

Patrones de distribución espacial de migración y pobreza en municipios de México: un análisis espacial Bayesiano

Patterns of Spatial Distribution of Migration and Poverty in Mexican Municipalities: A Bayesian Spatial Analysis

Gerardo Núñez Medina¹

RESUMEN

Se utilizaron dos modelos gaussianos latentes para medir los efectos de la pobreza sobre la distribución espacial de las tasas de migración municipal durante el período 2015-2020. Para ello, se estimó el saldo migratorio neto a partir de la diferencia entre el número de inmigrantes y emigrantes en áreas geográficas pequeñas, con el objetivo de comprobar la hipótesis de que las personas en situación de pobreza permanecen inmóviles. El saldo migratorio en municipios pobres es significativamente menor al observado en municipios no pobres. Los resultados muestran que un aumento de un punto porcentual en la pobreza municipal incrementaría 1.3 puntos la tasa de migración municipal, sugiriendo que municipios de zonas metropolitanas como la Ciudad de México, Monterrey o Guadalajara, cuyo acceso al empleo y/o a la vivienda es mayor, tienen tasas de inmigración más altas que el promedio nacional.

Palabras clave: 1. aproximación anidada integrada de Laplace, 2. migración neta, 3. índice de Moran, 4. México, 5. desigualdad.

ABSTRACT

Two latent Gaussian models were used to measure the effects of poverty on the spatial distribution of municipal migration rates during the period 2015-2020. To this end, the net migration balance was estimated from the difference between the observed number of immigrants and emigrants in small geographic areas, with the purpose of testing the hypothesis that people in poverty remain immobile. The migration balance observed in poor municipalities is significantly lower than that observed in non-poor municipalities. The results showed that a one percentage point increase in municipal poverty would increase the municipal migration rate by 1.3 points. This suggests that municipalities metropolitan areas such as Mexico City, Monterrey, and Guadalajara, whose access to employment and/or housing is greater, have higher immigration rates than the national average.

Keywords: 1. integrated nested Laplace approximations, 2. net migration, 3. Moran index, 4. Mexico, 5. inequality.

Fecha de recepción: 05 de julio, 2023

Fecha de aceptación: 06 de diciembre, 2023

Fecha de publicación: 30 de septiembre, 2024

Publicación web de la traducción (español): 30 de septiembre, 2024

¹ El Colegio de la Frontera Norte, México, gnunez@colef.mx, <https://orcid.org/0000-0001-8038-091X>



INTRODUCCIÓN

Los primeros estudios que analizan la relación entre migración y pobreza hallaron que la primera es un elemento frecuentemente utilizado en el diseño de estrategias para la reducción de los índices de pobreza, dado que es una especie de vaso comunicante que permite equilibrar las disparidades económicas observadas entre los lugares de origen (pobres) y los de destino (ricos) (Ravenstein, 1889). En razón de esto, se espera que los municipios con altos porcentajes de pobreza sean los espacios expulsores de población (especialmente de población pobre) hacia municipios con altos niveles de vida, lo que significaría que estos últimos se convertirían en centros de atracción para la población. Por lo tanto, es posible identificar cuando menos dos tipos de agrupaciones espaciales de municipios o clústeres: 1) regiones de expulsión, que comprenden municipios con altas tasas de pobreza y emigración, y 2) zonas de atracción, que contienen municipios con poca pobreza y altas tasas de inmigración.

Según una de las hipótesis más comunes, la migración se utiliza como estrategia para escapar de la pobreza en la que vive la población migrante en su lugar de origen. No obstante, esta hipótesis ha sido refutada con argumentos que muestran que la migración tiene un alto costo económico, social y humano que no puede ser cubierto por poblaciones que viven en condiciones de pobreza, o bien, que estas poblaciones simplemente no migran, y cuando lo hacen solo se desplazan en distancias cortas (Fitchen, 1995). Estos argumentos sugieren que las poblaciones que viven en la pobreza no pueden modificar sus condiciones de vida a través de la migración. Sin embargo, dado que la migración es un fenómeno fundamentalmente espacial, las características del entorno geográfico son esenciales para explicar tanto las condiciones de pobreza prevalecientes en un espacio geográfico determinado como la dinámica de los movimientos migratorios en términos de su dirección, magnitud, distancia y temporalidad, así como como los determinantes económicos, sociodemográficos y culturales asociados a las poblaciones que deciden migrar o no (Delaunay, 2007).

Son varias las teorías que intentan explicar la relación entre migración y pobreza, principalmente desde perspectivas demográficas y económicas. En términos generales, las teorías migratorias buscan puntualizar el significado, la magnitud y la temporalidad de los flujos migratorios mediante el análisis de decisiones individuales fundamentadas en relaciones costo-beneficio, sistemas migratorios, teorías de redes y teorías de causalidad acumulativa. Sin embargo, estas teorías no toman en cuenta a la migración como un fenómeno espacial y por lo tanto omiten el uso y el análisis de atributos asociados con la ubicación geográfica de los migrantes en sus lugares de origen, tránsito y destino (Fawcett, 1989). La combinación de teorías demográficas y económicas, de técnicas estadísticas y sistemas de información geográfica (SIG) proporciona, por tanto, un nuevo paradigma para el estudio y análisis de patrones migratorios, capaz de incorporar las características y atributos de los migrantes en términos de las variaciones provocadas por los cambios en su ubicación geográfica. En otras palabras, el uso de sistemas de información geográfica permite identificar conglomerados espaciales generados por la

acumulación histórica de flujos migratorios, debido a la existencia de condiciones que pueden asociarse con un conjunto clave de determinantes socioeconómicos (Cushing, 1999).

La relación migración-pobreza está mediada por el empleo, particularmente por el nivel de ingreso asociado a este, mientras que la combinación de ambos (ingreso y empleo) está en función de las habilidades adquiridas durante la etapa de formación de los individuos. Estos factores se utilizan como predictores del proceso migratorio. En este sentido, la teoría de la formación de capital humano reconoce que las oportunidades laborales y el acceso a beneficios asociados, como los servicios de salud y la vivienda de calidad, difieren significativamente entre grupos sociales y espacios geográficos (Canales, 2017). De ahí que la decisión individual de migrar se basa tanto en las habilidades adquiridas como en el retorno económico esperado. Los individuos mejor cualificados y con más alto nivel educativo crearán un flujo migratorio selectivo bajo el supuesto de que esperan obtener mayores beneficios en relación a los costos asociados con la migración (Stevens, 1999).

El objetivo de este artículo es analizar la distribución espacial de los saldos migratorios netos municipales en México durante el período 2015-2020, tomando en cuenta el efecto del porcentaje de población en pobreza municipal observado en 2015, lo que sugiere que la migración depende de los índices de pobreza registrados en el pasado reciente (Herrera Carassou, 2006). La finalidad es demostrar que la creación de conglomerados espaciales de municipios que constituyen regiones de expulsión o atracción de población surge como resultado de un proceso migratorio que responde a los índices de pobreza reportados en los cinco años previos en municipios mexicanos. Esto se logra mediante el uso de metodologías estadísticas, particularmente el análisis exploratorio de datos espaciales y modelos espaciales bayesianos.

TEORÍAS DE LA MIGRACIÓN Y LA POBREZA

Desde una perspectiva neoclásica, la racionalidad económica es un elemento esencial para comprender la relación entre la migración y la pobreza, en la que la unidad de análisis, “el sujeto”, busca maximizar la utilidad derivada de la decisión de migrar o no (Fitchen, 1995). Por lo tanto, la racionalidad económica de la migración se basa en gran medida en un análisis de costos y beneficios que gira en torno a las diferencias en los ingresos laborales observadas entre los lugares de origen y de destino, así como los elementos que podrían afectar los costos y beneficios asociados.

Si bien el ingreso no es el único factor a considerar en el complejo entramado de elementos que intervienen en la decisión de migrar, los fundamentos teóricos al respecto sugieren que existe una racionalidad que lleva a las personas a maximizar sus beneficios a partir de un modelo de toma de decisiones en el que el individuo espera alcanzar el máximo de beneficios al menor coste posible (*homo oeconomicus*) (Molina Sánchez y Oyarsun de la Iglesia, 2008; Durand, 2004). En particular, ciertos elementos asociados a la toma de decisiones migratorias se basan en la consideración de que las diferencias en los ingresos laborales esperados reflejan las calificaciones y el nivel educativo del migrante, el conocimiento de los requisitos para ingresar a segmentos específicos

del mercado laboral en los lugares potenciales de destino, así como información sobre los costos y riesgos asociados a la migración (Massey *et al.*, 1994).

La población que vive en pobreza en México es identificada y medida por el Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (Coneval), el cual utiliza una metodología para cuantificar la pobreza multidimensional con base en dos enfoques, 1) el bienestar económico, y 2) los derechos sociales, de acuerdo con la siguiente definición:

Una persona se encuentra en situación de pobreza multidimensional cuando no tiene garantizado el ejercicio de alguno de sus derechos para el desarrollo social, y si sus ingresos son insuficientes para adquirir los bienes y servicios que requiere para satisfacer sus necesidades (Coneval, 2019, p. 33).

Las personas en pobreza multidimensional son aquellas que viven por debajo de la línea de pobreza y al mismo tiempo tienen uno o más tipos de carencia social. La línea de pobreza define el ingreso mínimo requerido para adquirir la canasta de bienes y servicios alimentarios y no alimentarios, mientras que la privación social incluye el rezago educativo, la falta de acceso a servicios de salud, a seguridad social, a vivienda de calidad y/o espacios adecuados en esta, a servicios básicos en el hogar y al acceso a alimentos (Clark, 1986). En México, una vez determinado el nivel de ingresos y el grado de carencia social, se puede clasificar a las personas de la siguiente manera: 1) población pobre; 2) población en situación de pobreza multidimensional, cuando sus ingresos están por debajo de la línea de bienestar económico y padecen al menos un tipo de carencia social; 3) población vulnerable, cuando experimentan uno o más tipos de carencia social, pero sus ingresos están por encima de la línea de bienestar económico; 4) población vulnerable por ingresos, cuando no experimentan carencia social aunque sus ingresos estén por debajo de la línea de bienestar económico, y 5) población no pobre y no vulnerable, cuando sus ingresos están por encima de la línea de bienestar económico y no experimentan carencia social (Coneval, 2019).

Si bien la decisión de migrar se toma de manera individual, esta suele tener repercusiones a nivel familiar, social, nacional e internacional, ya que modifica las concentraciones poblacionales y las condiciones económicas en los lugares de origen y de destino de la migración (Herrera Carassou, 2006). En este sentido, la teoría neoclásica analiza la migración como resultado de las diferencias entre la oferta y la demanda laboral. Por tanto, la pobreza puede explicarse como un fenómeno temporal resultante de las diferencias salariales entre áreas geográficas. La diferencia se debe a la mala colocación de la mano de obra (Cadwallader, 1992; Cushing, 1999), lo que eventualmente debería corregirse mediante el surgimiento natural de los flujos migratorios. La teoría neoclásica afirma que los mercados laborales son homogéneos, esto es, que las personas pobres tienden a trasladarse a destinos con salarios más altos, por lo que la pobreza tenderá a disminuir en sus lugares de origen, debido a la escasez de mano de obra provocada por la emigración, lo que eventualmente tenderá a aumentar los salarios (Stevens, 1999).

En relación con la toma de decisiones a nivel individual, la teoría microeconómica establece que los individuos deciden migrar basándose en un análisis costo-beneficio, evaluando racionalmente las opciones de destino y seleccionando aquella que maximice sus ingresos esperados, según su nivel

educativo, capacitación y experiencia laboral, y sopesando los costos y riesgos asociados con la reubicación, la inserción laboral y la adaptación (Basok *et al.*, 2015). Por lo tanto, la migración se considera una estrategia individual diseñada para mejorar el nivel de vida. En este sentido, la nueva economía de la migración considera al hogar como la unidad básica de toma de decisiones, de ahí que la racionalidad económica subyacente busque maximizar los beneficios para la unidad familiar, no solo para el individuo. La nueva economía de la migración considera al hogar como el espacio básico de reproducción social y biológica, operando a un segundo nivel de racionalidad económica (Canales, 2017).

Por lo tanto, la estrategia asociada a la asignación de recursos se basaría en un principio de minimización de riesgos, más que de maximización de beneficios (Arango, 2003). Por lo tanto, la nueva teoría económica de la migración crea una estrategia para la diversificación de las fuentes de ingresos del hogar basada en cuántos miembros del hogar tienen la capacidad de migrar, donde la decisión sobre cuáles y cuántos miembros del hogar deben migrar la toma la unidad familiar. La decisión está diseñada para minimizar el riesgo de que la unidad familiar carezca de ingresos, especialmente en momentos críticos del ciclo de vida familiar o durante crisis económicas extremas, lo que significa que las diferencias salariales entre los lugares de origen y de destino ya no son un factor relevante para la decisión de migrar (Foulkes y Newbold, 2008). Así, los hogares buscarán enviar trabajadores no con el objetivo de maximizar sus ingresos, sino con el de minimizar el riesgo de que el hogar caiga en la pobreza o en la pobreza extrema (Fitchen, 1995).

La nueva teoría económica de la migración evalúa tanto las diferencias salariales existentes entre el origen y los posibles destinos migratorios como el número y confiabilidad de todas las fuentes de ingresos del hogar disponibles en los lugares de origen y destino, para así determinar el número de miembros del hogar que deberían migrar (Canales, 2017). Dicha decisión depende entonces principalmente de la posición económica relativa del hogar en su comunidad de origen, así como de su distribución de ingresos, lo que significa que la confiabilidad de su fuente de ingresos es más importante que la cantidad (Basok *et al.*, 2015). Esto debido a que una fuente confiable de ingresos minimizará los niveles de carencia relativa, reduciéndose así el riesgo de que el hogar caiga en la pobreza (Canales, 2017).

Al nivel meso de la toma de decisiones, una vez que el proceso migratorio se ha consolidado en el tiempo y el espacio, la decisión de migrar trasciende tanto a los individuos como a los hogares, dando lugar a la institucionalización del proceso migratorio, en la que un conjunto de organizaciones no gubernamentales, oficinas jurídicas y agencias de migración fomentan y perpetúan los procesos migratorios, desvinculando así a la migración de sus determinantes originales (Massey *et al.*, 2008). La institucionalización presupone un proceso burocrático más lento y costoso. Además, implica el libre acceso de los individuos (hogares) a las instituciones responsables de realizar los trámites migratorios. Sin embargo, el acceso a las instituciones está sujeto a una serie de costos y requisitos que no siempre pueden ser cubiertos por los individuos (hogares) que viven en situación de pobreza (Bloomquist *et al.*, 1993), lo que puede llevar a la selección y estratificación de los migrantes (Massey *et al.*, 1994).

De acuerdo con la teoría de la causalidad acumulativa, la migración puede verse como un proceso causal-acumulativo que incrementa los ingresos de los migrantes en el lugar de destino y los de sus familias en el lugar de origen. Esto provoca un efecto de demostración que ejemplifica la perpetuación de la migración como un proceso de acumulación causal que eventualmente crea y consolida una cultura migratoria (Herrera Carassou, 2006). Dicho de otro modo, la migración no solo afecta a los migrantes y a sus familias, sino también a quienes se quedan atrás. Por un lado, la migración reduce las presiones existentes en los mercados laborales del lugar de origen y, por el otro, las remesas mejoran los ingresos y la calidad de vida de las comunidades de origen (Clark, 1986). Por ello, la migración es una estrategia de reducción de la pobreza diseñada para permitir y/o facilitar el movimiento de personas, capitales y bienes entre los lugares de origen y destino (Fawcett, 1989).

La teoría del mercado laboral dual asume a la migración como resultado del desarrollo de mercados laborales segmentados especialmente atractivos para los trabajadores inmigrantes de países subdesarrollados, principalmente debido a las diferencias salariales existentes (Bloomquist *et al.*, 1993). La dualidad de los mercados laborales causada por la divergencia entre las necesidades de mano de obra y de capital ha llevado a que los sectores intensivos en capital utilicen la fuerza laboral básica, mientras que los sectores intensivos en mano de obra utilizan el componente laboral estacional, creando así un dualismo en la fuerza laboral. Los empleos asociados al sector intensivo en capital (primario) generalmente son ocupados por trabajadores cualificados, quienes constituyen capital humano con empleos estables, prestaciones y altos niveles salariales (Fergany, 1990).

Por el contrario, los trabajadores del sector intensivo en mano de obra (secundario) ocupan empleos inestables, para personal no cualificado, sin prestaciones y con salarios bajos (Fitchen, 1995). Los empleos del sector secundario no son atractivos para los trabajadores locales, dado que el salario confiere estatus y prestigio, lo cual significa que la mano de obra migrante a menudo se utiliza para cubrir el déficit de demanda. La migración es causada por los factores de atracción de los países receptores derivados de la demanda crónica de mano de obra. En este sentido, la migración permite mejorar y/o superar la pobreza de las familias de los inmigrantes en su lugar de origen, mientras que estos generalmente continúan viviendo en condiciones de pobreza en el lugar de destino (Beale, 2004; Lichter y Johnson, 2007).

El análisis a nivel macro considera la migración como un fenómeno agregado. Según la teoría de la expulsión-atracción, la migración es un fenómeno creado por el desequilibrio entre la oferta y la demanda laboral causado por las diferencias en los niveles de desarrollo entre los lugares de origen y de destino de la migración (Arango, 2000). Este desequilibrio genera importantes diferencias salariales y, por tanto, favorecen el surgimiento de flujos migratorios, particularmente aquellos diseñados para atraer trabajadores altamente cualificados que forman parte del capital humano de los países subdesarrollados. En la mayoría de los casos, estos países no tienen la capacidad de retener a estos trabajadores, principalmente debido a la brecha salarial existente (Bloomquist *et al.*, 1993).

Es importante señalar que la pérdida de capital humano lleva a los países subdesarrollados a limitar aún más sus posibilidades de desarrollo, perpetuando así el ciclo migración-pobreza. La

teoría de la expulsión-atracción señala que los niveles de subdesarrollo y pobreza de los lugares de origen de las migraciones representan el determinante fundamental para explicar el surgimiento y la permanencia de los flujos migratorios cuyo destino son los mercados laborales de los países desarrollados (Basok *et al.*, 2015).

La teoría del capital humano, que surgió como una extensión de la teoría económica neoclásica, afirma que la decisión de migrar se toma a nivel individual en función del grado de calificación, educación y capacitación, pues se espera que los retornos económicos sean decididamente mayores que los de personas sin ningún grado de cualificación, ya que la migración tiende a ser selectiva (Molina Sánchez y Oyarsun de la Iglesia, 2008). Así, la teoría del capital humano explica parcialmente las concentraciones espaciales de pobreza observadas en ciertas regiones en términos de los patrones migratorios observados (Delaunay, 2007).

La magnitud de los flujos migratorios puede explicarse por el surgimiento, desarrollo y expansión de redes migratorias establecidas entre los lugares de origen y destino. El concepto de red migratoria se basa en desarrollos derivados de la teoría de redes que explica la existencia de relaciones entre nodos, en este caso de migrantes. En general, las redes están constituidas por vínculos entre familiares, amigos y vecinos (Foulkes y Newbold, 2008). El concepto de red explica la capacidad de los migrantes para acceder a diferentes mercados laborales, especialmente en los lugares de destino. Sin embargo, la pertenencia a una red en particular suele estar determinada por el nivel socioeconómico de los individuos, de modo que los que viven en la pobreza tienen generalmente menos probabilidades de pertenecer a redes y, por tanto, de tener acceso a los beneficios de estas (Bloomquist *et al.*, 1993). El concepto de red permite integrar, analizar y explorar relaciones a diferentes niveles (micro, meso y macro), mientras que el análisis de pertenencia a una o más redes contribuye a conceptos como el de capital social (Fawcett, 1989).

De acuerdo con otro paradigma, la teoría del sistema-mundo supone la existencia de un sistema global de relaciones centro-periferia, donde el principal determinante de los flujos migratorios desde la periferia hacia los grandes centros industrializados es la disparidad de ingresos. La periferia es la fuente de materias primas y recursos naturales que sirven para cubrir las necesidades básicas de los centros industriales que concentran grandes cantidades de capital y tecnología (Stevens, 1999). La teoría del sistema-mundo sostiene que es la presencia sostenida de flujos migratorios la que termina formando un complejo sistema de relaciones que engloba, además del flujo de personas, el tráfico de capitales, bienes y servicios (Fergany, 1990), bajo la premisa de que a largo plazo todos los flujos migratorios tienden a normalizarse (Arango, 2003).

Se reconoce así la existencia de dos flujos: uno legal, que comprende el libre (o casi libre) intercambio de bienes, servicios y capitales, y otro mayoritariamente ilegal, relacionado con el flujo de personas, sujeto a un gran número de regulaciones y restricciones. Mientras que en la teoría centro-periferia los bienes y el capital pueden fluir en cualquier dirección, los flujos migratorios van de la periferia al centro. En la teoría del sistema-mundo, un sistema migratorio comprende una región de recepción formada por uno o más países y una región de expulsión, estando ambas regiones unidas por flujos migratorios a largo plazo (Fawcett, 1989). En ambos

casos, los flujos migratorios van de la periferia (pobreza) hacia el centro (riqueza), desde las zonas rurales a las urbanas, y desde las regiones subdesarrolladas a las desarrolladas (Durand, 2004).

La discriminación, segmentación, especialización y proteccionismo a la que están sujetos la mayoría de los mercados laborales reducen, por tanto, los posibles destinos de los migrantes, especialmente los de aquellos en condiciones de pobreza, obligándolos a adoptar patrones migratorios diferenciados (Beale, 2004; Lichter y Johnson, 2007) que responden a determinantes como la distancia y la demanda de empleos no cualificados (Lichter y Johnson, 2007). El enfoque de oportunidad diferencial propuesto por Nord (1998), que surge de variaciones de las teorías neoclásicas y del capital humano, sugiere que los pobres se trasladan principalmente a regiones pobres donde predomina la demanda de empleos no cualificados y de bajos salarios. En otras palabras, los pobres no migran a regiones donde hay mejores oportunidades laborales, como predice la teoría neoclásica sino que migran a lugares pobres donde encuentran trabajos mal remunerados o, por el contrario, tienden a permanecer inmóviles como afirma la teoría del capital humano (Nord *et al.*, 1995).

El enfoque de oportunidades diferenciales establece que las oportunidades laborales para los pobres difieren geográficamente de las de los no pobres, de manera que los hogares pobres siguen reglas diferentes en sus migraciones (Arango, 2003). Mientras que la población no pobre migra impulsada por factores de atracción existentes en los lugares de destino, los movimientos que realizan los pobres están, en muchos casos, determinados por factores de expulsión, de modo que los posibles destinos se seleccionan en función de las posibilidades de una rápida inserción en el mercado laboral. El impulso para migrar no es mejorar los niveles de ingresos sino asegurar los niveles mínimos de subsistencia en el destino (Clark, 1986).

En línea con los argumentos presentados por las teorías migratorias, los patrones desagregados de migración de pobres y no pobres modifican las concentraciones de pobreza en regiones específicas, ya sea en el sentido de que los pobres migran a regiones desarrolladas (Sobrinho, 2014), en cuyo caso se produciría una reducción del número de personas en situación de pobreza en las regiones de expulsión, o en el sentido inverso; la evidencia mostraría entonces un aumento en el porcentaje de población en situación de pobreza en los lugares de origen de la migración, es decir, en regiones donde tradicionalmente se concentran altos porcentajes de población en situación de pobreza (Romo *et al.*, 2021). Esto implicaría que el modelo de migración de oportunidades diferenciales refutaría la hipótesis de que la población que vive en la pobreza migra a lugares donde puede encontrar mejores condiciones de vida (Berube y Kneebone, 2006).

LA POBLACIÓN ESTUDIADA Y LAS FUENTES DE INFORMACIÓN

La población aquí estudiada comprende el número total de personas residentes en los municipios de México, clasificadas por su situación migratoria y de pobreza. Los datos necesarios para estimar los saldos migratorios netos, así como las tasas de migración municipal, se obtuvieron de la Encuesta Intercensal 2015 y del Censo General de Población y Vivienda 2020, ambos realizados por el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (Inegi, 2015, 2020). Es importante señalar que

las tasas de migración municipal durante el período 2015-2020 se estimaron directamente (con correcciones mínimas) a partir del cociente del saldo migratorio neto municipal (diferencia entre inmigrantes y emigrantes) y la población a la mitad del período (31 de junio de 2017). Por el contrario, los datos referentes a la población total y al porcentaje de la población que vive en condiciones de pobreza municipal estimados al 2015, fueron recopilados directamente de las estimaciones realizadas por el Coneval de México, de acuerdo con la definición dada en la sección previa. En ambos casos, la información se asignó al municipio correspondiente en función de su clave geográfica.

Los saldos migratorios municipales se midieron a través de la pregunta sobre el municipio de residencia cinco años antes de la fecha del censo de 2020, incluida en los censos mexicanos desde 1970. Esta pregunta permitió estimar el número de personas que emigraron a un determinado municipio entre el 15 de marzo de 2015 y el 15 de marzo de 2020 (fechas del censo). Por el contrario, el número de personas que emigraron de un determinado municipio se estimó como la diferencia entre la población inicial y la población final, más los nacimientos, menos las defunciones, más los inmigrantes, todos registrados entre las dos fechas censales. El cálculo de los saldos migratorios entre municipios permite identificar los lugares de origen y de destino de la migración. Una vez estimados los saldos migratorios netos municipales, así como la diferencia entre inmigrantes y emigrantes, se estimó la tasa migratoria, el cociente del saldo migratorio neto municipal y la población municipal total interpolada al 13 de septiembre del 2017 (población en el punto medio del período intercensal).

ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS ESPACIALES

El análisis exploratorio de datos espaciales combina varias técnicas de análisis estadístico con herramientas del sistemas de información geográfica para identificar la asociación entre variables. En otras palabras, busca identificar patrones de distribución espacial de variables, valores atípicos y patrones de agrupamiento espacial. En general, el análisis exploratorio es útil para establecer hipótesis sobre el comportamiento espacial de los datos observados (Chasco, 2003).

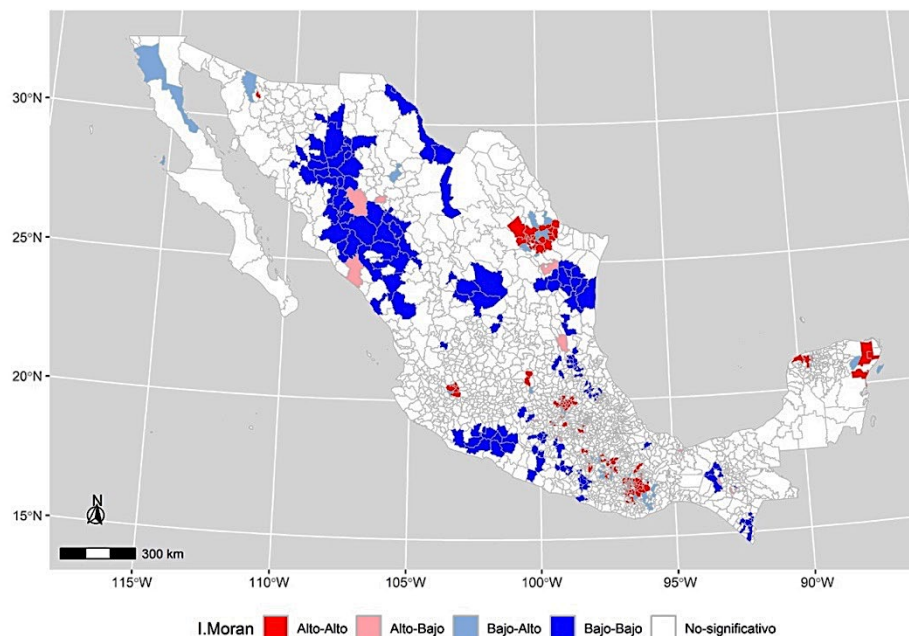
Una de las estadísticas más utilizadas para la detección de relaciones espaciales es el índice global de Moran, que cuantifica los niveles de autocorrelación espacial entre variables (Anselin, 1988). Se entiende por dependencia espacial o autocorrelación a la relación funcional que existe entre los niveles observados de una variable en un punto dado del espacio y los niveles observados de la misma variable en puntos vecinos. El índice global de Moran tiene por tanto la capacidad de estimar el nivel de autocorrelación espacial existente entre una variable y el espacio global o entre dos variables y el espacio global (Getis y Ord, 1992).

Otra forma de medir la autocorrelación espacial es a través de los indicadores locales de asociación espacial (Local Indicators of Spatial Association [LISA]) que desglosan el índice global de Moran para identificar patrones de asociación espacial local capaces de medir el efecto de ubicaciones individuales sobre la variable, lo que obviamente aumenta la capacidad de identificar clústeres espaciales (Anselin, 1995). En particular, los indicadores LISA permiten identificar la

presencia de clústeres calientes, también conocidos como puntos calientes, así como la existencia de observaciones espaciales aberrantes o atípicas. Los indicadores LISA toman valores entre -1 y +1. Un valor positivo alto del índice implica que la variable estudiada tiene valores altos o bajos similares a los de sus vecinas, en razón de lo que configura una aglomeración espacial. Un valor negativo alto del índice de Moran local implica que la variable tiene un valor espacial atípico en esa ubicación, lo que significa que su valor es obviamente diferente al de sus vecinas.

Como resultado, el mapa local de Moran identifica cinco tipos de clústeres espaciales (Anselin, 1995): 1) bajo-bajo: unidades espaciales con valores por debajo del promedio, rodeadas por unidades con valores por debajo del promedio de la variable; 2) bajo-alto: unidades espaciales con valores por debajo del promedio, rodeadas por unidades con valores por encima del promedio de la variable de interés; 3) alto-bajo: unidades espaciales con valores superiores al promedio, rodeadas por unidades con valores inferiores al promedio de la variable; 4) alto-alto: unidades espaciales con valores superiores al promedio, rodeadas por unidades con valores superiores al promedio de la variable de interés. Estas unidades forman los llamados clústeres calientes y, 5) unidades espaciales no significativas donde la variable de interés no alcanza niveles estadísticamente significativos de autocorrelación espacial (Getis y Ord, 1992). En el mapa 1 se muestra la distribución de cada unidad espacial y la forma en que se agrupan o dispersan de acuerdo al grado de similitud con sus vecinas (Berube y Kneebone, 2006).

Mapa 1. Indicadores LISA del saldo migratorio neto municipal, México 2015-2020



Fuente: Elaboración propia con base en estimaciones realizadas con el software R (R Core Team, 2016).

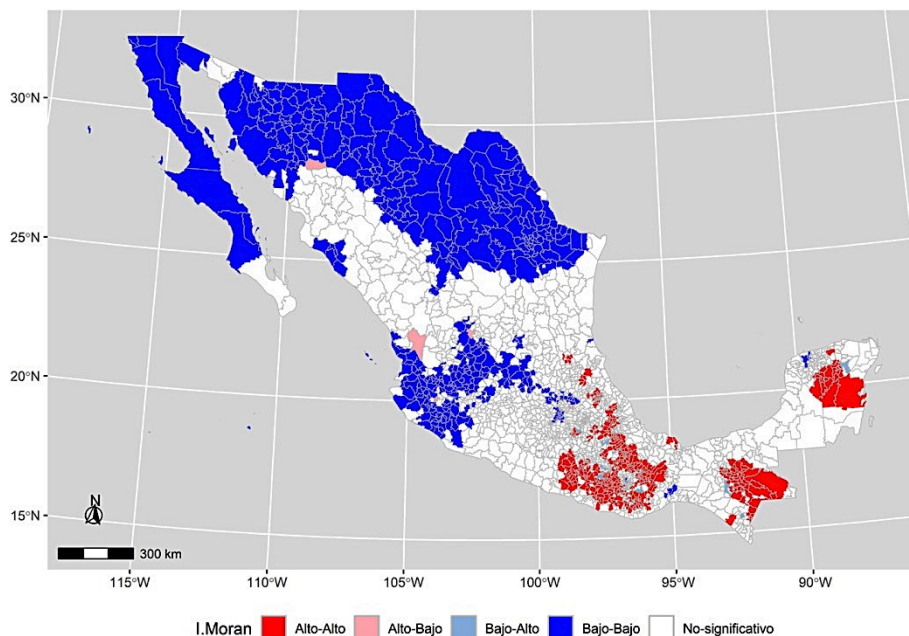
En los mapas 1 y 2 se presenta la distribución espacial de los indicadores LISA para el saldo migratorio neto de los municipios mexicanos durante el período 2015-2020 y la proporción de la

población que vivía en condiciones de pobreza municipal en 2015. En ambos mapas se muestra la presencia de clústeres municipales con niveles altos (y bajos) de migración y pobreza.

En el mapa 1 se muestran algunos clústeres calientes en color rojo. Se trata de clústeres formados por municipios con saldos migratorios netos positivos, rodeados de municipios cuyos saldos migratorios también son positivos y superiores a la media nacional. El clúster más importante, entre los estados de Tamaulipas y Nuevo León, comprende los municipios de Miguel Alemán, Mier, General Treviño, Doctor González, Agualeguas, Mina y García (mapa 1). También se pueden observar clústeres similares en los estados de Quintana Roo, Oaxaca, Puebla y Sonora. Así mismo, en el mapa se muestra una serie de clústeres bajo-alto y bajo-bajo que indican la presencia de áreas expulsoras de población, presentadas en tonos azul y azul claro, ubicadas principalmente en municipios de los estados del norte de México como Sonora, Chihuahua, Coahuila, Tamaulipas y San Luis Potosí, y un par de clústeres en el sur de México, ubicados en las costas de los estados de Guerrero y Chiapas.

En el mapa 2 se muestra el índice de Moran para la proporción de población que vive en pobreza municipal en México al 2015. Indica la presencia de tres grandes clústeres alto-alto; un primer clúster de alta concentración de pobreza ubicado alrededor de la selva Lacandona en el estado de Chiapas, el segundo ubicado en la península de Yucatán y el tercero en los estados de Oaxaca, Guerrero y Puebla, que se muestran en color rojo.

Mapa 2. Índice de Morán para la proporción de la población que vive en pobreza municipal, México 2015

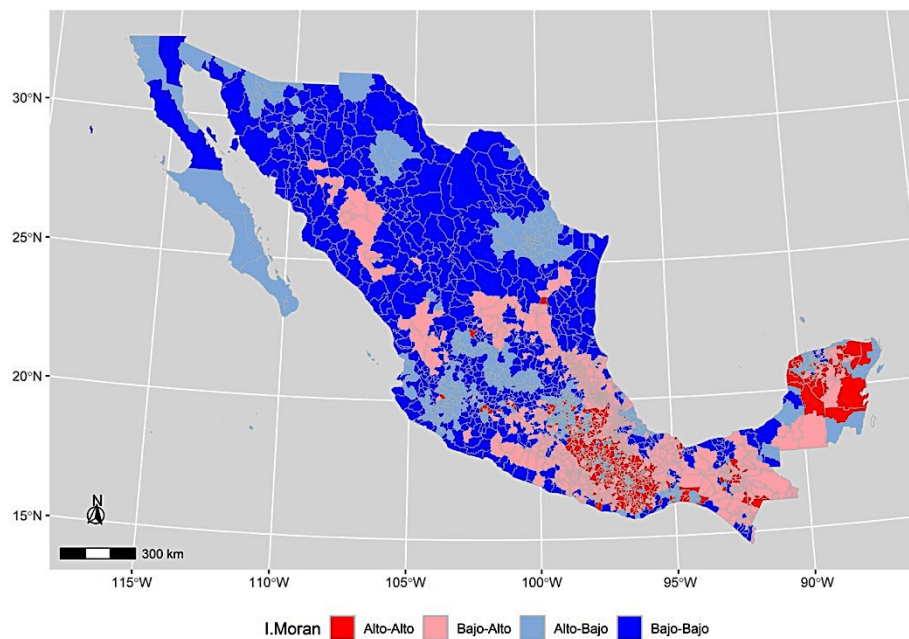


Fuente: Elaboración propia con base en estimaciones realizadas con el software R (R Core Team, 2016).

Es también posible observar una serie de clústeres de baja concentración de pobreza rodeados por municipios con altos niveles de pobreza (bajo-alto), ubicados principalmente en el norte de México en la península de Baja California y en los estados de Sonora, Chihuahua, Coahuila, Nuevo León y Tamaulipas, así como en el centro del país en los estados de Jalisco y Nayarit, como se muestra en color azul en el mapa 2.

En el mapa 3 se presentan los valores del índice de autocorrelación espacial bivariado de Moran, estimados para el saldo migratorio neto y el porcentaje de población en pobreza municipal. El mapa muestra un patrón que divide a México en dos regiones: en la región norte se observa un clúster frío de gran tamaño, presentado en tonos azul y azul claro, que comprende los municipios donde convergen bajos niveles de emigración con bajos porcentajes de población en situación de pobreza, exceptuando una serie de municipios ubicados en la zona de la Sierra Madre occidental, que muestra altos niveles de pobreza y emigración en color rosa.

Mapa 3. Índice de Moran bivariado del saldo migratorio neto durante el período 2015-2020 y de la población en pobreza municipal 2020, México



Fuente: Elaboración propia con base en estimaciones realizadas con el software R (R Core Team, 2016).

METODOLOGÍA

La formulación general de un modelo bayesiano jerárquico supone la existencia de diversos componentes ordenados por niveles, donde cada nivel se representa como un proceso estocástico capaz de transferir información entre estructuras. En otras palabras, los modelos jerárquicos buscan mejorar las conexiones entre los datos observados y los niveles del modelo para estimar una gran cantidad de parámetros desconocidos, lo cual es una estrategia útil para la especificación de modelos complejos (Gómez-Rubio, 2020). En este sentido, los modelos gaussianos latentes

constituyen un caso particular de modelos bayesianos jerárquicos. Los modelos gaussianos latentes se definen mediante una estructura de regresión aditiva en términos de un predictor η_i vinculado a la estructura mediante una función de enlace $g(\cdot)$, donde

$$\eta_i = E[g(y_i)]$$

En otras palabras, el predictor lineal modela el valor esperado de una función de la variable de respuesta y_i que sigue una distribución dada por una familia exponencial. La estructura general del predictor η_i se define de la siguiente manera (Schrödle y Held, 2011):

$$\eta_i = \beta_0 + \sum_{m=1}^M \beta_m x_{mi} + u_i + v_i \quad (1)$$

donde cada β_i representa el efecto lineal asociado a su correspondiente covariable x_i (Gómez-Rubio, 2020). El término u_i representa la parte espacialmente estructurada del modelo y el término v_i captura los efectos espaciales no estructurados (Moraga, 2019).

La tasa de migración neta para el municipio i se modela mediante una distribución gaussiana, por la cual se opta, para el caso de los municipios de México, utilizando la tasa de migración neta estandarizada, es decir, la tasa de migración con media cero y varianza uno. El parámetro μ_i representa la media y s^2 representa la varianza (Blangiardo y Cameletti, 2015). Así, dos modelos gaussianos latentes fueron definidos:

$$\eta_i = \beta_0 + u_i + v_i \quad (m0)$$

$$\eta_i = \beta_0 + \beta_1 x_1 + u_i + v_i \quad (m1)$$

el parámetro β_0 cuantifica la tasa de migración promedio de todos los municipios de México. El término u_i representa la parte estructurada espacial condicional autorregresiva (CAR) del modelo, cuya distribución es la siguiente:

$$u_i | u_{-i} \sim N \left(\bar{\Xi}_i + \sum_{j=1}^n d_{ij} (u_j - \mu_j), s_i^2 \right) \quad (2)$$

Donde $\bar{\Xi}_i$ representa la tasa de migración observada en el municipio i y s_i^2 la desviación estándar (Rue y Held, 2005), definida en términos del número de vecinas $s_i^2 = \sigma_u^2 / \#N_i$. En este sentido, d_{ij} pondera la proximidad espacial, mientras que σ_u controla la variación en los efectos aleatorios estructurados espacialmente (Moraga, 2019). El término v_i representa la parte espacial no estructurada del modelo, definida como $v_i \sim \text{Normal}(0, \sigma_v^2)$. Finalmente, para el caso del modelo m1, el término representa el porcentaje de población en condiciones de pobreza y β_1 es el parámetro asociado a la variable x_1 .

Los parámetros estimados por los modelos m0 y m1 se presentan a través de los vectores $\theta_1 = (\beta_0, u, v)$ y $\theta_2 = (\beta_0, \beta_1, u, v)$ mientras que los parámetros asociados a la estimación de

hiperparámetros es representada por el vector $\psi = \{\tau_u, \tau_v\}$ para ambos modelos, donde el parámetro $\tau = \frac{1}{\sigma^2}$ estima la inversa de la varianza asociada a cada efecto (Martino y Rue, 2010).

Los modelos m0 y m1 fueron implementados en lenguaje R (R Core Team, 2016) del paquete INLA (integrated nested Laplace approximation) (Rue *et al.*, 2009). El paquete INLA fue elegido como una alternativa a los métodos tradicionales de Markov Chain Monte Carlo (MCMC), como Gibbs y Metropolis-Hastings, para estimar los marginales posteriores de modelos gaussianos latentes, debido a que el INLA reduce significativamente el tiempo de estimación de los modelos (Rue y Held, 2005) en comparación con los MCMC. Mientras que el modelo de comparación base o modelo nulo m0 permite ajustar el comportamiento de las tasas de migración mediante un campo espacial, el modelo m1 incorpora, además del campo espacial, la covariable proporción de población que vive en pobreza municipal. La idea es evaluar la contribución de la covariable en el modelado espacial de la migración, utilizando un criterio estadístico para la selección del modelo que nos permita cuantificar tanto la calidad del ajuste de los datos como el grado de complejidad del modelo (parsimonia) (Akaike, 1998).

Criterios de selección del modelo

El criterio de información de desviación (Deviance Information Criterion [DIC]) desarrollado por Spiegelhalter *et al.* (2002) es una medida del ajuste general del modelo que surge como una generalización del criterio de información de Akaike (Akaike Information Criterion [AIC]). El criterio de información de desviación (DIC) se calcula en base a estimaciones posteriores de los parámetros del modelo. En términos generales, el DIC mide el error de predicción penalizando el ajuste del modelo en función de su complejidad, por lo que se considera la contraparte bayesiana del criterio de Akaike.

El criterio de información de desviación determina que la complejidad del modelo se define a partir del número efectivo de parámetros. Por tanto, cuanto mayor sea el número efectivo de parámetros, mejor se ajustará el modelo a los datos, lo que implica que la desviación debe ser penalizada. La forma genérica del DIC (Spiegelhalter *et al.*, 2002) se expresa de la siguiente manera:

$$DIC = 2 \overline{D(\theta)} - D(\bar{\theta})$$

donde

$$D(\theta) = -2 \log\{p(y | \theta)\} + 2 \log\{p(y)\} \quad (3)$$

denota la desviación bayesiana y el término $\overline{D(\theta)}$ representa la estimación posterior. La matriz de datos está representada por y en la ecuación 3, mientras que la varianza está condicionada al vector de parámetros θ (Spiegelhalter *et al.*, 2002). Finalmente, el criterio de selección indica que un valor más bajo de la estadística DIC indica un mejor ajuste, lo que significa que se debe elegir el modelo que logre el DIC más bajo de entre todos los modelos ajustados.

RESULTADOS

El cuadro 1 presenta el criterio DIC para la comparación y selección de modelos. La estadística indica que se debe seleccionar el modelo con el DIC más bajo. Así, el modelo m1 demostró ser una mejor opción para ajustar el comportamiento espacial de las tasas de migración municipal estandarizadas para México en el período 2015-2020, en relación con el modelo nulo m0, indicando que la proporción de personas en pobreza, representada a través de la variable x_1 (porcentaje de población en situación de pobreza), mejora la capacidad de ajuste del modelo m1. En este tipo de contexto, una diferencia DIC de tres a cinco puntos es considerada significativa y, por lo tanto, la distancia observada de 113 puntos DIC justifica estadísticamente la elección del modelo m1.

Cuadro 1. Estimación de efectos fijos y criterio de información DIC para los modelos m0 y m1

Modelo	β_0	β_1	DIC
m0	0.0		5 424.17
m1	0.838	-1.353	5 310.67

Fuente: Elaboración propia con base en estimaciones realizadas con R-INLA (Rue *et al.*, 2009).

En términos generales, el modelo m0 nos permite determinar la distribución del campo aleatorio espacial definido a partir del comportamiento de las tasas de migración municipales estandarizadas. El modelado del campo aleatorio espacial depende directamente de la función de covarianza y de las coordenadas espaciales. Queriendo esto decir que el modelo m0 no incorpora ninguna covariable que modifique la relación entre el comportamiento de la variable y su dispersión espacial. El modelado espacial realizado por el modelo m0 se puede observar directamente en el mapa 4B.

Por contraste, el modelo m1 nos permite evaluar el efecto de la proporción de la población que vive en pobreza municipal sobre la dispersión espacial de las tasas de migración estandarizadas en los municipios de México. Por lo tanto, la adición del efecto espacial estructurado en cada municipio permitió al modelo m1 reducir el DIC en 113 puntos, lo que explica la existencia de una fuerte autocorrelación espacial y proporciona un valor menor de DIC en comparación con el modelo nulo. Así, se seleccionó el modelo m1 como el modelo con mejor ajuste. Al mismo tiempo, las estimaciones arrojadas por los modelos m0 y m1 permitieron identificar patrones de asociación espacial como clústeres con altas o bajas tasas de migración asociados a la presencia, en las mismas regiones, de altos o bajos porcentajes de población viviendo en pobreza, como se puede observar en los mapas 4B y 4C.

El efecto fijo β_0 del modelo m0, presentado en el cuadro 1, indica que la tasa de migración promedio para la totalidad de los municipios de México en el período 2015-2020 fue de 0. En otras palabras, implica que la media del campo espacial es cero, coincidiendo con la estandarización de las tasas de migración. En términos reales, la tasa media estimada para los municipios de México

fue de -4.56 migrantes por cada mil habitantes, lo que implica que la estandarización desplazó la media -4.56 unidades. El valor estimado del parámetro β_0 para el caso del modelo m1 (presentado en los cuadros 1 y 2) indica, a diferencia del modelo anterior (m0), una clara sobreestimación de la tasa de migración estandarizada, dado que asigna una media de 0.83, lo que contrasta con la media estandarizada (Moraga, 2019).

Cuadro 2. Efectos fijos estimados, modelo m1

	Media	Desviación estándar	0.025 cuantil	0.5 cuantil	0.975 cuantil
β_0	0.838	0.085	0.670	0.838	1.005
β_1	-1.353	0.136	-1.619	-1.353	-1.087

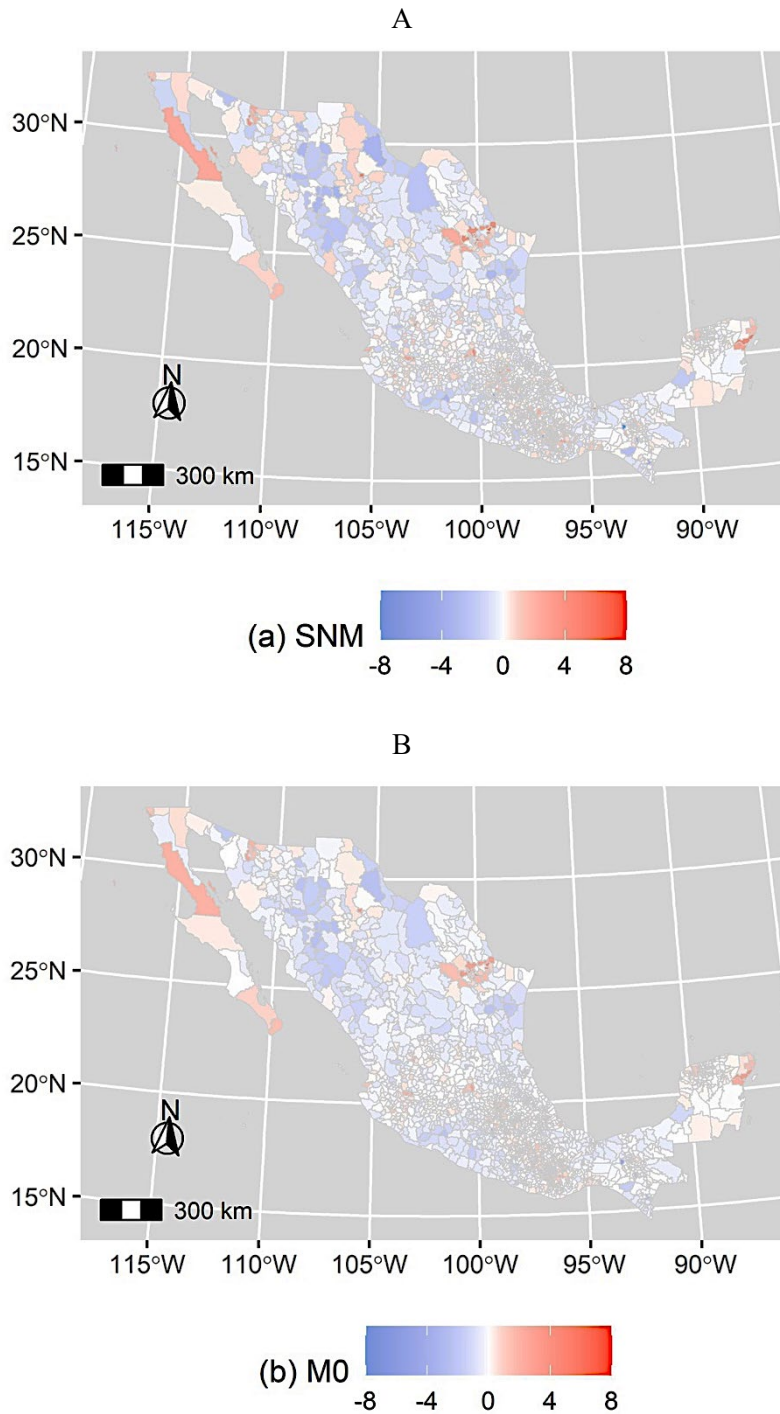
Fuente: Elaboración propia con base en estimaciones realizadas con R-INLA (Rue *et al.*, 2009).

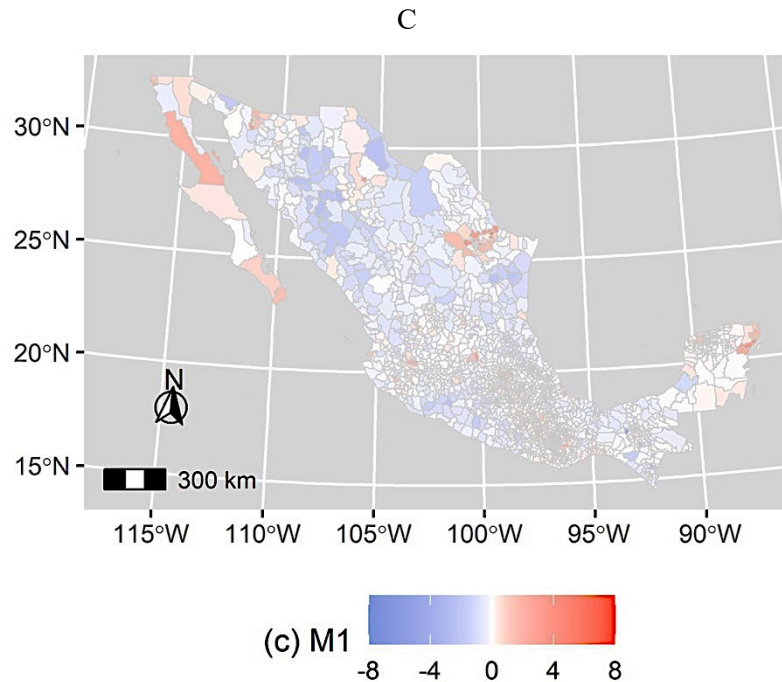
Las estimaciones de los efectos fijos del modelo m1 se presentan con mayor detalle en el cuadro 2, donde el parámetro estimado β_1 indica que un aumento relativo de un punto porcentual en la población que vive en condiciones de pobreza implicaría un aumento de 1.3 puntos porcentuales en la tasa de emigración de municipio, es decir, una reducción de 1.3 puntos en la tasa migratoria municipal estandarizada. Esto implica que el aumento de los niveles de pobreza está directamente asociado a un aumento significativo en los niveles de emigración municipal, como se puede observar en el cuadro 2. Además, como se señaló anteriormente, el parámetro β_0 representa el nivel promedio de la tasa neta de migración para todos los municipios en México una vez eliminado el efecto de la pobreza municipal.

Por lo tanto, los resultados presentados en el cuadro 2 claramente refutan la hipótesis planteada en esta investigación. Según el resultado estimado, los municipios con altos niveles de pobreza tienden a presentar tasas de migración neta negativas, un claro indicador de que la población que vive en pobreza en los municipios de México tiende a emigrar desde su lugar de origen, generalmente hacia lugares que ofrecen mejores condiciones de vida.

En el mapa 4 se muestra la distribución espacial de las tasas de migración de los municipios de México en el período 2015-2020 desde tres perspectivas: 4A, la tasa de migración municipal observada; 4B, la tasa de migración estimada mediante el ajuste espacial aleatorio de campo mediante el modelo m0; y 4C, la tasa de migración estimada por el modelo espacial bayesiano m1, incluyendo los efectos espaciales fijos y aleatorios estructurados y no estructurados. Las diferencias observadas entre los mapas 4A y 4C permiten observar la capacidad de ajuste del modelo m1 y determinar su capacidad para cumplir con el propósito de suavizar el comportamiento de las tarifas, reduciendo y/o eliminando variaciones aleatorias espaciales, al tiempo que se identifican variaciones reales, lo que, para el caso de tasas de migración municipales estandarizadas, se refleja en una sobresuavización del modelo m1, derivado del ajuste de la parte condicional autorregresiva (CAR), la cual estima el comportamiento de los efectos aleatorios espaciales de las tasas de migración valiéndose de información preventiva de los municipios vecinos (Blangiardo y Cameletti, 2015).

Mapa 4. Saldo migratorio neto de los municipios mexicanos, 2015-2020

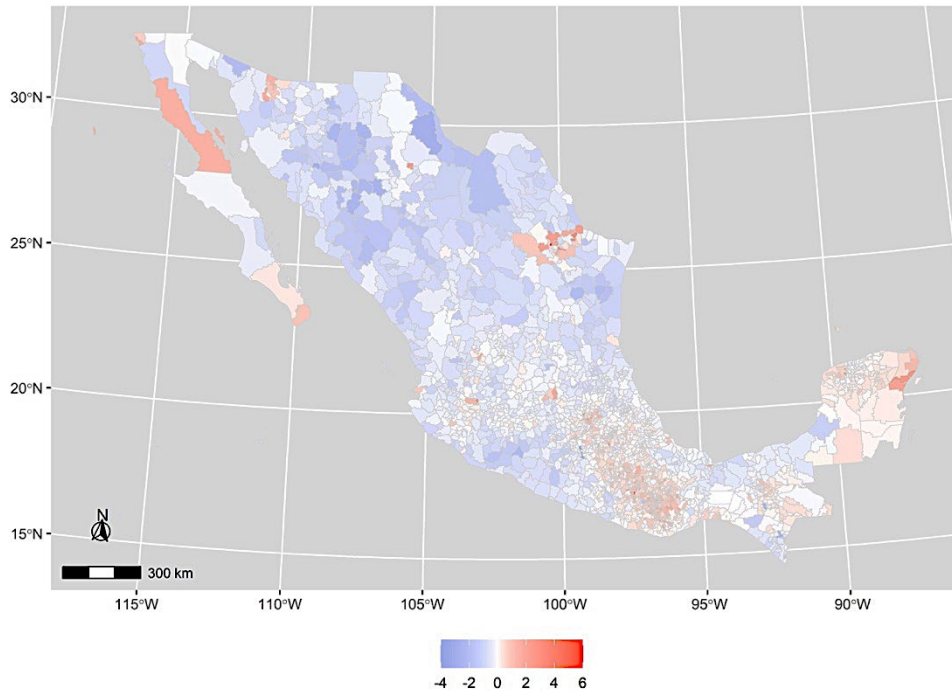




Fuente: Elaboración propia con base en estimaciones realizadas con R-INLA (Rue *et al.*, 2009).

En el mapa 5 se muestra la distribución espacial de los efectos aleatorios generados por el término u_i que modela la parte espacial estructurada del modelo m_1 . Los efectos aleatorios se modelaron mediante una distribución condicional autorregresiva definida a partir de la ecuación (2), de modo que el modelo m_0 representa un modelo convolucional que permite contrastar el efecto que las covariables introdujeron en el modelo m_1 , y que puede afectar el comportamiento espacial de la migración en los municipios de México. Las estimaciones presentadas para los efectos espaciales de u_i se obtienen bajo el supuesto de que cuando dos áreas comparten una frontera común, sus efectos aleatorios están correlacionados, razón por la cual el modelo toma prestada información de áreas vecinas para reducir la probabilidad de producir estimaciones aberrantes o para obtener estimaciones para áreas donde no se cuenta con datos.

Mapa 5. Efectos aleatorios del modelo m1



Fuente: Elaboración propia con base en estimaciones realizadas con R-INLA (Rue *et al.*, 2009).

Los efectos aleatorios estructurados espacialmente representan la parte del modelo que captura la heterogeneidad espacial relacionada con las tasas de migración entre los municipios de México. En el mapa 5 se presenta la magnitud del cambio en la variabilidad espacial de las tasas de migración neta. Así mismo, en el mismo mapa se observa el patrón espacial de los efectos aleatorios que explica la gran heterogeneidad correlacionada en los municipios cuyas tasas de migración son altas o bajas, lo que respalda la elección de utilizar un modelo que incorpore efectos aleatorios espacialmente estructurados, ya que permite capturar diferencias espaciales de menor escala y generar estimaciones sólidas y confiables.

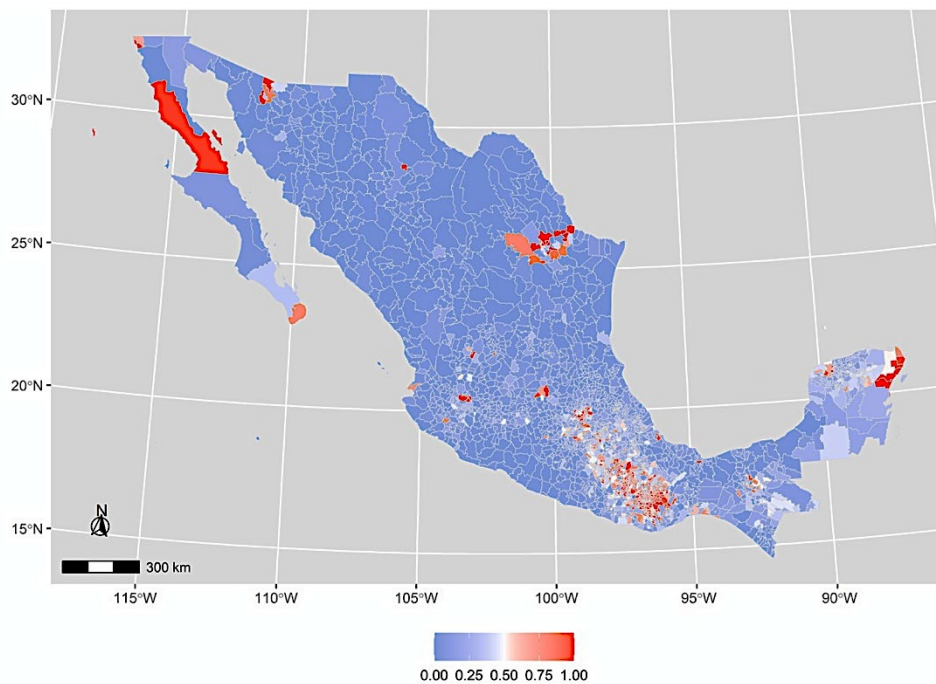
Generalmente, los efectos espaciales originados por las variaciones estructuradas y no estructuradas del modelo m1 se capturan conjuntamente a través del vector $\zeta_i = \exp(\xi) = \exp(u_i + v_i)$, donde ξ registra las variaciones espaciales asociadas al comportamiento ajustado de las tasas estandarizadas de migración municipal una vez eliminados los efectos de la covariable. En otras palabras, la probabilidad media posterior puede estimarse en términos del riesgo asociado a alcanzar un determinado nivel de migración ζ (Schrödle y Held, 2011) derivado del cálculo de la probabilidad media condicional definida a partir de la ecuación

$$P(\zeta_i > 1 | y) \sim P(\xi_i > 0 | y)$$

la cual evalúa el exceso de migración observado en el municipio i (Moraga, 2019), obtenido a partir de las estimaciones realizadas por el modelo m1. Por lo tanto, en el mapa 6 se ilustra la probabilidad condicional posterior asociada al comportamiento espacial mostrado por las tasas

netas de migración, cuyo patrón espacial permite identificar regiones con altos niveles de probabilidad, asociadas a un alto riesgo de migración y a la presencia de porcentajes igualmente altos de población en situación de pobreza, como las observadas alrededor de los municipios ubicados en la región de los valles centrales de Oaxaca y en la sierra de Puebla (mapa 6).

Mapa 6. Probabilidad de que la tasa de migración municipal 2015-2020 supere la tasa de migración promedio nacional en México



Fuente: Elaboración propia con base en estimaciones realizadas con R-INLA (Rue *et al.*, 2009).

Además de los criterios de selección de modelos como el DIC o AIC, es posible evaluar la bondad de ajuste de diferentes modelos analizando la proporción de varianza explicada por cada modelo. La varianza explicada se obtiene a partir de la estimación de la varianza marginal del componente espacial ξ que incluye, como ya se mencionó, el componente espacial estructurado u_i y el componente espacial no estructurado v_i . Es importante señalar que las varianzas u_i y v_i no son directamente comparables (Moraga, 2019), por lo que se debe realizar una estimación empírica de la varianza marginal posterior a los efectos espaciales estructurados mediante la siguiente ecuación:

$$s_u^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (u_i - \bar{u})^2}{n - 1}$$

en donde \bar{u} es la media de u_i , de modo que la proporción de varianza explicada por el modelo se estima como el cociente de la varianza marginal posterior ponderada por la suma de la varianza de los efectos no estructurados y la varianza de los efectos estructurados, como sigue:

$$\text{Frac}_s = \frac{s_u^2}{s_u^2 + \sigma_v^2}$$

la estimación de la fracción de varianza explicada se realiza mediante la generación de 10 000 muestras aleatorias tomadas de las distribuciones marginales posteriores de τ_v y τ_u , para lo cual se utiliza la función `inla.rmarginal` implementada en el paquete R-INLA (Martino y Rue, 2010).

Cuadro 3. Proporción de varianza explicada por los modelos m0 y m1

Modelo	Varianza explicada
m0	0.74
m1	0.75

Fuente: Elaboración propia con base en estimaciones realizadas con R-INLA (Rue *et al.*, 2009).

En el cuadro 3 se muestra la proporción de varianza explicada por los modelos m0 y m1. Los resultados muestran que el modelo m1 captura el 75 por ciento de la variación espacial de las tasas netas de migración de los municipios de México, lo que sugiere que tres cuartas partes de la variabilidad de la migración municipal se explica por la estructura espacial. Dado que la varianza explicada por el modelo m1 es mayor que la explicada por el modelo m0, puede suponerse que la covariable de la proporción de población en pobreza contribuye un uno por ciento al poder explicativo del modelo m1.

DISCUSIÓN

El modelo m1 muestra que la población que vive en pobreza en los municipios mexicanos tiende a emigrar, por lo que no se puede sostener la hipótesis de que la población pobre no migra. Sin embargo, en este artículo no se muestra claramente el destino de los migrantes expulsados de los municipios mexicanos pobres, sino que solo permite suponer que lo hacen en dirección a los principales polos de desarrollo económico dentro del país, como Ciudad de México y Monterrey. En términos generales, según el mapa 4A, las tasas de migración indican que 1 263 municipios en México son expulsores netos de población (mostrados en color azul), mientras que solo 241 son atractores (ilustrados en color rojo), considerándose que los municipios restantes están en equilibrio, es decir, que no atraen ni expulsan población, por lo que el mismo mapa solo muestra en color rojo algunos conglomerados.

La implementación y estimación de dos modelos espaciales bayesianos para la distribución de tasas migratorias municipales estandarizadas permitió identificar una serie de clústeres de atracción poblacional asociados a los niveles de pobreza observados durante el período 2015-2020. No obstante, en 1 699 municipios de México la pobreza afecta al 50 por ciento o más de su población, mientras que solo en siete municipios el nivel de pobreza afecta a menos del 10 por ciento de su población. La evidencia presentada, en cuanto a la dispersión de las tasas de migración y pobreza de los municipios mexicanos, refuta los resultados presentados por Nord *et al.* (1995),

que mostraban que los pobres se mueven principalmente a regiones pobres, sugiriendo que los pobres migran a lugares pobres en los cuales encuentran trabajos de subsistencia.

Sin embargo, los resultados mostrados en el mapa 4C apuntalan a la existencia de centros de atracción migratoria, donde los niveles de pobreza son relativamente más bajos que los observados en las regiones de expulsión, refutando así la hipótesis de que los inmigrantes se desplazan a lugares pobres. Sin embargo, siendo que el artículo no identifica flujos, se desconocen las condiciones particulares de los migrantes en los lugares de origen y de destino; es lógico suponer que, como señala Nord (1998), los migrantes actúan impulsados por asegurar niveles mínimos de subsistencia en el lugar de destino, buscando rápido acceso a los mercados laborales informales ubicados principalmente alrededor de las grandes áreas metropolitanas marcadas en color rojo en el mapa 4C.

Este artículo proporciona una aproximación inicial a la modelación espacial bayesiana a nivel municipal de las tasas migratorias estandarizadas en México, en términos de los efectos de la pobreza. Los resultados permiten establecer de primera mano el carácter espacial de la migración municipal, así como identificar un patrón migratorio configurado por grandes regiones de expulsión de población y un pequeño conjunto de zonas de atracción que parecen concentrar porcentajes significativos de la población nacional, siendo estas particularmente el área metropolitana de la Ciudad de México, los municipios aledaños a la ciudad de Monterrey y Playa del Carmen. Por lo tanto, se puede decir que la inmigración observada en los municipios de México sigue un patrón en el que los municipios con mayores tasas de pobreza son precisamente aquellos con mayor probabilidad de tener tasas de migración negativas, en otras palabras, son municipios expulsores de población como se observa en el mapa 6.

En el caso de los municipios mexicanos, la migración es un fenómeno espacial multicausal que refleja una serie de factores tanto circunstanciales como estructurales. Si bien el modelo m1 captó el 75 por ciento de la variabilidad del fenómeno, sería útil incluir variables explicativas asociadas, tales como el ingreso promedio de los migrantes en sus lugares de origen y destino.

El uso de modelos espaciales bayesianos representa una mejora significativa respecto al análisis exploratorio de datos espaciales, permitiendo establecer la existencia de asociaciones de correlación espacial entre variables. Las limitaciones del estudio incluyen la falta de variables explicativas asociadas al comportamiento de la migración intramunicipal, particularmente las asociadas a los diferentes niveles de toma de decisiones (micro, meso y macro).

CONCLUSIONES

La migración entre municipios en México de 2015 a 2020 se dio con mayor intensidad en municipios con mayor proporción de población en situación de pobreza, estimándose que la población migró a municipios con menores niveles de pobreza. En otras palabras, fue imposible sostener la hipótesis inicial de que la población que vive en pobreza no migra. Por el contrario, los municipios con mayores niveles de pobreza presentan mayores tasas de migración. No obstante,

los patrones de inmigración tienden a concentrarse en unos pocos municipios de México, elevando así los niveles relativos de pobreza en los lugares de llegada (Nord *et al.*, 1995).

Aunque las causas de la migración pueden ser tanto circunstanciales como estructurales, los niveles de pobreza observados en México durante los últimos 30 años parecen moldear las condiciones estructurales que fomenta la migración municipal. Los municipios pobres pueden ser expulsores de población, lo que aporta elementos para invalidar la afirmación de que la migración intensifica las concentraciones de pobreza en espacios con altos porcentajes de población pobre, dado que esta permanece inmóvil en dichos espacios (Foulkes y Newbold, 2008).

El enfoque de modelado espacial bayesiano utilizado en esta investigación permitió analizar la distribución espacial de las tasas de migración municipal, así como evaluar el impacto de la pobreza en la dispersión espacial de las tasas, permitiendo identificar conglomerados de municipios que expulsan y atraen población. En particular, permitió estimar efectos aleatorios espaciales (tanto estructurados como no estructurados) que modelan la correlación espacial inherente a los datos (mapa 5). Así mismo, el uso combinado de sistemas de información geográfica y análisis estadísticos espaciales derivados de lo que se conoce como análisis exploratorio de datos espaciales, permitió obtener estimaciones que coinciden con los resultados presentados por los modelos espaciales bayesianos. Esto fue particularmente cierto para el análisis de los patrones de autocorrelación espacial derivados de la estimación de indicadores, como el índice de Moran tanto para las tasas de migración como para el porcentaje de la población que vive en condiciones de pobreza municipal.

Finalmente, es importante resaltar la creciente influencia de los flujos migratorios en el tamaño y estructura de la población de los municipios mexicanos, especialmente en los municipios con baja densidad poblacional, sugiriendo esto que la migración es y probablemente seguirá siendo un factor fundamental para el crecimiento demográfico y económico, y para la configuración social de los municipios de México. Este tipo de investigación es, por tanto, esencial para comprender la dinámica migratoria y poblacional no solo en términos de su distribución espacial, sino también de los efectos provocados por los determinantes económicos y sociales. Estos efectos surgen de los lugares de origen y destino de la migración en diversos contextos que determinan los procesos de toma de decisiones en múltiples niveles y, por supuesto, deben ser capturados, analizados y modelados, ya que brindan información útil para mejorar las condiciones de vida tanto de los migrantes como de quienes deciden permanecer en sus lugares de origen.

Traducción: Fernando Llanas.

REFERENCIAS

- Akaike, H. (1998). Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. En E. Parzen, K. Tanabe y G. Kitagawa (Eds.), *Selected papers of Hirotugu Akaike* (pp. 199-213). Springer.
- Anselin, L. (1988). *Spatial econometrics: Methods and models*. Kluwer Academic Publishers.
- Anselin, L. (1995). Local indicators of spatial association-LISA. *Geographical Analysis*, 27(2), 93-115. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x>
- Arango, J. (2000). Enfoques conceptuales y teóricos para explicar la migración. *Revista Internacional de Ciencias Sociales*, 165, 33-47. https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000123852_spa
- Arango, J. (2003). La explicación teórica de las migraciones: luz y sombra. *Migración y Desarrollo*, (1), 1-30. <https://www.redalyc.org/pdf/660/66000102.pdf>
- Basok, T., Bélanger, D., Wiesner, M. L. R. y Candiz, G. (2015). *Rethinking transit migration: Precarity, mobility, and self-making in Mexico*. Springer.
- Beale, C. L. (2004). Anatomy of nonmetro high poverty areas: Common in plight, distinctive in nature. *Amber Waves*, 2(5), 20-27. <http://dx.doi.org/10.22004/ag.econ.131783>
- Berube, A. y Kneebone, E. (2006, diciembre). *Two steps back: City and suburban poverty trends 1999-2005*. The Brookings Institution-Metropolitan Policy Program. <https://www.brookings.edu/articles/two-steps-back-city-and-suburban-poverty-trends-1999-2005/>
- Blangiardo, M. y Cameletti, M. (2015). *Spatial and spatio-temporal Bayesian models with R-INLA*. John Wiley & Sons.
- Bloomquist, L. E., Gringeri, C., Tomaskovic-Devey, D. y Truelove, C. (1993). Work structures and rural poverty. In *Persistent poverty in rural America. Rural sociological society task force on persistent rural poverty* (pp. 66-109). Westview Press.
- Cadwallader, M. (1992). *Migration and residential mobility*. University of Wisconsin Press.
- Canales, A. I. (2017). La migración internacional en los modelos neoclásicos. Una perspectiva crítica. *Huellas de la Migración*, 2(3), 11-36. <https://huellasdelamigracion.uaemex.mx/article/view/4527>
- Chasco, C. (2003). *Econometría espacial aplicada a la predicción-extrapolación de datos microterritoriales* [Tesis doctoral, Universidad Autónoma de Madrid]. <http://www.madrid.org/bvirtual/BVCM005618.pdf>
- Clark, W. A. V. (1986). *Human migration*. Sage.
- Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (Coneval). (2019). *Metodología para la medición multidimensional de la pobreza en México* (3.ª ed.). <https://www.coneval.org.mx/InformesPublicaciones/InformesPublicaciones/Documents/Metodologia-medicion-multidimensional-3er-edicion.pdf>

- Cushing, B. (1999). Migration and persistent poverty in rural America. En K. Pandit y S. D. Withers. *Migration and restructuring in the United States* (pp. 15-36). Rowman and Littlefield.
- Delaunay, D. (2007). Relaciones entre pobreza, migración y movilidad: dimensiones territorial y contextual. *Notas de Población*, (84), 87-130. <https://repositorio.cepal.org/items/17c28a28-123f-4df6-966d-cea28589c248>
- Durand, J. (2004). Ensayo teórico sobre la migración de retorno. El principio del rendimiento decreciente. *Cuadernos Geográficos*, 35(2), 103-116. <https://revistaseug.ugr.es/index.php/cuadgeo/article/view/1784>
- Fawcett, J. T. (1989). Networks, linkages, and migration systems. *International Migration Review*, 23(3), 671-680. <https://doi.org/10.2307/2546434>
- Fergany, N. (1990). The international migration process as a dynamic system. *International population conference: Vol. 2* (pp. 7-32). International Union for the Scientific Study of Population.
- Fitchen, J. (1995). Spatial redistribution of poverty through migration of poor people to depressed rural communities. *Rural Sociology*, 60(2), 181-201. <https://doi.org/10.1111/j.1549-0831.1995.tb00568.x>
- Foulkes, M. y Newbold, K. B. (2008). Poverty catchments: Migration, residential mobility, and population turnover in impoverished rural Illinois communities. *Rural Sociology*, 73(3), 440-462. <https://doi.org/10.1526/003601108785766525>
- Getis, A. y Ord, J. K. (1992). The analysis of spatial association by use of distance statistics. *Geographical Analysis*, 24(3), 189-199. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/j.1538-4632.1992.tb00261.x>
- Gómez-Rubio, V. (2020). *Bayesian inference with INLA*. CRC Press.
- Herrera Carassou, R. (2006). *La perspectiva teórica en el estudio de las migraciones*. Siglo XXI Editores.
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2015). Encuesta Intercensal 2015. <https://www.inegi.org.mx/programas/intercensal/2015/>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2020). Censo de Población y Vivienda 2020. <https://www.inegi.org.mx/programas/ccpv/2020/>
- Lichter, D. T. y Johnson, K. M. (2007). The changing spatial concentration of America's rural poor population. *Rural Sociology*, 72(3), 331-358. https://scholars.unh.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1051&context=soc_facpub
- Martino, S. y Rue, H. (2010). Case studies in Bayesian computation using INLA. En P. Mantovan y P. Secchi, *Complex data modeling and computationally intensive statistical methods* (pp. 99-114). Springer. https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-88-470-1386-5_8
- Massey, D. S., Gross, A. B. y Shibuya, K. (1994). Migration, segregation, and the geographic concentration of poverty. *American Sociological Review*, 59(3), 425-445. <https://doi.org/10.2307/2095942>

- Massey, D., Arango, J., Hugo, G., Kouaouci, A., Pellegrino, A. y Taylor, J. E. (2008). Teorías de migración internacional: una revisión y aproximación. *Revista de Derecho Constitucional Europeo-ReDCE*, 5(10), 435-478.
- Molina Sánchez, L. y Oyarzun de la Iglesia, F. J. (2008). *Movimientos migratorios internacionales: un análisis económico* (Documento de trabajo núm. 02-13). Universidad Complutense de Madrid-Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales.
- Moraga, P. (2019). *Geospatial health data: Modeling and visualization with R-INLA and Shiny*. Chapman and Hall; CRC Press.
- Nord, M. (1998). Poor people on the move: County to county migration and the spatial concentration of poverty. *Journal of Regional Science*, 38(2), 329-351. <https://doi.org/10.1111/1467-9787.00095>
- Nord, M., Luloff, A. E. y Jensen, L. (1995). Migration and the spatial concentration of poverty. *Rural Sociology*, 60(3), 399-415. <https://doi.org/10.1111/j.1549-0831.1995.tb00580.x>
- Ravenstein, E. G. (1889). The laws of migration. *Royal Statistical Society*, 52(2), 241-301. <https://rss.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.2397-2335.1889.tb00043.x>
- R Core Team. (2016). *R: A language and environment for statistical computing* [Software]. R Foundation for Statistical Computing.
- Romo, R., Chávez Galindo, A. M. y Villasana, D. (2021). Migración interna reciente de retorno en México. *La Situación Demográfica de México*, 3(3), 125-148. <https://www.gob.mx/conapo/documentos/la-situacion-demografica-de-mexico-2021>
- Rue, H., Martino, S. y Chopin, N. (2009). Approximate Bayesian inference for latent Gaussian models by using integrated nested Laplace approximations. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B*, 71(2), 319-392. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9868.2008.00700.x>
- Rue, H. y Held, L. (2005). *Gaussian Markov random fields: Theory and applications* (1.^a ed.). Chapman & Hall.
- Schrödle, B. y Held, L. (2011). Spatio-temporal disease mapping using INLA. *Environmetrics*, 22(6), 725-734. <https://doi.org/10.1002/env.1065>
- Sobrinho, J. (2014). Migración interna y tamaño de localidad en México. *Estudios Demográficos y Urbanos*, 29(3), 443-480. https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0186-72102014000300443
- Spiegelhalter, D. J., Best, N. G., Carlin, B. R. y Van Der Linde, A. (2002). Bayesian measures of model complexity and fit. *Journal of the Royal Statistical Society London, Series B*, 64(4), 583-616. <https://doi.org/10.1111/1467-9868.00353>
- Stevens, A. H. (1999). Climbing out of poverty, falling back in: Measuring persistence of poverty over multiple spells. *Journal of Human Resources*, 34(3), 557-588. <https://doi.org/10.2307/146380>