.999	0.000	1.122	0.001	28.618	3.117
04-mar	1.066	0.000	0.968	0.000	1.128	0.000	1.030	0.000	0.999	0.000	1.123	0.001	28.464	3.110

Tabla A2. Razones de momio (IRR) de las variables explicativas de los modelos jerárquicos ajustados por quincena de abril de 2020 a marzo de 2021

Fecha	Densidad de población		Porcentaje de población rural		Índice de gini en porcentaje		Índice multidimensional de la pobreza		Índice multidimensional de la pobreza al cuadrado		Índice de vulnerabilidad		Constante	
	IRR	Error Std	IRR	Error Std	IRR	Error Std	IRR	Error Std	IRR	Error Std	IRR	Error Std	IRR	Error Std
02-abr	2.36	0.38	0.97	0.000	1.1	0.02	0.93	0.02	1.19	0.17	1.02	0.06	0.63	0.89
17-abr	2.8	0.39	0.97	0.000	1.09	0.02	0.96	0.02	0.95	0.17	0.98	0.06	1.29	0.78
02-may	3.13	0.37	0.97	0.000	1.09	0.02	0.98	0.02	0.9	0.17	1.01	0.06	1.28	0.77
17-may	3.14	0.36	0.97	0.000	1.11	0.01	1.01	0.02	0.71	0.15	0.99	0.06	1.7	0.6
02-jun	3.22	0.34	0.97	0.000	1.11	0.01	1.02	0.02	0.68	0.12	0.99	0.05	1.72	0.56
17-jun	3.23	0.31	0.97	0.000	1.11	0.01	1.02	0.02	0.64	0.09	0.98	0.04	2.3	0.54
02-jul	3.09	0.31	0.97	0.000	1.12	0.01	1.03	0.02	0.64	0.08	0.98	0.04	2.92	0.51
17-jul	3.01	0.3	0.97	0.000	1.12	0.01	1.02	0.02	0.65	0.07	0.98	0.04	4.09	0.5
2-ago	2.98	0.3	0.97	0.000	1.12	0.01	1.02	0.02	0.66	0.07	0.99	0.04	4.13	0.5
17-ago	2.92	0.3	0.97	0.000	1.12	0.01	1.02	0.01	0.66	0.07	0.99	0.04	4.9	0.5
02-sep	2.98	0.3	0.97	0.000	1.12	0.01	1.02	0.01	0.66	0.07	0.99	0.04	5.83	0.47
17-sep	2.99	0.3	0.97	0.000	1.12	0.01	1.02	0.01	0.65	0.07	0.99	0.03	6.69	0.45
02-oct	2.99	0.3	0.97	0.000	1.12	0.01	1.02	0.01	0.65	0.07	0.99	0.03	7.52	0.42
17-oct	3.06	0.3	0.97	0.000	1.12	0.01	1.02	0.01	0.67	0.07	0.98	0.03	8.05	0.4
02-nov	3.11	0.3	0.97	0.000	1.13	0.01	1.02	0.01	0.68	0.07	0.98	0.02	8.7	0.39
17-nov	3.29	0.3	0.97	0.000	1.13	0.01	1.02	0.01	0.68	0.07	0.98	0.02	9.33	0.37
02-dic	3.49	0.3	0.97	0.000	1.12	0.01	1.02	0.01	0.68	0.07	0.99	0.02	9.99	0.36

Tabla A2 (continuación)

Fecha	Densidad de población		Porcentaje de población rural		Índice de gini en porcentaje		Índice multidimensional de la pobreza		Índice multidimensional de la pobreza al cuadrado		Índice de vulnerabilidad		Constante	
	IRR	Error Std	IRR	Error Std	IRR	Error Std	IRR	Error Std	IRR	Error Std	IRR	Error Std	IRR	Error Std
17-dic	3.55	0.3	0.97	0.000	1.12	0.01	1.02	0.01	0.68	0.07	0.99	0.02	10.76	0.36
02-ene	3.28	0.28	0.97	0.000	1.12	0.01	1.02	0.01	0.68	0.07	0.99	0.02	11.59	0.34
17-Ene	3.38	0.26	0.97	0.000	1.12	0.01	1.02	0.01	0.68	0.07	0.99	0.02	12.47	0.34
02-feb	3.39	0.26	0.97	0.000	1.12	0.01	1.02	0.01	0.68	0.07	0.99	0.02	13.32	0.34
17-feb	3.41	0.26	0.97	0.000	1.12	0.01	1.02	0.01	0.68	0.07	1.00	0.02	13.31	0.34
04-mar	3.39	0.26	0.97	0.000	1.12	0.01	1.02	0.01	0.68	0.07	1.00	0.02	14.12	0.34
17-mar	3.4	0.26	0.97	0.000	1.12	0.01	1.02	0.01	0.68	0.06	1.00	0.02	14.19	0.34

Referencias

- Angel, S., & Blei, A. (2020). Covid-19 thrives in larger cities, not denser ones. *Journal of Extreme Events*, 7(04), 2150004.
- Austin, P.; Stryhn, H.; Leckie, G., & Merlo, J. (2017), Measures of clustering and heterogeneity in multilevel Poisson regression analyses of rates/count data, *Wiley Statistics in Medicine*, 37(04), 572-589
- Anselin, L. (1995). Local indicators of spatial association-LISA. *Geographical Analysis*, 27(2), 93-115.
- Banerjee, S.; Carlin, B. P., & Gelfand, A. E. (2014). *Hierarchical modeling and analysis for spatial data*. CRC press.
- Berkman, L. F., & Kawachi, I. (2000). *Social Epidemiology*. United Kingdom: Oxford University Press.
- Bhadra, A.; Mukherjee, A., & Sarkar, K. (2021). Impact of population density on Covid-19 infected and mortality rate in India. *Modeling Earth Systems and Environment*, 7(1), 623-629.
- Bürkner, P. C. (2017). brms: An R package for Bayesian multilevel models using Stan. *Journal of Statistical Software*, 80(1), 1-28.
- Carpenter, B.; Gelman, A.; Hoffman, M. D.; Lee, D.; Goodrich, B.; Betancourt, M.; Brubaker, M.; Guo, J.; Li, P., & Riddell, A. (2017). Stan: a probabilistic programming language. *Journal of Statistical Software*, 76(1), 1-32.
- Congdon, P. (2014). *Applied bayesian modelling*. John Wiley & Sons.
- Coşkun, H.; Yıldırım, N., & Gündüz, S. (2021). The spread of covid-19 virus through population density and wind in Turkey cities. *Science of the Total Environment*, 751, 141663.
- Cortés, F.; Nájera, H.; Vargas, D., & Valdés, S. (2020). Las relaciones sociales y la difusión del contagio municipal por el SARS-COV-2 en México/Social relations and the spread of municipal contagion by SARS-COV-2 in Mexico. *EconomíaUNAM*, 17(51), 418-436.
- Fearon, E.; Buchanan, I. E.; Das, R.,; Davis, E. L.; Fyles, M.; Hall, I., & Hollingsworth, T. D. (2021). Aerosol generating procedures: Are they of relevance for transmission of SARS-COV-2? *The Lancet Respiratory Medicine*, 9(7), 687-689.
- Freeman, L. C. (2012). *El desarrollo del análisis de Redes Sociales*. Bloomington: Palibrio.

- Fotheringham, A. S.; Brunsdon, C., & Charlton, M. (2000). *Quantitative Geography: Perspectives on spatial data analysis*. Sage.
- Gelfand, A. E.; Diggle, P.; Guttorp, P., & Fuentes, M. (eds.). (2010). *Handbook of spatial statistics*. CRC Press.
- Goldstein, H. (2003). *Multilevel Statistical Models*, Arnold: London.
- Hox, J. (2002). *Multilevel Analysis: Techniques and Applications*. Lawrence Erlbaum: New Jersey.
- Kadi, N., & Khelfaoui, M. (2020). Population density, a factor in the spread of COVID-19 in Algeria: Statistic study. *Bulletin of the National Research Centre*, 44(1), 1-7.
- King, G.; Rosen, O., & Tanner M. (2004). Information in ecological inference. En King, G.; Rosen O., & Tanner, M. (eds.), *Ecological Inference: New Methodological Strategies*. Cambridge University Press.
- Kolaczyk, E. D., & Csárdi, G. (2014). *Statistical analysis of network data with R*. 2a. ed. Springer: San Francisco.
- Menéndez, L. S. (2003). Análisis de redes sociales: o cómo representar las estructuras sociales subyacentes. *Apuntes de Ciencia y Tecnología*, 7, 21-29.
- Moosa, I. A., & Khatatbeh, I. N. (2021). Robust and fragile determinants of the infection and case fatality rates of Covid-19: International cross-sectional evidence. *Applied Economics*, 53(11), 1225-1234.
- Nájera, H., & Ortega-Ávila, A. G. (2021). Health and Institutional Risk Factors of COVID-19 Mortality in Mexico, 2020. *American Journal of Preventive Medicine*, 60(4), 471-477.
- Rabe-Hesketh, S., & Skrondal, A. (2012). *Multilevel and Longitudinal Modeling Using Stata* (3rd. ed.). College Station, Texas: Stata Press Publication.
- Reuters (2021). Covid-19 tracker. Recuperado de <https://graphics.reuters.com/world-coronavirus-tracker-and-maps/es/countries-and-territories/mexico/>
- Raudenbusch, S., & Bryk, A. (2002). *Hierarchical Linear Models: Applications and Data Analysis Methods*, 2nd ed. Sage: California.
- Secretaría de Salud (2022). Datos abiertos. Información referente a casos COVID-19 en México. Recuperado de <https://www.gob.mx/salud/documentos/datos-abiertos-152127?idiom=es>
- Seguro, H.; Cárdenas, G., & Burgos, R. (2016). Nutrientes e inmunidad. *Nutrición Clínica en Medicina*, 10, 1-19.

- Snidjer T., & Bosker, R. (1999). *Multilevel Analysis: An introduction to basic and advanced multilevel modelling*. Sage Publication: London.
- Stinchcombe, A. (1987). *Constructing Social Theories*. The University of Chicago.
- Suárez Lastra M.; Valdés, C.; Galindo, M.; Salvador, L.; Ruiz, N.; Alcántara-Ayala, I; López, M; Rosales, A.; Lee, W.; Benítez, H.; Juárez, M.; Bringas, O.; Oropeza, O.; Peralta, A., & Garnica-Peña, R. (2020). *Vulnerabilidad ante COVID-19 en México*, Instituto de Geografía, Instituto de Geofísica, Facultad de Medicina, Facultad de Ciencias, Coordinación de la Investigación Científica, Instituto de Investigaciones en Matemáticas Aplicadas y en Sistemas, UNAM: México.
- Sy, K. T. L.; White, L. F., & Nichols, B. E. (2021). Population density and basic reproductive number of COVID-19 across United States counties. *PLoS ONE*, *16*(4), e0249271.
- Wong, D. W., & Li, Y. (2020). Spreading of COVID-19: Density matters. *PLoS ONE*, *15*(12), e0242398.

Acerca de los autores

Héctor Nájera es doctor en Política Social por la Universidad de Bristol en Reino Unido. Actualmente trabaja como investigador asociado C en el PUED-UNAM. Sus intereses son la medición y análisis de pobreza y desigualdad social a partir de métodos estadísticos avanzados clásicos y bayesianos. Dos de sus últimos trabajos son:

1. Nájera, H., & Ortega-Ávila, A. G. (2021). Health and Institutional Risk Factors of COVID-19 Mortality in Mexico, 2020. *American Journal of Preventive Medicine*, *60*(4), 471-477.
2. Nájera-Catalán, H. E. (2019). Reliability, population classification and weighting in multidimensional poverty measurement: A Monte Carlo study. *Social Indicators Research*, *142*(3), 887-910.

Fernando Cortés es doctor en Ciencias Sociales por el CIESAS-Occidente. Investigador del Programa Universitario de Estudios del Desarrollo y docente en la Especialidad de Desarrollo Social del Programa Único de Especialidades en Economía de la UNAM. Profesor emérito de la Facultad Latinoamericana de Ciencias Sociales, Investigador nacional emérito del Sistema Nacional de Investigadores (SNI) de México, profesor investigador de El Colegio de México. Dos de sus últimos trabajos son:

1. Cortés, F., Vargas, D., & Valdés, S. (2020). Las relaciones sociales y la difusión del contagio municipal por el SARS-CoV-2 en México/Social relations and the spread of municipal contagion by SARS-CoV-2 in Mexico. *EconomíaUNAM*, 17(51), 418-436.
2. Cortés, F. (2018). *Temas de política social de México y América Latina*. El Colegio de México.

Delfino Vargas es doctor en Sociología en la Universidad Estatal de Iowa. Sus intereses de investigación son el desarrollo de metodologías cuantitativas para la investigación social, desarrollo de índices de medición, instrumentos de medición, modelos de ecuaciones estructurales, modelos lineales jerárquicos (multiniveles), análisis de datos faltantes, y métodos avanzados para el análisis de datos longitudinales. Dos de sus últimos trabajos son:

1. Denova-Gutiérrez, E.; Vargas-Chanes, D.; Hernández, S.; Muñoz-Aguirre, P.; Napier, D., & Barquera, S. (2020). Linking socioeconomic inequalities and type 2 diabetes through obesity and lifestyle factors among Mexican adults: A structural equations modelling approach. *Salud Pública de México*, 62(2, mar-abr), 192-202.
2. Vargas-Chanes, D., & González Núñez, J. C. (2018). El efecto de las instituciones en el crecimiento económico de América Latina. *Perfiles Latinoamericanos*, 26(51), 329-349.