

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

Fernando Cortés, Héctor Najera,
Delfino Vargas y Servando Valdés

Programa Universitario de Estudios
del Desarrollo (PUED) UNAM
<fcortes@colmex.mx>

Journal of Economic Literature (JEL):
I11, I12, I18

Palabras clave:

Análisis de asistencia sanitaria
mortalidad, enfermedad
y comportamiento económico
Política gubernamental.
Regulación. Sanidad pública

Keywords:

Analysis of Health Care
Mortality, Morbidity, Disability
and Economic Behavior
Government Policy;
Regulation;
Public Health

Fecha de recepción:

29 de mayo de 2020

Fecha de aceptación:

19 de junio de 2020

Resumen

La pandemia desatada por el SARS-CoV-2 ha provocado el vívido interés, en México, por saber su origen, las características del virus, la forma como se transmite e introduce en nuestras células, el papel que juega la edad y las comorbilidades, así como su desarrollo en el tiempo y en el espacio, el volumen acumulado de contagios, de personas que pueden contagiar (activas), sus distribuciones por sexo y por edades, y también se ha extendido a las distintas vías para contener su avance, al uso y efectividad de los diversos tipos de pruebas para detectar los contaminados, recurrir a "Susana distancia" o al "Quédate en casa". En este trabajo agregamos un campo adicional al interés por la pandemia, se invita al lector a considerar el papel que juega la estructura social sobre el volumen de contagios, pero no en general sino en particular, en los municipios del país. El argumento central plantea que la Covid-19, hace uso de las relaciones sociales para transportarse entre seres humanos, y que éste proceso se puede observar dentro y entre municipios. El sustento empírico se desarrolla en dos etapas, en la primera se emplea un modelo de secciones cruzadas en que las variables explicativas son: la densidad de población, importancia de las actividades rurales la desigualdad en la distribución del ingreso, la pobreza y el índice de vulnerabilidad. La segunda, agrega a la anterior la dimensión espacial e incorpora la proximidad geográfica para explicar la difusión de la Covid-19. Los resultados permiten concluir que la distribución espacial (municipal) de los contagios está fuertemente condicionada por la intensidad y extensión de las relaciones sociales que se despliegan dentro y entre municipios.

Abstract

The SARS-CoV-2 pandemic has sparked in Mexico people's curiosity about its origin, characteristics, transmission mechanisms and the way in which it is introduced into our cells. The pandemic has also awakened people's interest about the role that both age and comorbidities play, its behaviour across time and space, the cumulative volume of infected people, the exposure risk to infected people, and its distribution by age and gender. This concern has driven the need to find ways to limit its propagation, like the use and effectiveness of the different types of tests and the implementation of campaigns for social distancing like "Su sana distancia" or "Quedate en casa". In this study we add another layer to the interest in the pandemic. The reader is invited to think about the role that the social structure plays on the infection spread, not at a national scale but at a municipal level. Our central argument is that social relationships underpin the Covid-19's capacity to transfer itself from one human to another, and that this process can be observed across the municipalities. The empirical study consists of two stages. The first one uses a cross-sectional model with the following explanatory variables: population density, rurality, income inequality, multidimensional poverty and a vulnerability index. The second stage adds a spatial dimension to the cross-sectional model to incorporate the proximity in the explanation of the Covid-19 spread. The results suggest that the spatial distribution of the Covid-19 spread is strongly affected by the intensity and extent of the social relationships taking place within and between municipalities.

Introducción

La epidemia de Wuhan, China, posteriormente transformada en pandemia, ha despertado el interés público desde que posó sus reales en México, lo que aconteció a fines de febrero de 2020. La población ha aprendido acerca de los síntomas de la en-

418

fermedad Covid-19 y de su proceso de transmisión entre los seres humanos, sobre las condiciones que llevan a desenlaces fatales tales como la edad y las comorbilidades, se familiarizó con las curvas epidémicas que muestran la distribución de los contagios a lo largo del tiempo, tanto para el país como para algunas zonas y ciudades, se adentró en la comprensión de la diferencia entre las fechas de ocurrencia y de registro de los fallecimientos, y a distinguir entre casos acumulados y casos activos, desplegados tanto por entidades federativas como por municipios.

Dentro de esta amplia gama de expresiones de la pandemia este trabajo se limita a estudiar cómo se distribuyen, en el territorio mexicano,¹ las personas contagiadas por el virus SARS-CoV-2 que causa la enfermedad Covid-19. Se emplea al municipio como unidad de análisis ya que es el menor nivel de desagregación territorial para el cual se dispone de información. Al representar el número de contagiados en el mapa municipal del país es fácil advertir que su distribución no es aleatoria, lo que lleva a la pregunta² ¿De qué factores dependen las cargas epidémicas municipales?

En este mapa se representa la distribución del número de contagios por el virus según municipios, desde inicios de la pandemia en México hasta el 17 de mayo de 2020. Los municipios con colores más oscuros son los que a esa fecha presentaron mayor número de casos.³

Mapa1. Número de contagios de Covid-19 reportados a nivel municipal



Fuente: datos abiertos de la Dirección General de Epidemiología de la Secretaría de Salud del gobierno de México (fecha 17 de mayo de 2020)

- 1 Como este estudio se lleva a cabo mientras el desarrollo de la pandemia aún está en curso se decidió hacer un análisis de secciones cruzadas de los contagios municipales registrados al 17 de mayo de 2020.
- 2 En la sección el modelo etapa 2 (espacial), se presenta una prueba formal de la no aleatoriedad de la distribución de las personas contagiadas en los municipios del país.
- 3 Los paréntesis cuadrados son los límites de los intervalos (el número de contagiados) y los redondos, informan del número de casos en cada intervalo.

Para analizar de los factores de riesgo asociados a contraer la enfermedad la epidemiología clásica, privilegia el enfoque individual. Por ejemplo, para el caso de la Covid-19 enfatiza el estudio del estilo de vida y las variables genéticas de las personas. Por otra parte, la epidemiología social (Bergman y Kawachi, 2000) busca identificar los factores contextuales y culturales de las enfermedades.

Sin embargo, en este estudio, el interés no radica en la etiología sino en los patrones geográficos de la transmisión de la enfermedad, se toma como un dato que el SARS-CoV-2 llegó al país vía aérea, tal como se introdujo a la mayoría de los países excepto China, por los aeropuertos de las ciudades más pobladas (Ciudad de México, Guadalajara y Monterrey) y desde ahí empezó su deambular.

En estos largos días de “sana distancia” las autoridades sanitarias del país han hecho saber, a través de los diversos medios de comunicación, que hay dos formas directas de contraer el virus, una son las nano-gotas que expelle la boca de una persona con Covid-19 cuando habla, estornuda, tose o canta, y que tienen un alcance de 1.5 a 2.0 metros y la otra es el aerosol que se produce al realizar operaciones sobre una persona infectada, tales como intubar un paciente o realizar operaciones dentales; en ambos casos el medio de transmisión es la vía aérea y cuando llega a las mucosas de una persona sana (boca, nariz y ojos) da inicio al proceso de réplica, usando para ello nuestras propias células; el camino indirecto del contagio tiene lugar cuando el SARS-CoV-2 de los contagiados se deposita en diversas superficies y alguien sano pasa sus manos sobre ellas, se toca la cara y lo transfiere a sus mucosas.

Para que la Covid-19 se esparza por la sociedad se requiere la contribución de las relaciones sociales, si éstas estuviesen ausentes (en cuyo caso no podría hablarse de sociedad) o fuesen muy débiles, los mecanismos de transmisión serían inefficientes. Los puros procesos biológicos sin el apoyo de relaciones sociales densas no generarían una pandemia como la que se vive en la actualidad. La pandemia del año 2020 no sólo ha sido producto de un virus cuyo origen aún está en discusión en el ámbito de la ciencia, sino que se ha esparcido por el mundo a través de una densa red de relaciones comerciales, económicas, académicas, transporte, etc. que da sustento a la globalización.

Una vez que el virus ingresó al país se transmitió por medio de vínculos entre personas, que pueden ser de muy distinta naturaleza: relaciones familiares y de amistad (visitas familiares, círculos de amigos, fiestas de todo tipo, etc.); relaciones laborales (obreros, empleados, directivos y patronos que trabajan en las diferentes empresas, el servicio doméstico, choferes, jardineros, etc.); espacios de aprendizaje (desde las escuelas de párvulos hasta las universidades); en el transporte público; lazos vecinales que, en los contextos populares, suelen formar asociaciones para encarar la resolución de carencias de infraestructura vecinal; hasta los lugares de diversión (festivales musicales, partidos de fútbol, o de cualquier otro espectáculo que mueve contingentes importantes de población). Esta amalgama de relaciones socioeconómicas conforma redes que conectan a los miembros de la sociedad cara a cara o a través de los espacios físicos que comparten.

El conjunto de relaciones sociales que caracteriza una unidad territorial (municipio, en este caso particular) condiciona la evolución y el volumen de personas contagiadas. Pero, en la medida que las relaciones sociales no sólo se despliegan en el

tiempo sino también en el espacio, el proceso de transmisión del SARS-CoV-2 a lo largo y ancho de la geografía del país no será aleatorio.

Al considerar la distribución geográfica de los contagios en una fecha determinada, lo que equivale a controlar el transcurso del tiempo, se debería observar diferenciales de personas contagiadas según las características del municipio. Esta es precisamente la hipótesis que se evalúa en este escrito. Se intenta ofrecer una explicación simple y coherente de la distribución espacial de los contagios⁴ en México, en un punto del tiempo.

Métodos

El planteamiento central de este trabajo es que las relaciones sociales; entendidas como las relaciones económicas, laborales, de aprendizaje, demográficas, familiares, propiamente sociales en el sentido lato del término, culturales, etc., cuyas realizaciones entrañan interacciones cara a cara o en espacios compartidos, constituyen el mecanismo social de propagación del SARS-CoV-2, pero este proceso de transmisión se despliega también en el espacio de modo que deberían observarse patrones geográficos. Pero, con la información de que se dispone no es posible ajustar un modelo en el nivel individual por lo que se decidió abordar el problema, empleando mediciones indirectas al nivel municipal, que es el nivel que permite disponer de la información más desagregada.

El abordaje del problema de investigación propuesto se llevó a cabo en dos etapas, en la primera, se procedió a justar un modelo de regresión Poisson al número de contagiados en los municipios del país el 17 de mayo de 2020; en la segunda etapa este modelo se enriqueció realizando un análisis espacial.

Enseguida se describen las variables⁵ que se emplearon para diferenciar a los municipios que, según los planteamientos de este estudio, deberían incidir sobre la transmisión de la epidemia.

Las variables

En las dos etapas se usó el mismo conjunto de variables para identificar las condicionantes sociales de la transmisión de las epidemias:

4 En esta investigación no se consideran las discusiones sobre la calidad de la información referida a contagios y fallecimientos por Covid-19. Estos cuestionamientos no se limitan a México, sino que también se observan en varios países del mundo. Además, hay que dejar constancia 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 (Ver 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 Dr. Hugo López-Gatell y Héctor Nájera 2020a).

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

- i. *La densidad de la población municipal.* Este es un factor que tiene relación directa con las interacciones sociales cara a cara, con el uso del sistema de transporte y con la concurrencia 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 implican escasas interacciones cara a cara y no suelen ser tan densas en el espacio como las actividades en la industria, los servicios o la construcción, de modo que los municipios con mayor porcentaje de población rural deberían tender a presentar menor número de contagios. Se mide como la proporción de población que habita en localidades de 2500 o menos habitantes respecto al total de la población del municipio.
- iii. *La pobreza* entraña además de ingreso magro, la imposibilidad de acceder a alimentos sanos y nutritivos que fortalezcan el sistema inmune (Seguro, Cárdenas y Burgos, 2016), desempeño de actividades económicas que no gozan de seguridad social ni acceso a la salud, acceso a viviendas precarias, con hacinamiento y carencias en los servicios básicos, es decir, un síndrome de factores que favorecen el contagio y la difusión entre sus 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 el modelo supone una relación parabólica para dar cuenta del hecho de que en la medida que la incidencia de la pobreza alcanza valores elevados los municipios tienden a ser rurales y aislados y por lo tanto su efecto disminuye. Se mide con el índice multidimensional de la pobreza de Coneval.
- iv. *Desigualdad en la distribución del ingreso.* La desigualdad captura los efectos de la inequidad económica sobre los contagios. Los municipios más desiguales están sujetos a contagios cruzados entre diversos sectores a través de las múltiples relaciones sociales que mantienen en la vida cotidiana. Si la epidemia inicia en el estrato bajo de un municipio socialmente heterogéneo la convivencia tenderá a esparcirlo por el resto de la sociedad. Debido a que la probabilidad de contagio es más alta en las clases populares, tanto por la exposición al riesgo de infectarse y la prevalencia de enfermedades, como por las condiciones sociales en que viven (Cortés 2020); el modelo debería incluir, además de la pobreza, la interacción de la desigualdad con la pobreza, sin embargo, en esta aproximación no se consideró oportuno incluirla para ganar en parsimonia. La desigualdad en la distribución de los ingresos se mide por el índice de Gini de los hogares en cada municipio, 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; es una medida resumen que distingue tres dimensiones: demográfica que incluye (4 variables), salud (5 variables) y socioeconómica (8 variables), de modo que en total resume 17 variables. A partir de ellas se construyen 4 categorías de municipios cuyas vulnerabilidades, ordenadas de menor a mayor

intensidad, las catalogaron como media, alta, muy alta y crítica. (Suárez M. et. al, 2020: 10 y 11).

La muestra

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.⁶ La fuente para la mayoría de las variables explicativas de los modelos que se presentan en la sección que sigue es la Encuesta Censal levantada por el INEGI en el año 2015, sin embargo, decidimos usar el índice de Gini del año 2010 debido a las dificultades en el levantamiento de la ENIGH-2015, cuya información se debería haber usado para calibrar los datos de ingreso del operativo censal de ese año y dar continuidad a la serie histórica de pobreza, por lo que se tienen serias dudas de que la variable ingreso “ajustada” que se usó para medir la pobreza de 2015 sea un buen reflejo de las declaraciones de ingresos de los entrevistados y por tanto de la desigualdad en el ingreso. Por último, la dimensión demográfica del índice de vulnerabilidad usa las variables de la muestra censal de 2015 pero, en la dimensión salud emplea datos de 2018 y en su componente socioeconómico combina datos de 2015, 2018 y 2019.

El modelo etapa 1

La variable dependiente es el número de contagios (*cont*) y las covariables son: “Densidad de población por 1000” (*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” (*pob²*) e “Índice de vulnerabilidad” (*vul*). 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 es normal y se debe garantizar que los valores esperados (que son los generados por el modelo) no sean negativos—. Por ello en lugar de emplear un modelo de regresión lineal múltiple se decidió usar un modelo de regresión Poisson y el método de estimación máximo verosímil para estimar sus parámetros.

El modelo de Poisson que se estimó responde a las siguientes ecuaciones:

$$1. \quad \mu_i = E(y_i | X) = e^{\alpha + \beta_1 dens_i + \beta_2 pru_i + \beta_3 gini_i + \beta_4 pob_i + \beta_5 pob_i^2 + \beta_6 vul_i}$$

La variable y denota los contagios, el subíndice i varía según los municipios desde 1 hasta 2445 para los cuales se tuvo información (en 2015 hubo 2457 municipios). En que X es el vector de las covariables, y el contagio sigue una distribución Poisson:

$$2. \quad P(y | \mu) = \frac{e^{-\mu} \mu^y}{y!}, \quad y = 0, 1, 2, 3, \dots$$

⁶ Tanto los datos como los programas para la estimación de los modelos se encuentran en el sitio del PUED/UNAM. <http://www.pued.unam.mx/opencms/difusion/covid.html>.

donde los conteos de los contagios se representan por y , μ es un parámetro que define a la distribución $y!$ es el operador factorial aplicado a dichos conteos. Dada la naturaleza de este trabajo el modelo aplicado en la etapa 1 presenta una debilidad importante ya que supone independencia estadística en la variable dependiente, es decir, en el número de contagios por municipio. Claramente este supuesto es inapropiado para este estudio ya que la epidemia se desarrolla sobre la base de las relaciones sociales y éstas tienden a ser más intensas entre las personas que habitan municipios cercanos que lejanos, es decir, el modelo de contagios debe tomar en cuenta el territorio.

El modelo etapa 2 (espacial)

El modelo propuesto para llevar a cabo el análisis en la etapa 1 supone, como ya se dijo, que el proceso de contagio del Covid-19 no tiene un patrón espacial subyacente. En lenguaje formal esto quiere decir, que la probabilidad de observar n contagios es independiente de la localización del municipio y condicional a las variables explicativas incluidas en el modelo. Sin embargo, de acuerdo con el estadístico de Moran I de autocorrelación espacial ($p < 0.01$), la concentración de casos de Covid-19 no es aleatoria en el territorio mexicano (Anselin, 1995). Esto sugiere que la localización de los municipios es un fuerte predictor del número de casos observados. 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. 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.

Con el fin de incorporar el componente geográfico en la transmisión del Covid-19 en México, se estimaron dos modelos bayesianos espaciales.

El primero es el modelo condicional autorregresivo bayesiano, conocido como CAR (Cogdon, 2014). En general, estos modelos incorporan, para cada unidad territorial, los datos de los municipios colindantes. En el caso particular que interesa en este trabajo (la estimación del número de casos contagiados en los municipios), el modelo CAR supone que el número observado de casos (número de contagiados) del municipio depende de los valores de las variables independientes de los vecinos. De esta manera, el modelo CAR expande los factores explicativos del modelo Poisson al incorporar la información de las variables independientes de los vecinos en el ajuste. Los modelos CAR requieren una matriz de pesos que considera la distancia o número de vecinos de influencia relevantes. La matriz se calculó empleando rutinas en lenguaje de programación R de manera exploratoria y los resultados se incluyeron en el modelo CAR.

El segundo modelo espacial es una regresión geográficamente ponderada (RGP) (Fotheringham et al., 2003). Esta técnica tiene dos momentos. El primero es similar a la construcción de pesos espaciales. La diferencia esencial es que utiliza funciones Kernel para producir conglomerados óptimos, en este caso particular éstos son conjuntos de municipios. En el segundo momento, la técnica estima una serie de regresiones locales para las distintas áreas o conglomerados espaciales de municipios. A diferencia de los

dos modelos anteriores, la regresión geográficamente ponderada permite que el efecto estadístico de las variables independientes varíe entre los diferentes conglomerados.

Resultados

En esta sección se presentan los principales resultados de los ajustes de los tres modelos: el ajuste Poisson de la etapa 1 y los dos modelos espaciales de la etapa 2.

Ajuste de la etapa I.- Regresión Poisson

En el cuadro 1 se presentan los resultados del ajuste del modelo a los datos municipales de contagios por CoVID-2.

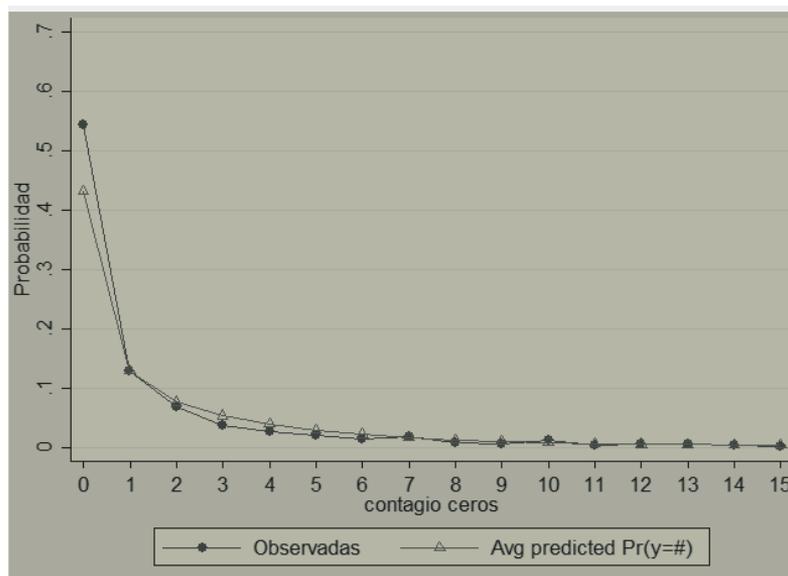
Tabla 1. Condicionantes sociales del contagio por SARS-CoV-2. Coeficientes

Contagio	Coef.	Err.Est.	P> z	Intervalo de Conf. 95%	
Densidad de población por 1000 hab	0.130	0.001	<0.001	0.128	0.132
Porcentaje de población rural	-0.032	0.000	<0.001	-0.032	-0.031
Índice de Gini en porcentaje	0.106	0.002	<0.001	0.103	0.110
Índice multidimensional de la pobreza	0.055	0.002	<0.001	0.052	0.058
Índice multidimensional de la pobreza al cuadrado	-0.001	0.000	<0.001	-0.001	-0.001
Índice de vulnerabilidad	0.214	0.007	<0.001	0.200	0.227
Constante	-0.845	0.083	<0.001	-1.007	-0.683

Regresión Poisson, Número de obs. = 2445; LR chi2(7) = 147186.34; Prob > χ^2 = 0.0000; Log Verosimilitud = -28217.17 Pseudo R² = 0.7228

Los valores y la significación de los estadísticos χ^2 y pseudo R² (ver el pie del cuadro 1), así como las discrepancias entre las probabilidades observadas y predichas por el modelo en el rango de 0 a 10 contagios (gráfica 1), es un primer indicio en favor de la idea de haber logrado un ajuste estadísticamente aceptable.

Figura 1. Probabilidades observadas y estimadas por el modelo Poisson



Fuente: elaboración propia.

Esta idea se refuerza si se observa que todas las covariables son estadísticamente significativas y que los signos de los coeficientes, son consistentes con las hipótesis planteadas. En efecto, los coeficientes del cuadro 1 muestran, tal como se esperaba, que en la medida que los municipios tengan: mayor densidad de población, mayor desigualdad y mayor vulnerabilidad mayor es el volumen esperado de contagios.⁷ Y que en los municipios con mayor porcentaje de población rural menor es la cuantía de contagios. Además, los contagios tienden a aumentar con la pobreza, pero no linealmente ya que incrementos ΔP , se traducen en $0.05 * \Delta P$ contagios, pero a este incremento hay que descontarle $0.001 * \Delta P^2$.

En suma, el modelo satisface las pruebas estadísticas para juzgar la bondad de ajuste, además, todos sus coeficientes son significativos y, por último, el sentido de los coeficientes corresponde con el esperado. Estas tres piezas de evidencia llevan a concluir que se dispone de un modelo aceptable.

Por otra parte, debido a que el modelo es exponencial, calcular en cuanto varían los contagios ante un incremento unitario en una de las covariables, manteniendo el resto constante (efecto neto), no se obtiene directamente de los coeficientes del cuadro 1 (como en el caso del modelo lineal) ya que la magnitud del efecto neto depende del

⁷ De aquí en adelante con el propósito de aligerar la redacción toda vez que haga referencia a los valores esperados del número de contagios se empleará el término contagios y se reservará la expresión contagios observados para referirse al número observado de personas contagiadas.

nivel en que se controlan las restantes variables o, en otros términos, del punto de la función exponencial en que se realiza el cálculo.

Hay varios caminos para dimensionar el efecto neto de las variables explicativas y la información que proporciona el cuadro 2 es uno de ellos. El cálculo de los coeficientes de este cuadro, también llamado incidencia de riesgo relativo (IRR) se define como el cociente entre la variación del valor esperado al agregar δ a la variable x_k ($x_k + \delta$), que se encuentra en el numerador de la ecuación (3) con respecto al valor esperado de antes del cambio en x_k que está en el denominador:

$$3. \frac{E(y|X, x_k + \delta)}{E(y|X, x_k)} = e^{\beta_k \delta} = IRR$$

La expresión (3) muestra que el efecto del cambio en la covariable x_k sólo depende del valor de su coeficiente, y del incremento en la covariable (δ). Esta igualdad se simplifica aún más si $\delta = 1$, en cuyo caso el cambio relativo expresado por (3) se reduce a e^{β_k} , justamente estos son los coeficientes reportados en el cuadro 2 y por tanto se pueden interpretar como el porcentaje neto en que crecen (o decrecen) los contagios ante un cambio unitario en las covariables, por ejemplo, si la densidad de la población municipal aumenta en una unidad, el número de contagios lo hace en 13.9% y así sucesivamente hasta llegar al índice de vulnerabilidad en que, según en el modelo, los cambios a la categoría contigua (recuérdese que las categorías son media, alta, muy alta y crítica) provocan el aumento neto de 23.8% de contagios.

Tabla 2. Condicionantes sociales del contagio por SARS-CoV-2. Momios

Contagio	Coef.	Err.Est.	P> z	Intervalo de Conf. 95%	
Densidad de población por 1000 hab	1.139	0.001	<0.001	1.136	1.141
Porcentaje de población rural	0.969	0.000	<0.001	0.968	0.969
Índice de Gini en porcentaje	1.112	0.002	<0.001	1.108	1.116
Índice multidimensional de la pobreza	1.057	0.002	<0.001	1.053	1.060
Índice multidimensional de la pobreza al cuadrado	0.999	0.000	<0.001	0.999	0.999
Índice de vulnerabilidad	1.238	0.008	<0.001	1.222	1.254
Constante	0.430	0.036	<0.001	0.365	0.505

Regresión Poisson, Número de obs = 2445; LR chi2(7) = 147186.34; Prob > X² = 0.0000; Log Verosimilitud = -28217.17 Pseudo R² = 0.7228

Sería incorrecto derivar conclusiones respecto a los tamaños relativos de los efectos netos de las covariables sobre el valor esperado de los contagios basándose en los coeficientes del cuadro 2 ya que estos están afectados por las unidades de medida de las

distintas variables, ¿Cómo comparar una variación de 1 por ciento del índice de Gini municipal con el aumento de la densidad de mil personas por kilómetros cuadrados? Este tema es lateral para este trabajo de modo que no se abundará en él.

Ajuste de la etapa 2: modelos espaciales

En el cuadro 3 se muestran los coeficientes de los ajustes de ambos modelos espaciales. En la parte izquierda se presentan los resultados del modelo bayesiano CAR. Los coeficientes son las incidencias de riesgos relativos (IRR) y registran, como ya se señaló, los cambios netos en el número de contagios, debido a un cambio unitario en cada covariable, controlando las restantes.

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 y el índice de vulnerabilidad social tengan algún efecto en el número de contagios. La razón es que en el modelo CAR, el 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-19.⁸ Esto quiere decir que la información de los municipios vecinos tiene mayor efecto que la pobreza multidimensional y que el índice de vulnerabilidad. O, mirado desde otro punto de vista, este resultado permite afirmar que el efecto estadísticamente significativo que se observó de la pobreza y la vulnerabilidad sobre el volumen de contagios en el modelo ajustado en la etapa 1, se “apropiaba indebidamente” y hace aparecer como propio, el papel que juegan los municipios vecinos en la transmisión de los contagios.

Por otro lado, se observa que la densidad de población y la desigualdad incrementan el número de casos observados y que ruralidad y pobreza al cuadrado lo reducen. La variable CAR SD muestra la desviación estándar (efecto aleatorio) de las constantes de cada municipio toda vez que se consideran los valores de los municipios vecinos. En estos modelos, cada municipio tiene su propia constante, lo cual permite mayor precisión en la estimación de los valores esperados de Covid-19 por municipio.

Las últimas tres columnas del cuadro 3 muestran los coeficientes de la regresión geográficamente ponderada. Cabe recordar que este tipo de técnica estima regresiones locales para los distintos conglomerados o grupos de municipios. Por tanto, los coeficientes reflejan la relación entre los contagios y las variables independientes en los diferentes conglomerados (debe recordarse que éstos son óptimos); en un trabajo de esta naturaleza no es posible presentar los resultados de todos los grupos, en su lugar se optó por incluir en el cuadro el valor de los coeficientes (previamente ordenados) del primer cuartil, de la mediana y del tercer cuartil. Por ejemplo, el coeficiente de la densidad de población es 4.63 para el grupo de municipios del primer cuartil (i.e. el que tiene los coeficientes más bajos y, por tanto, la relación más débil) y de 5.10 para los del tercer cuartil. Esto quiere decir que en el primer cuartil por cada incremento de 1000 habitantes se esperan 4.63 casos adicionales y típicamente (mediana) se esperan 4.90 contagiados más.

⁸ Los cambios se deben a que el modelo no está bien especificado (Theil H. 1971: 612 a 613)

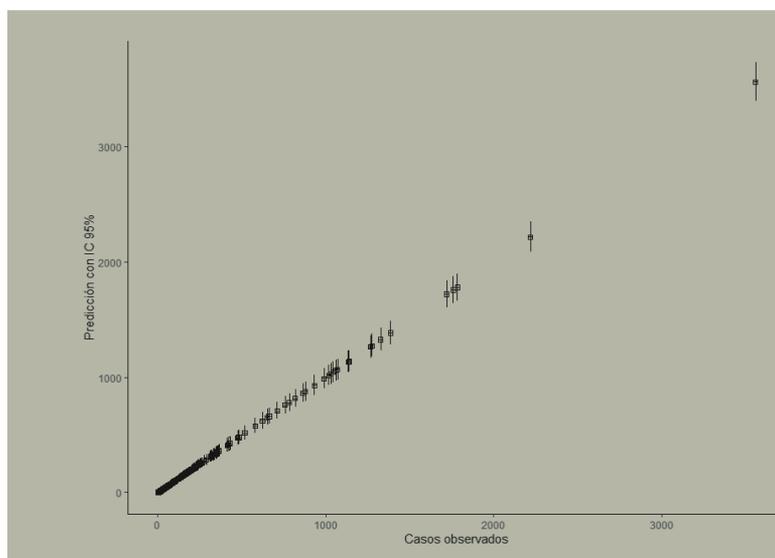
La RGP permite hacer pruebas de significancia locales, pero no es posible mostrarlas en una tabla. Sin embargo, para los rangos incluidos en el cuadro, no hubo casos en que no se rechazara la hipótesis nula de que el efecto global es estadísticamente igual a cero. Es decir, todas las variables tienen efectos distintos a cero.

Tabla 3. Coeficientes modelos espaciales. CAR y RGP

Variable	Modelo CAR		RGP. Coeficientes Locales. Pseudo-R ² = .80		
	Coef. b	CI b	Quartil.1	Mediana	Quartil.3
Constante	0.48	[0.54-4.86]	0.13	0.15	0.19
Densidad de población por 1000 hab	3.56	[1.88-6.83]	4.63	4.90	5.10
Índice de Gini	1.10	[1.08-7.60]	1.13	1.14	1.14
Porcentaje de población rural	0.97	[0.97-0.97]	0.97	0.97	0.97
Vulnerabilidad	1.00	[0.97-1.02]	1.21	1.21	1.22
Índice multidimensional de la pobreza	0.99	[0.65-1.02]	1.07	1.08	1.08
Índice multidimensional de la pobreza al cuadrado	0.79	[0.65-0.95]	0.32	0.33	0.35
CAR SD	28.40	[0.94-1.06]			

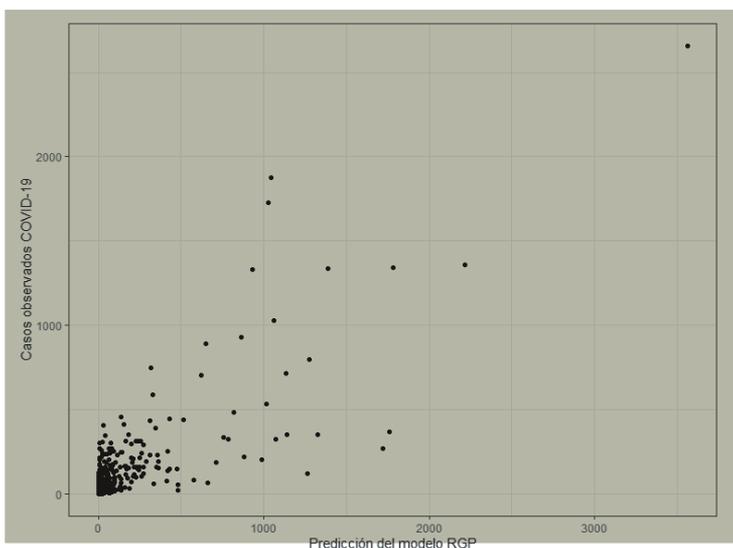
La gráfica 2 muestra el ajuste del modelo CAR. Como puede apreciarse los intervalos creíbles incluyen al valor observado de cada municipio y muestra con claridad la importancia que tiene la información de los municipios circundantes en la predicción de los casos observados de COVID-19. La correlación lineal entre el número de casos observados y predichos es de 0.98

Figura 2. Comparación de la predicción de casos modelo CAR Bayes con los casos observados.



La Figura 3 compara la predicción del modelo de RGP con los casos observados. Como se puede observar la inclusión de la información geográfica mejora la precisión de la predicción del modelo, la correlación lineal entre el número de casos observados y predichos es de 0.83.

Figura 3. Comparación de la predicción de casos del modelo RGP con los casos observados



A continuación, se muestran tres mapas. El primero, presenta el número de personas contagiadas en México por municipios, según las cifras oficiales, al 17 de mayo del año 2020. El segundo, muestra la predicción del número de casos que deriva del modelo CAR-Bayes. El tercero muestra los valores esperados que predice la regresión geográficamente ponderada.

En el mapa 2, se observa la predicción del modelo CAR/Bayes considerando el mayor número de contagios para cada municipio. Para llegar a este valor se consideró el más alto del intervalo creíble que resulta de considerar la propagación en casos no observados.

Los resultados indican que la mayor concentración de casos se encuentra en la parte central del país (principalmente en el área metropolitana de la Ciudad de México), en la región de Campeche y Veracruz, y en la costa del norte. Es importante, sin embargo, considerar que los incrementos del número de personas contagiadas en estas áreas corresponden a valores relativamente pequeños, de entre 1 y 50 casos.

Mapa 2. Número de casos registrados.

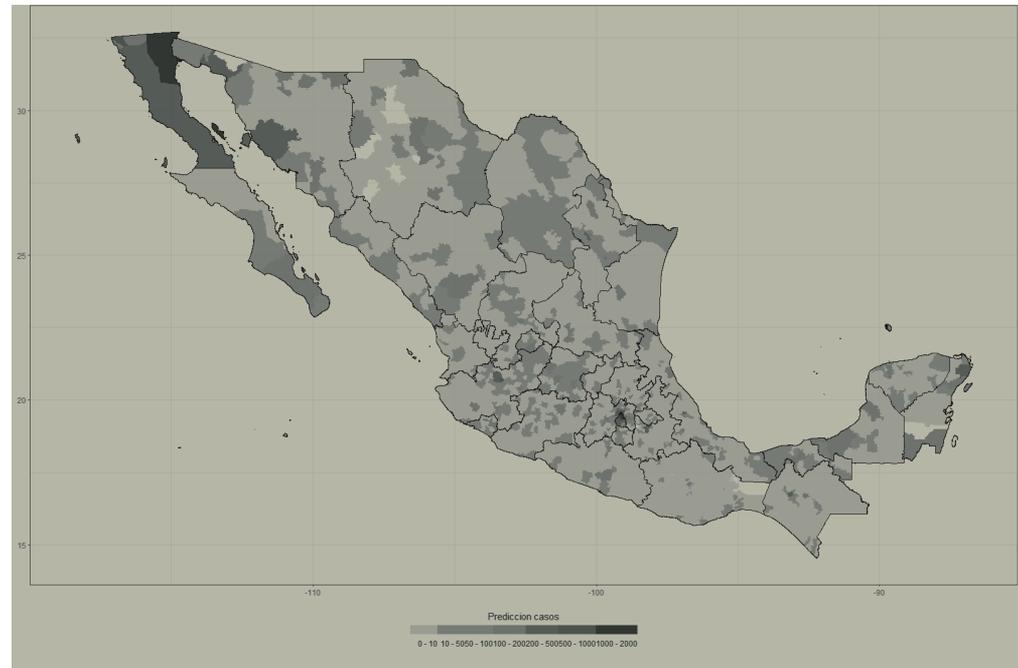


Mapa 3. Predicción del número de contagios. CAR Bayes



El mapa 3 muestra un patrón un tanto distinto respecto al del mapa 2. Si la mayor concentración existe en el centro, noroeste y sureste del país; la RGP predice un mayor número de casos en el noreste (Chihuahua) y en la región del Bajío. Sin embargo, en orden de magnitud predice incrementos de entre 10-50 casos dichas áreas del país. El modelo sigue atribuyendo la mayor concentración de casos al Estado de México y la Ciudad de México.

Mapa 4. Predicción del número de contagios. RGP



Conclusiones y discusión final

Las relaciones sociales son el vehículo en que se transporta el SARS-CoV-2 para ir de un ser humano a otro. Este mecanismo de propagación, en que se combinan una parte biológica con una social, es el que procura inhibir la política “Susana distancia” y “Quédate en casa”. En este trabajo se ha tomado como un hecho que el virus se encuentra en el país, lo que es equivalente a suponer que la contribución de la biología se considera dada y, en consecuencia, se cargan las tintas sobre el papel que juegan las relaciones sociales en el contagio por el coronavirus. De las múltiples formas que asumen los vínculos sociales en la vida cotidiana, sólo se distinguieron para esta investigación, las cara a cara y las que permiten compartir un espacio común. Las variables que se utilizaron para “explicar” los contagios captan el papel de la estructura social de los municipios, mientras que el análisis espacial reconoce que las relaciones sociales operan más allá de las divisiones político administrativas.

La distinción entre procesos sociales internos y entre municipios que intervienen en la difusión del virus se complementa con la diferenciación metodológica que hace la geografía cuantitativa 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 consideran ambos tipos de componentes, y apoyándose en esta diferenciación es posible calibrar la importancia que tienen en la propagación municipal de casos aquejados por COVID-19.

Un hallazgo central de este estudio es que la distribución de casos de COVID-19 está fuertemente relacionada con el espacio. La ubicación geográfica de los municipios juega un rol importante en modular sus correspondientes cargas epidémicas. Además, en este estudio se ha argumentado que la distribución municipal de las cargas de COVID-19 no es un fenómeno exclusivamente espacial, sino que también intervienen factores sociales.

Los resultados del modelo que no considera la ubicación geográfica de los municipios (proceso global) muestra que los municipios con mayores niveles de desigualdad en el ingreso y de prevalencia en la pobreza tienden a presentar un mayor número de personas contagiadas. Sin embargo, esta asociación cambia dependiendo del nivel de pobreza y sigue una relación curvilínea; si el nivel de pobreza es muy bajo o muy alto es más probable observar un menor número de contagios, comparados con aquellos municipios con prevalencias moderadas.

Sin embargo, las relaciones de desigualdad, pobreza y el número observado de casos se refinan al incluir la información de la ubicación territorial de los municipios. En el modelo espacial Bayesiano, tanto la desigualdad del municipio como su ubicación son importantes para entender el patrón de los casos observados. Sin embargo, sus resultados sugieren que el efecto de la pobreza opera de manera diferencial.⁹ La prevalencia de la pobreza contribuye a la explicación de estadística del volumen de contagios municipal sólo si es extrema, en el doble sentido, tanto si es muy baja o muy alta; en el caso particular de municipios con prevalencia moderada, es decir, próximas a la media

⁹ El efecto principal de la pobreza no es estadísticamente significativo sino el coeficiente de la pobreza al cuadrado.

es más importante su ubicación y los atributos de los municipios colindantes y no tanto sus porcentajes de pobres.

El índice de vulnerabilidad al COVID-19 está asociado positiva y globalmente con el número de casos observados. Sin embargo, los resultados del modelo espacial muestran que el efecto del índice de vulnerabilidad disminuye a tal grado que estadísticamente no es significativo. 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, sin embargo, no se mantiene en el modelo RGP.

En los municipios del país tanto la densidad de población como la proporción de personas que habitan en localidades rurales se asocian tanto global como localmente con el número de personas contagiadas. Esto quiere decir, por una parte, que la concentración de la población en el espacio tiene incidencia en el número de casos, más allá de dónde se ubica el municipio. Unidades territoriales con alta densidad tienen mayor riesgo de contagios independientemente del lugar en el que se encuentren. Y, por otra parte, que en los municipios que tienen una alta proporción de personas que residen en localidades rurales el número de contagios es menor que en aquellas que tienen una baja proporción. De hecho, en estas últimas predominan las actividades secundarias y terciarias que se caracterizan por relaciones laborales en que predominan los contactos cara a cara.

Los resultados de este estudio tienen la limitación de ser estáticos. El proceso de contagio por Covid-19 tiene rasgos tanto espaciales como temporales. Un siguiente paso en el entendimiento del proceso de contagio en México debe consistir en la modelación espacio temporal del proceso de contagio (Banerjee *et al.*, 2014). Este permitiría profundizar el análisis del rol que tienen los factores sociales y demográficos en distintos momentos de la pandemia.

Según hemos planteado los mecanismos de transmisión del virus requieren de las relaciones sociales, laborales, económicas y culturales. Sin embargo, con la información disponible no es posible alimentar un modelo de relaciones individuales¹⁰. Sin embargo, sí es posible disponer de mediciones indirectas¹¹ al nivel municipal. Por ejemplo, si en un municipio hay una baja densidad poblacional en relación a su área se supone que las interacciones sociales serán más débiles que en otro municipio con mayor densidad poblacional y que en el primero la transmisión tenderá a ser más lenta que en el segundo. Del mismo modo, los municipios con mayor desigualdad en la distribución del ingreso son socialmente más heterogéneos que los más equitativos, pero como los estratos sociales no se encuentran en aislamiento, sino interactúan en los espacios laborales, de servicios, comerciales; están dadas las condiciones para la

10 En las primeras etapas de difusión de la epidemia se usan estos contactos para mitigar la transmisión, así como para, en las etapas avanzadas controlar los rebotes.

11 Hay dos grandes vías para mejorar las mediciones de las relaciones sociales. (i) Generar información 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 que se siguió 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.

transmisión viral; si a lo anterior se agrega que la probabilidad de contagio tenderá a ser mayor en los sectores sociales con menos recursos, los contagios deberían ser más intensos en los municipios más desiguales.

Este tipo de razonamiento subyace al conjunto de variables que se usaron para alimentar los tres modelos empleados.¹² Ahora bien, el hecho de que todos ellos presenten buenos índices de bondad de ajuste es un punto a favor de las relaciones conceptuales que sostienen al modelo, sin embargo, pueden existir explicaciones alternativas consistentes con el modelo.¹³ Por ejemplo, se podría argumentar que la desigualdad en municipios cuya población tiene ingresos reducidos y altos grados de desigualdad implican contingentes amplios de población que por falta de recursos no está bien alimentada, con niveles bajos de defensa, y que la relación observada registra más bien los efectos de la asociación entre ingreso y contagio.

En términos estrictos los resultados que derivan de los modelos son válidos únicamente para los municipios del país, extenderlos a las personas incurriría en un error lógico ampliamente estudiado y analizado por G. King, O. Rosen y M. Tanner (2004: 1 a 12).

Por otra parte, este estudio siguió la estrategia de “congelar” un proceso que es esencialmente dinámico y lo analizó en un punto del tiempo. En consecuencia, los modelos dan cuenta de la estructura de relaciones entre los contagios y las covariables el 17 de mayo de 2020. Como la pandemia aún continúa desarrollándose en México no se puede saber si las relaciones entre las variables que se observaron serán las mismas o por lo menos similares una vez finalizado este ciclo de contagios. La continuación natural de este estudio sería abordar el objeto de estudio usando métodos estadísticos que combinan el análisis espacial y temporal.

Los resultados de los modelos espaciales son ambiguos respecto al papel de la pobreza y de la vulnerabilidad. El modelo CAR lleva a concluir que ambas covariables no intervienen en la explicación estadística de los contagios, sin embargo, el modelo RGP entrega un resultado distinto pues lleva a concluir que el coeficiente asociado a la pobreza es pequeño, aunque significativo (Wasserman, Schrim y Lazar, 2019), pero difiere respecto a la otra variable explicativa pues el número de contagios aumenta en alrededor del 20% por cada unidad de cambio en la vulnerabilidad.

En fin, las diferenciales en el número de personas contagiadas por Covid-19 en los municipios dependen de las variables que aluden a los procesos internos de contagio como son, su densidad de población que es un indicador de las interacciones en la vida cotidiana; la estructura de la ocupación de su fuerza de trabajo medida por la importancia relativa de la población rural que reside en el municipio (o de su complemento que es la población ocupada en los sectores secundario y terciario), de la desigualdad en la distribución del ingreso considerada como un indicador de heterogeneidad social del municipio, de un efecto no lineal de la pobreza y de las características (conjunto de las variables) de los municipios circunvecinos. Los resultados muestran que el papel de

12 En la sección en que se describen las variables se hicieron explícitas los argumentos que llevaron a emplear esas variables y no otras.

13 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: 15 a 28)

la pobreza o no es estadísticamente significativo o si lo es resulta ser pequeño. Este estudio arrojó resultados ambiguos respecto al rol que juega la vulnerabilidad municipal como factor explicativo del volumen de contagios en los municipios.

Bibliografía

- 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.
- Congdon, Peter. *Applied bayesian modelling*. Vol. 595. John Wiley & Sons, 2014.
- Cortés, F. (2020). "Relaciones sociales en tiempos del coronavirus" en Rolando Cordera y Enrique Provencio (coord.) *Cambiar el rumbo: El desarrollo tras la pandemia*. UNAM, México.
- Fotheringham, A. S., Brunsdon, C., & Charlton, M. (2000). *Quantitative geography: perspectives on spatial data analysis*. Sage.
- Fotheringham, A. S., Brunsdon, C., & Charlton, M. (2003). *Geographically weighted regression: the analysis of spatially varying relationships*. John Wiley & Sons.
- King, G. O. Rosen & M Tanner (2004) "Information in ecological inference" en King, G. O. Rosen & M Tanner (eds), *Ecological Inference: New Methodological Strategies*, Cambridge University Press.
- Nájera, H. (2020a), Covid-19-México, <https://hectornajera83.github.io/Covid-19Mexico>.
- Nájera, H. "Desigualdades institucionales de salud en México frente al Covid-19", en Rolando Cordera y Enrique Provencio (coord.) *Cambiar el rumbo: El desarrollo tras la pandemia*. UNAM, México.
- Seguro, H., Cárdenas, G., & Burgos, R. (2016). *Nutrientes e inmunidad*. *Nutrición Clínica en Medicina*, 10, 1-19.
- Stinchcombe, A. (1987), *Constructing Social Theories*, The University of Chicago, USA.
- Suárez Lastra M, C. Valdés, M. Galindo, L. Salvador, N. Ruiz, I. Alcántara-Ayala, M. López, A. Rosales, W. Lee, H. Benítez, M. Juárez, O. Bringas, O. Oropeza, A. Peralta, R. Garnica-Peña (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.
- Theil H. (1971), *Principles of Econometrics*, John Wiley, New York.
- Wasserstein, R.L., Schirm, A.L., & Lazar, N.A. (2019). Moving to a world beyond "p < 0.05". *The American Statistician*, 73(sup 1), 1-19. doi: 10.1080/00031305.2019.1583913