

Un modelo estocástico para analizar la dinámica de la pobreza y la movilidad social en México

A stochastic model to analyze the dynamics of poverty and social mobility in Mexico

Luz Judith Rodríguez Esparza

Dolly Anabel Ortiz Lazcano

Resumen

Objetivo: Proponer un modelo basado en cadenas de Markov no homogéneas para analizar la movilidad social y las transiciones entre las categorías de pobreza definidas por el Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social en México.

Metodología: Se utiliza un enfoque de cadenas de Markov no homogéneas para proyectar las proporciones globales de población en categorías de pobreza y vulnerabilidad. Las probabilidades de transición del modelo se ajustan mediante datos observados, garantizando una correspondencia precisa entre las proyecciones del modelo y las proporciones reales.

Resultados: Las proyecciones obtenidas muestran disparidades significativas entre regiones de México. En los estados del norte, se observa una mayor proporción de población no pobre y no vulnerable, mientras que en los estados del sur se concentran los niveles más altos de pobreza extrema y moderada.

Limitaciones: El modelo podría estar limitado por la calidad y disponibilidad de los datos observados utilizados para ajustar las probabilidades de transición, así como por las variaciones no capturadas en las dinámicas sociales y económicas subyacentes.

Originalidad: El trabajo presenta un enfoque novedoso al aplicar cadenas de Markov no homogéneas al análisis de movilidad social y las transiciones de pobreza en el contexto de México. Además, incorpora un ajuste de probabilidades basado en datos reales para garantizar precisión en las proyecciones.

Conclusiones: Las proyecciones subrayan la heterogeneidad regional de la movilidad social en México, destacando la importancia de diseñar políticas públicas focalizadas que respondan a las necesidades específicas de cada Entidad Federativa, especialmente en las regiones más desfavorecidas.

Palabras clave: pobreza; movilidad social; cadenas de Markov; México.

Clasificación JEL: C53; I32; O15.

Abstract

Objective: To propose a model based on non-homogeneous Markov chains to analyze social mobility and the transitions between the categories of poverty defined by the National Council for the Evaluation of Social Development Policy in México.

Methodology: A non-homogeneous Markov chain approach is employed to project the overall proportions of the population across categories of poverty and vulnerability. Transition probabilities are adjusted using observed data to ensure an accurate match between the model's projections and actual proportions.

Results: The projections reveal significant disparities between regions in México. Northern states show a higher proportion of non-poor and non-vulnerable populations, while southern states exhibit the highest levels of extreme and moderate poverty.

Limitations: The model may be constrained by the quality and availability of the observed data used to adjust the transition probabilities, as well as by unaccounted variations in underlying social and economic dynamics.

Originality: This work introduces a novel approach by applying non-homogeneous Markov chains to analyze social mobility and poverty transitions in the context of México. It also incorporates data-driven adjustments to transition probabilities to ensure precise projections.

Conclusions: The projections highlight the regional heterogeneity of social mobility in México, emphasizing the need for targeted public policies that address the specific needs of each region, particularly in the most disadvantaged areas.

Keywords: poverty; social mobility; Markov chains; México.

JEL Classification: C53; I32; O15.

Luz Judith Rodríguez Esparza. Investigadora por México Secihti-Universidad Autónoma de Aguascalientes. Aguascalientes, México. E-mail: luz.rodriguez@edu.uaa.mx. Orcid: <https://orcid.org/0000-0003-2241-1102>.

Dolly Anabel Ortiz Lazcano. Universidad Autónoma de Aguascalientes. Aguascalientes, México. E-mail: dolly.ortiz@edu.uaa.mx. Orcid: <https://orcid.org/0000-0003-3452-3291>.

Agradecimientos: LJRE contó con el apoyo financiero del proyecto PIM23-3 de la UAA. Los autores agradecen cordialmente a los revisores por sus valiosas observaciones y comentarios, los cuales contribuyeron significativamente a mejorar la claridad, precisión y calidad de este trabajo.

Introducción

Evaluar y medir la movilidad social requiere de identificar y cuantificar múltiples variables sociales, económicas y culturales, las cuales suelen ser difíciles de obtener (Aguilar y Pérez, 2017). Una conceptualización de movilidad social fue dada por Sorokin (1927), quien introdujo el concepto sistemático de movilidad social. La movilidad social se define como cualquier transición de un individuo, objeto o valor social -es decir, cualquier elemento creado o modificado por la actividad humana- de una posición a otra. Sorokin consideró dos tipos principales de movilidad social: horizontal y vertical. La movilidad horizontal se refiere al cambio de un individuo u objeto social de un grupo a otro, situado en el mismo nivel jerárquico. Por ejemplo, el cambio de religión, de una ciudadanía a otra, o de una familia a otra. En contraste, la movilidad vertical implica la transición de un individuo de una capa social a otra, ya sea ascendiendo o descendiendo en la jerarquía social (Sorokin, 1953, 1954). Hoy en día, se consideran, aparte de la movilidad vertical (o también llamada relativa) y horizontal (también llamada absoluta), otros tipos de movilidad social¹, como veremos a continuación, la movilidad intergeneracional mide los cambios en la posición socioeconómica entre generaciones, comparando las características del hogar de origen con las del hogar actual, mientras que la movilidad intrageneracional analiza la evolución del logro socioeconómico de las personas a lo largo de su ciclo de vida, como en las trayectorias laborales. Así, se habla de movilidad ascendente cuando un individuo mejora su posición en comparación con la de su hogar de origen, y de movilidad descendente cuando su posición se encuentra por debajo de la de dicho hogar.

Particularmente en México, los estudios de

movilidad social muestran una serie de patrones y desafíos significativos para la sociedad. Este país se caracteriza por una baja movilidad social, ya que cerca de 49 de cada 100 personas nacidas en hogares más pobres permanecen en ese estrato toda su vida. Esta situación es aún más pronunciada en el sur del país, donde las oportunidades para salir de la pobreza son menores en comparación con las oportunidades en el norte^{2,3}.

La heterogeneidad de la estructura económica en México obedece a un entramado complejo de factores históricos, territoriales y urbanos que configuran trayectorias de desarrollo regional profundamente desiguales. Esta configuración dificulta la superación de las desigualdades estructurales, al limitar el alcance redistributivo de las políticas públicas. Si bien el cambio en la focalización del gasto social, particularmente mediante transferencias directas, ha contribuido en el corto plazo a mejorar ciertos indicadores de pobreza, persisten interrogantes sustantivos sobre su impacto en la movilidad social efectiva. La persistencia de brechas en sectores clave como la salud y la educación sugiere que, en ausencia de intervenciones estructurales, dichas desigualdades podrían mantenerse en el largo plazo, manteniendo el *status quo* y limitando las posibilidades de ascenso social intergeneracional (Messmacher, 2000).

Además, la movilidad social en México continúa mostrando una clara desigualdad geográfica, con una mayor movilidad en las regiones norteañas del país y oportunidades considerablemente más restringidas en el sur, particularmente en estados como Chiapas. En esta zona, aproximadamente el 67% de las personas originarias del quintil socioeconómico más bajo permanecen en esa

¹ Centro de Estudios Espinosa Yglesias. (s.f.). Movilidad social. <https://ceey.org.mx/movilidad-social/>

² Instituto Mexicano para la Competitividad. (2019). Informe movilidad social México 2019 (vía CEEY). <https://imco.org.mx/informe-movilidad-social-Mexico-2019-via-ceey/>

³ Centro de Estudios Espinosa Yglesias. (2019). Informe de movilidad social en México 2019. <https://ceey.org.mx/informe-de-movilidad-social-Mexico-2019/>

misma condición, reflejando la persistencia de barreras estructurales que dificultan el ascenso social y económico. Esta disparidad regional evidencia la necesidad de políticas específicas que fomenten la inclusión y reduzcan las brechas en la movilidad social (Ciaschi *et al.*, 2025).

Los mexicanos suelen sobreestimar la movilidad ascendente y subestimar la permanencia en los extremos socioeconómicos, lo que influye en su actitud frente a la desigualdad y la movilidad social⁴. Factores como el género, el tono de piel y la región de origen condicionan profundamente estas oportunidades, dificultando el progreso especialmente para mujeres, personas de piel más oscura y habitantes del sur del país. Promover la movilidad social es clave para avanzar hacia una sociedad más justa, cohesionada y con mayor crecimiento económico⁵.

La relación entre movilidad social y pobreza es fundamental, ya que la primera representa una vía para romper los ciclos intergeneracionales de desigualdad que perpetúan la segunda. En México, la pobreza es un fenómeno complejo medido por el Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL) a través de dimensiones como el ingreso y las carencias sociales. Estas dimensiones no sólo reflejan las condiciones actuales de los hogares, sino también las barreras estructurales que limitan las oportunidades de movilidad ascendente. Una baja movilidad social implica que las personas nacidas en situación de pobreza enfrentan mayores dificultades para mejorar sus condiciones de vida, perpetuando así la desigualdad y frenando el desarrollo del país.

Además, la medición de la pobreza en México proporciona un marco robusto para evaluar el bienestar de la población. CONEVAL define la pobreza a partir de un enfoque multidimensional, clasificando a los individuos

en categorías como Pobreza Extrema, Pobreza Moderada, Vulnerabilidad por Carencias Sociales, Vulnerabilidad por Ingreso y No Pobres. Estas categorías se derivan de indicadores relacionados con ingresos y derechos sociales, lo que permite analizar las carencias estructurales que afectan a la movilidad social.

Si bien la movilidad social es un fenómeno complejo de analizar desde una perspectiva socioeconómica, y aunque el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) únicamente ha publicado información sobre este tema en el Módulo de Movilidad Social Intergeneracional 2016⁶, el Centro de Estudios Espinosa Yglesias (CEEY) ha generado cinco encuestas nacionales de movilidad social (EMOVI 2006, 2011, 2015, 2017 y 2023), las cuales contienen información retrospectiva que permite estudiar la movilidad social intergeneracional. No obstante, la dificultad para recopilar y sistematizar estos insumos justifica la exploración de metodologías alternativas, como el enfoque estocástico de la movilidad social.

La integración de las categorías de pobreza del CONEVAL en un marco estocástico basado en cadenas de Markov no homogéneas ofrece una perspectiva sólida para comprender las dinámicas de pobreza. Estas cadenas permiten modelar transiciones no estacionarias, es decir, situaciones en las que las probabilidades de cambio dependen del tiempo o de variables externas.

Rojas (2014) propuso un modelo estocástico para analizar la pobreza multidimensional en México, enfocándose en la movilidad social de las personas en situación de pobreza. Sus hallazgos muestran que las probabilidades de transición reflejan la complejidad de la movilidad social y se ajustan a la heterogeneidad de las necesidades de la población, considerando elementos inciertos

⁴ El Colegio de México. (s.f.). Movilidad social en México. <https://movilidadsocial.colmex.mx/>

⁵ Centro de Estudios Espinosa Yglesias. (s.f.). Movilidad social. <https://ceey.org.mx/movilidad-social/>

⁶ Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2016). Encuesta intercensal 2015: Movilidad y migración social. Principales resultados. https://www.snieg.mx/Documentos/Demografico/sesiones/doc_12017/5_MMS_2016_Principalesresultados.pdf

del entorno macro-económico y político. Aunque el estudio de Rojas proporciona información detallada sobre la dinámica multidimensional de la pobreza, se centra en dimensiones agregadas y no presenta análisis a nivel estatal ni proyecciones futuras de proporciones por categoría de pobreza. En contraste, el presente trabajo aplica cadenas de Markov no homogéneas para estimar las probabilidades de transición entre categorías de pobreza a nivel estatal y proyectar la distribución de la población en cada categoría, permitiendo un análisis explícito de la movilidad social y la dinámica de pobreza en México.

Así, el objetivo principal de este trabajo es pronosticar las probabilidades asociadas a las cinco categorías de pobreza en México y sus 32 Entidades Federativas mediante un enfoque estocástico basado en cadenas de Markov no homogéneas, con el fin de comprender las dinámicas de pobreza y su relación con la movilidad social. Estas proyecciones permitirán analizar la evolución futura de dichas categorías y proporcionar información útil para la toma de decisiones en políticas sociales.

Este artículo está organizado de la siguiente manera: en la siguiente sección se presenta una revisión de la literatura sobre movilidad social; posteriormente, se describe la metodología utilizada en este trabajo, seguida de la exposición de los resultados, y finalmente se presentan las conclusiones.

Revisión de la literatura

Wright (1997) abordó la movilidad social desde una perspectiva marxista, siendo uno de los pocos trabajos que aplica sistemáticamente este enfoque en investigaciones cuantitativas. El libro explora temas como los patrones de amistad según la clase, la movilidad social, la división sexual del trabajo, las diferencias de género en la autoridad gerencial y la conciencia de clase, todos unidos por un enfoque explicativo común: la clase social como factor central.

Por su parte, Yaish y Andersen (2012) exploraron cómo las tasas de movilidad social están influenciadas por factores económicos y políticos, empleando modelos multinivel con datos de 20 países. Sus resultados revelaron que la relación entre el estatus ocupacional de los encuestados y el de sus padres varía sistemáticamente entre naciones y está positivamente asociada al Producto Interno Bruto (PIB) per cápita, apoyando la tesis de la industrialización: las sociedades más ricas tienen estructuras de estratificación más abiertas.

Según Goldthorpe (2016), la estructura de clases es fundamental para comprender la movilidad social, pues su evolución determina las tasas absolutas y relativas. Aunque las tasas totales son estables, los patrones de ascenso y descenso social han cambiado debido a transformaciones estructurales. A pesar de la expansión educativa, ésta funciona más como un bien posicional, donde las clases privilegiadas aseguran ventajas competitivas para sus hijos, restringiendo cambios significativos en el sistema de movilidad. Aguilar y Pérez (2017) se analiza la educación como determinante clave en la movilidad social, revelando que la educación no siempre actúa como un igualador social debido a las diferencias en la calidad de la educación recibida por distintos grupos socioeconómicos.

McGinnis (1968) introdujo un modelo estocástico para analizar la movilidad social, conceptualizándola como un proceso de Markov. Ese enfoque permite que la probabilidad de que un individuo cambie de una clase social a otra dependa únicamente de su posición social actual, sin considerar su trayectoria previa. El modelo de McGinnis se centra en las probabilidades de transición entre diferentes clases sociales, proporcionando una herramienta matemática para estudiar la dinámica de la movilidad social en una sociedad. Este marco teórico ha influido en investigaciones posteriores sobre movilidad social y estratificación, al ofrecer una perspectiva

cuantitativa para comprender cómo las personas se mueven entre distintas posiciones sociales a lo largo del tiempo.

Por ejemplo, Ginsberg (1971) presentó un modelo estocástico de migración y movilidad ocupacional basado en procesos Semi-Markov. Este modelo generaliza los procesos de Markov al permitir que la probabilidad de salir de un estado dependa tanto del tiempo que se ha permanecido en el como del siguiente estado al que se transita, incorporando el “axioma de inercia acumulativa” de McGinnis, el cual establece que la probabilidad de permanecer en un estado crece (a través de una función creciente) mientras más tiempo se está en dicho estado. Este axioma también implica que no todos los individuos que están en un determinado estado en un tiempo específico, están gobernados por una sola ley de movilidad.

Posteriormente, Ginsberg (1972) discutió el papel de los modelos probabilísticos, con énfasis en la aplicación del modelo Semi-Markov para analizar la migración interna, detallando las ventajas de los modelos probabilísticos frente a los métodos convencionales basados en análisis de regresión. Sin embargo, estos modelos se han destacado en la literatura porque carecen de contenido sustantivo. Argumentando que, a menos que sus parámetros estén relacionados con la estructura causal y los determinantes exógenos del proceso migratorio, los modelos probabilísticos tienen poca utilidad práctica y científica.

También Spilerman (1972) criticó la formulación tradicional de los procesos de Markov en la movilidad social por asumir que el comportamiento de transición es homogéneo entre las personas de un mismo estado de origen. Propuso un procedimiento de regresión que permitió analizar poblaciones heterogéneas. Este enfoque tiene tres ventajas principales: identifica las fuentes de variación en las probabilidades de transición, distingue entre cambios estructurales y cambios debidos a atributos de la población, y

permite construir matrices de transición a nivel individual, esenciales para proyectar matrices poblacionales en múltiples pasos considerando la heterogeneidad.

Singer y Spilerman (1973) analizaron el uso de modelos de Markov para estudiar la movilidad industrial, la dinámica de ingresos y la migración geográfica, destacando que estos modelos son útiles cuando se definen estados claros, se tienen observaciones repetidas de los movimientos poblacionales y se busca entender las dinámicas de transición. Sin embargo, a menudo se asume implícitamente que la población es homogénea, lo que puede llevar a proyecciones que no coinciden con los datos observados, especialmente en las entradas principales de las matrices de transición. Blumen *et al.* (1955) abordaron esta limitación introduciendo el modelo *mover-stayer*, que clasifica a las personas en dos tipos: “*movers*”, cuyo comportamiento se ajusta a un modelo de Markov, y “*stayers*”, que permanecen en su estado original. Este modelo, aunque simple, permitió incorporar heterogeneidad en la población.

Años posteriores, los mismos autores Singer y Spilerman (1976) abordaron cuestiones clave para modelar fenómenos sociales mediante estructuras de Markov en tiempo continuo. Consideraron dos temas principales: la embebibilidad, que determina si un proceso empírico podría haber surgido a partir de una estructura de Markov en tiempo continuo, y la identificación, que trata acerca de cómo seleccionar la estructura específica cuando los datos son consistentes con varias alternativas. Los problemas son particularmente relevantes cuando los datos disponibles son fragmentarios o contienen “ruido” y errores, situaciones comunes en la investigación sociológica.

En la **Tabla 1** se presenta una revisión más exhaustiva de la literatura que aborda el tema de la movilidad social, incluyendo los modelos utilizados.

Metodología

El CONEVAL es el organismo responsable de medir la pobreza en México a nivel nacional y estatal. Desde 2008, el CONEVAL aplica una metodología multidimensional que considera no sólo el ingreso, sino también diversas carencias sociales, para ofrecer una evaluación integral de la pobreza en el país (CONEVAL, 2008). Durante el periodo 2008-2018, la medición se basó en seis indicadores principales: 1) rezago educativo promedio en el hogar, 2) acceso a servicios de salud, 3) acceso a seguridad social, 4) calidad y espacios de la vivienda, 5) servicios básicos en la vivienda y 6) acceso a la alimentación. Además, se incorpora el ingreso corriente per cápita para determinar la capacidad de las personas para satisfacer sus necesidades alimentarias y no alimentarias. Esta metodología permite clasificar a la población en diferentes categorías de pobreza, generando estimaciones comparables tanto a nivel nacional como para cada Entidad Federativa, lo que facilita el análisis de las dimensiones y distribución de la pobreza en diferentes contextos territoriales (CONEVAL, 2018).

En años recientes, el CONEVAL ha actualizado su metodología para reflejar cambios en las condiciones sociales y económicas del país. Estas actualizaciones buscan mejorar la precisión y relevancia de las mediciones, aunque los principios fundamentales de la evaluación multidimensional se han mantenido (CONEVAL, 2020b).

El CONEVAL clasifica a la población en cinco categorías (ver **Figura 1**) basándose en la combinación de carencias sociales y niveles de ingreso. La primera categoría, llamada Pobreza Extrema, incluye a las personas con tres o más carencias sociales y un ingreso inferior a la línea de pobreza extrema por ingresos, lo que significa que no pueden cubrir sus necesidades alimentarias básicas. En la categoría de Pobreza Moderada se encuentran aquellas personas con al menos una carencia social y un ingreso inferior a la línea de

pobreza por ingresos, lo que les impide satisfacer plenamente sus necesidades básicas. Por otro lado, los Vulnerables por Carencias Sociales son aquellos que, aunque tienen un ingreso superior a la línea de pobreza, presentan al menos una carencia social, mientras que los Vulnerables por Ingreso son quienes no presentan carencias sociales, pero cuentan con un ingreso inferior a la línea de pobreza. Finalmente, la categoría No Pobre y No Vulnerable comprende a las personas sin carencias sociales y con un ingreso suficiente para satisfacer tanto sus necesidades alimentarias como no alimentarias. Esta clasificación permite diseñar políticas públicas más efectivas para combatir la pobreza en sus diversas manifestaciones (CONEVAL, 2020a).

Las categorías del CONEVAL no sólo describen condiciones estáticas, sino que también capturan transiciones dinámicas entre estados socioeconómicos a lo largo del tiempo. En este contexto, las cadenas de Markov ofrecen un marco matemático adecuado para modelar estos cambios, ya que permiten analizar la probabilidad de que un individuo o grupo pase de una categoría de pobreza a otra en distintos periodos.

Cadenas de Markov

Una cadena de Markov es un proceso estocástico a tiempo discreto $\{X(t): t = 0, 1, \dots\}$ con espacio de estados discreto, que satisface la propiedad de Markov, esto es, para cualquier entero $t \geq 1$ y para cualesquiera estados $x(0), \dots, x(t)$ se cumple:

$$\mathbb{P}(x(t)|x(0), \dots, x(t-1)) = \mathbb{P}(x(t)|x(t-1)).$$

Esta condición establece que la distribución de probabilidad del estado del proceso al tiempo futuro t depende únicamente del estado del proceso al tiempo $t-1$ y no depende de los estados en los tiempos pasados $0, 1, \dots, t-1$ (ver Rincón (2007)).

Sean i y j dos estados de una cadena de Markov, la probabilidad:

$$\mathbb{P}(X(t) = j | X(t-1) = i),$$

denotada por $p_{ij}(t-1, t)$, representa la probabilidad de transición del estado i en el tiempo $t-1$ al estado j en el tiempo t . Estas probabilidades se conocen como las probabilidades de transición en un paso. Cuando estas probabilidades no dependen de t , se dice que la cadena es estacionaria u homogénea en el tiempo, y por simplicidad solamente se escribe p_{ij} .

Una matriz estocástica establece una dinámica en el conjunto de las distribuciones de probabilidad definidas sobre el espacio de estados de la correspondiente cadena de Markov. Consideremos un espacio de estados finito $\{1, 2, \dots, m\}$ y una distribución de probabilidad inicial $\pi(0) = [\pi_1(0), \pi_2(0), \dots, \pi_m(0)]$, es decir $\pi_i(0) = \mathbb{P}(X(0) = i)$. Después de transcurrida la primera unidad de tiempo, la cadena se encuentra en cualquiera de sus posibles estados de acuerdo con la distribución $\pi(1) = [\pi_1(1), \pi_2(1), \dots, \pi_m(1)]$, en donde la j -ésima entrada de este vector está dada por:

$$\pi_j(1) = \mathbb{P}(X(1) = j) = \sum_{i=1}^m \pi_i(0) p_{ij}(0, 1).$$

En notación matricial, esto se expresa como $\pi(1) = \pi(0) \cdot \mathbf{P}(1)$, donde $[P(t)]_{ij} = p_{ij}(t-1, t)$. De manera general, para cadenas de Markov homogéneas (donde \mathbf{P} no depende del tiempo), la evolución de las distribuciones de probabilidad está dada por: $\pi(t) = \pi(t-1) \cdot \mathbf{P}$, $t \geq 1$. Sin embargo, en el caso de cadenas de Markov no homogéneas (donde $\mathbf{P}(t)$ depende del tiempo), la dinámica de las distribuciones de probabilidad se generaliza como: $\pi(t) = \pi(t-1) \cdot \mathbf{P}(t)$, $t \geq 1$ en este caso, las matrices de transición $\mathbf{P}(t)$ pueden variar en cada paso de tiempo, lo que introduce mayor flexibilidad en la modelación de procesos dinámicos. Esto genera una sucesión infinita de distribuciones de probabilidad $\pi(0), \pi(1), \pi(2), \dots$, en donde cada distribución es obtenida multiplicando la anterior por la matriz $\mathbf{P}(t)$.

Cadenas de Markov y pobreza

Para efectos prácticos, llamaremos “categorías” a los estados de la cadena de Markov no homogénea que vamos a construir. El conjunto de categorías se define como:

$$S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$$

donde:

- s_1 = Pobres Extremos (PE).
- s_2 = Pobres Moderados (PM).
- s_3 = Vulnerables por Carencia Social (VC).
- s_4 = Vulnerables por Ingresos (VI).
- s_5 = No Pobres y No Vulnerables (NP).

Es decir, el número de categorías es $m = 5$.

El vector de probabilidades al tiempo t se denota como:

$$\pi(t) = [\pi_1(t), \pi_2(t), \dots, \pi_m(t)]$$

donde $\pi_i(t) \geq 0$ y se cumple que $\sum_i \pi_i(t) = 1$ para todo t .

Si un elemento x pertenece a la categoría s_i en el tiempo t , esto se expresa como $\pi_i(t) = \mathbb{P}(x(t) \in s_i)$. A continuación, se define la matriz de transición:

$$[\mathbf{P}(t)]_{ij} = \mathbb{P}(x(t) \in s_j | x(t-1) \in s_i)$$

donde $[\mathbf{P}(t)]_{ij}$ es la probabilidad de transición del estado s_i al estado s_j entre los tiempos $t-1$ y t .

De esta forma, el vector de distribuciones al tiempo t se determina mediante la relación:

$$\pi(t) = \pi(t-1) \cdot \mathbf{P}(t), \quad t \geq 1 \quad (1)$$

donde $\pi(t)$ representa las probabilidades en cada una de las cinco categorías en el año t y es $\mathbf{P}(t)$ la matriz de transición no homogénea al año t . En este trabajo, la matriz $\mathbf{P}(t)$ se define a su vez usando $\pi(t-1)$ y las observaciones reales

$Y(t)$ (proporciones reales de cada categoría) correspondientes al año t de la siguiente manera:

$$P(t) = e \cdot \theta(t) \quad (2)$$

donde e es un vector columna de dimensión m con entrada de unos y $\theta(t)$ es un vector de ajuste óptimo obtenido mediante un procedimiento iterativo que minimiza la raíz del error cuadrático medio (en inglés *Root Mean Squared Error* (RMSE)) entre las observaciones reales $Y(t)$ y las estimadas $\hat{Y}(t)$. El procedimiento para calcular el vector de ajuste óptimo $\theta(t)$ se presenta en el Algoritmo 1.

Algoritmo 1. Estimación del vector de ajuste óptimo.

1: Entrada:

$\pi(t-1)$: proporciones en el tiempo $t-1$.

$Y(t)$: proporciones observadas en el tiempo t .

e : vector inicial de pesos (uniforme).

2: Iteración:

Estimar las proporciones esperadas:

$$\hat{Y}(t) = \pi(t-1) \cdot \hat{P}$$

donde

$$[\hat{P}]_{ij} = \frac{[e]_j}{\sum_{k=1}^m [e]_k}, \quad i, j \in S$$

Calcular el RMSE:

$$RMSE(e) = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m ([\hat{Y}(t)]_k - [Y(t)]_k)^2} \quad (3)$$

Encontrar el vector óptimo de ajuste e^* que minimiza el RMSE entre las estimaciones y los datos observados.

3: Salida:

$\theta(t) = \frac{e^*}{\sum_{k=1}^m [e^*]_k}$: vector de pesos estandarizado que minimiza el RMSE.

La proyección al tiempo $t+1$ se propone aproximarla a través de la siguiente ecuación:

$$\pi(t+1) = \pi(t) \cdot P(t) \quad (4)$$

donde $\pi(t)$ y $P(t)$ es información que está disponible al tiempo t obtenida mediante las ecuaciones (1) y (2).

Aunque las columnas de $P(t)$ son iguales, las probabilidades de transición están influenciadas indirectamente por el estado inicial a través de $\pi(t-1)$. Esto significa que la matriz $P(t)$ en el tiempo t refleja información acumulada del pasado mediante la evolución de $\pi(t-1)$ y en cada iteración, $P(t)$ incorpora información histórica que regula las trayectorias sociales, lo que introduce una dependencia dinámica en el sistema. Las probabilidades hacia el futuro están influidas por las categorías anteriores, ya que $\pi(t-1)$ conserva memoria de los estados previos.

De hecho, la matriz $P(t)$ es una proyección de $\pi(t-1)$ ajustada por el vector $\theta(t)$, que captura proporciones observadas en el sistema. Por lo tanto, $\theta(t)$ actúa como un mecanismo de corrección o ajuste, alineando las proyecciones del modelo con las observaciones reales. Esto sugiere que $P(t)$ es una herramienta para modelar la redistribución social en términos de proporciones observadas y deseadas. Este tipo de matriz es adecuado cuando el objetivo es proyectar proporciones globales en lugar de modelar transiciones individuales. Esto se debe a que como la matriz de transición $P(t)$ presenta columnas iguales, cada fila de $P(t)$ representa la probabilidad de pasar de un estado actual a los demás estados, pero estas probabilidades no dependen del estado de origen. En otras palabras, todos los individuos tienen la misma distribución futura independientemente de su estado actual. Como resultado, el modelo no captura la movilidad individual: no importa si un individuo se encuentra en pobreza extrema o en la categoría

de no pobres, la probabilidad de terminar en cada categoría en el siguiente periodo es la misma. Sin embargo, sí permite proyectar correctamente la proporción global de la población en cada estado, ya que la distribución global $\pi(t+1)$ se calcula como (4) y la multiplicación por una matriz con columnas iguales produce directamente las proporciones esperadas de la población en cada categoría, independientemente de la trayectoria individual.

Una forma de corroborar la viabilidad y eficiencia del modelo propuesto para las proyecciones es mediante el uso de conjuntos de entrenamiento y prueba. Al tiempo $t = 0$ se dispone de $\pi(0)$, el vector de probabilidades iniciales, que representa el estado inicial de la cadena de Markov. A partir de este punto, para $t \geq 1$, el modelo se entrena utilizando las probabilidades observadas en el conjunto de entrenamiento y se evalúa en el conjunto de prueba correspondiente al tiempo $t + 1$. Se considera que el modelo es adecuado si cumple con los criterios establecidos por una métrica de evaluación que refleje su capacidad para proyectar las probabilidades futuras de manera precisa.

En la evaluación de modelos predictivos, es común utilizar métricas que cuantifiquen la discrepancia entre los valores reales y los valores predichos. Dos de las más empleadas son la Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE) y el Error Absoluto Medio (en inglés *Mean Absolute Error* (MAE)).

El RMSE mide la magnitud promedio del error entre los valores predichos y los valores reales. Se define como:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (\hat{y} - y)^2} \quad (5)$$

donde n es el número total de observaciones, \hat{y} es el vector de valores predichos y y el vector de valores reales correspondientes. Debido al cuadrado de las diferencias, el RMSE otorga un

mayor peso a los errores grandes, lo que lo hace especialmente útil para detectar desviaciones significativas.

Por su parte, el MAE mide la magnitud promedio de los errores en términos absolutos, sin considerar su signo:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum |\hat{y} - y| \quad (6)$$

A diferencia del RMSE, el MAE no eleva al cuadrado los errores, por lo que es más robusto frente a valores atípicos y proporciona una medida más directa del error promedio. En cambio, el RMSE resulta más sensible a grandes discrepancias.

Resultados

Para este análisis se utilizaron datos provenientes de los informes oficiales del CONEVAL correspondientes a los años 2018⁷ y 2022⁸, estos informes se basan en microdatos de la Encuesta Nacional de Ingreso y Gasto de los Hogares (ENIGH). A partir de ellos, se extrajeron las proporciones de la población en cada una de las cinco categorías de pobreza, tanto a nivel nacional como por Entidad Federativa, las cuales sirvieron como insumo para las proyecciones y análisis presentados en esta sección.

Para validar el modelo propuesto, se implementó el siguiente esquema (ver **Tabla 2**): primero, se utilizó un conjunto de datos históricos reales que abarcó de 2008 a 2020 —llamado Calibración—. En este caso, el estado inicial correspondió al año 2008, las transiciones se modelaron entre 2010 y 2018, y la proyección se realizó para el año 2020. Dado que los datos reales de 2020 estaban disponibles, se verificó la precisión del modelo utilizando métricas como RMSE y MAE, confirmando que el modelo era

⁷ Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social. (2018). Análisis de la pobreza 2018. <https://www.coneval.org.mx/Medicion/MP/Paginas/AEpobreza2018.aspx>

⁸ Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social. (2022). Análisis de la pobreza 2022. <https://www.coneval.org.mx/Medicion/MP/Paginas/AEpobreza2022.aspx>

robusto y fiable.

Posteriormente, se aplicó el modelo a otro periodo —llamado Ejemplo—. Aquí, el estado inicial correspondió al año 2016, las transiciones se ajustaron entre 2018 y 2022, y la proyección se extendió al año 2024. Aunque no se cuentan con datos reales para 2024, el buen desempeño del modelo en el periodo anterior permite confiar en que las proyecciones para este año son válidas y consistentes.

El procedimiento de optimización para calcular el ajuste óptimo $\theta(t)$ —Algoritmo 1— fue implementado utilizando la función `optim()` del paquete estadístico R, que es una herramienta para optimización numérica, el cual permitió encontrar los valores de los parámetros que minimizaron el RMSE de la **ecuación (3)**.

Calibración

El año inicial es 2008, por lo que el vector inicial $\pi(0)$ contiene las probabilidades asociadas a las cinco categorías para ese año. Para los años $t = 2010, 2012, 2014, 2016, 2018$, se calculó la dinámica del modelo utilizando la **ecuación (1)**. Posteriormente, la predicción para el año 2020 se obtuvo aplicando la **ecuación (4)**. Dado que para ese año se dispone de datos reales (proporciones observadas de las cinco categorías), fue posible comparar estos valores con los resultados del modelo.

La **Figura 2** permite visualizar los errores porcentuales de las estimaciones de las proporciones de individuos en cada categoría de pobreza, obtenidos como la diferencia absoluta entre el valor real y el estimado, multiplicada por 100. Estos errores se presentan por Entidad Federativa y a nivel nacional, por año y por categoría. Como se puede observar, las estimaciones son satisfactorias en todos los casos, ya que los errores resultan ser muy pequeños.

En la **Figura 3** se presentan los errores porcentuales promedio de las estimaciones por categoría y por año (2010–2018). Estos se

calcularon como la diferencia absoluta entre el valor real y el estimado, multiplicada por 100, y posteriormente promediados sobre las 32 Entidades federativas y el nivel nacional. En general, estos errores se encuentran alrededor de 5×10^{-7} , lo que indica un ajuste muy preciso de las estimaciones.

La **Figura 4** presenta la comparación entre la proporción proyectada y la observada para cada categoría en el 2020, considerando los 33 datos (32 Entidades Federativas y el nivel nacional). Lo que se esperaría es que los pares (\hat{y}, y) (proporción proyectada vs. observada) se ubiquen lo más cerca posible de la línea punteada de 45 grados, lo cual indicaría una mayor precisión del pronóstico. En las cinco categorías se aprecia esta relación cercana entre las proyecciones y los datos reales.

De la **Figura 4** se pueden deducir las siguientes observaciones. En Pobreza Extrema, la mayoría de los estados presentan porcentajes menores al 15%, aunque hay tres estados que alcanzan valores entre el 20% y el 30%. En Pobreza Moderada, los porcentajes de los estados oscilan entre el 20% y el 50%, rango que coincide con las predicciones realizadas. En cuanto a la Vulnerabilidad por Carencias, tanto los datos reales como las predicciones muestran que la mayoría de los estados tienen porcentajes entre el 20% y el 35%. En la categoría de Vulnerabilidad por Ingresos, ningún estado supera el 15%, y esta característica también se refleja en las predicciones. Finalmente, en la categoría de No Pobre, se observa una amplia variabilidad en los porcentajes de las Entidades Federativas, que van desde aproximadamente el 10% hasta el 40% en los datos reales, mientras que las estimaciones abarcan un intervalo de entre el 6% y el 42%.

En términos sociales, los datos revelan un panorama diverso y complejo sobre la distribución de la pobreza y las vulnerabilidades en las Entidades Federativas de México en 2020. La baja proporción de población en Pobreza

Extrema en la mayoría de los estados resulta alentadora, ya que refleja una menor incidencia de las condiciones más críticas de carencias; sin embargo, la presencia de Entidades con porcentajes significativamente más altos evidencia severas desigualdades regionales persistentes. La amplia variabilidad en los porcentajes de Pobreza Moderada y Vulnerabilidad por Carencias señala que una proporción considerable de la población sigue enfrentando dificultades importantes, aunque en niveles menos graves que la pobreza extrema. Esto podría reflejar problemas estructurales en el acceso a servicios básicos como salud, educación o vivienda en distintas regiones. La categoría de Vulnerabilidad por Ingresos, en la que ningún estado supera el 15%, muestra que, aunque la vulnerabilidad económica es menos generalizada, sigue existiendo un riesgo significativo para algunos sectores de la población la cual, con fluctuaciones económicas o crisis inesperadas, podrían caer en pobreza. Finalmente, la categoría de No Pobre destaca una marcada desigualdad entre estados. Aunque algunos tienen una proporción relativamente alta de población que no se encuentra en situación de pobreza o vulnerabilidad, hay otros donde esta proporción es mucho menor, lo que refleja disparidades socioeconómicas considerables.

En la **Tabla 3** se presentan el RMSE (**ecuación (5)**) y MAE (**ecuación (6)**) de la predicción 2020 para las cinco categorías. Como los datos son proporciones, los valores de la tabla nos indican que estos errores son bastante pequeños, indicando un buen desempeño. En general, errores menores a 0.05 (5%) en términos de RMSE y MAE suelen considerarse pequeños en modelos probabilísticos o escalas relativas. El RMSE es ligeramente mayor que el MAE en todas las categorías. Esto es esperable porque el RMSE penaliza los errores grandes de forma más significativa debido al cuadrado. La diferencia moderada entre ambos sugiere que no hay errores extremadamente grandes en las estimaciones. Los

errores para las categorías Vulnerable Carencias y No Pobre son más altos que para las otras categorías. Esto podría indicar que el modelo tiene más dificultad para estimar correctamente estas categorías. Tal vez estas categorías son más complejas o tienen más solapamiento con otras.

Ejemplo

En la subsección anterior se pudo verificar que la propuesta de modelación es válida, teniendo un error pequeño. Luego, dada la nueva metodología del CONEVAL, se evaluó nuestro modelo para los datos del 2016-2022. El vector inicial está dado por las proporciones obtenidas en el 2016. Se calculó la **ecuación (1)** para los años 2018-2022 y finalmente, se calculó la proyección para el 2024 usando la **ecuación (4)**.

Los errores porcentuales promedio por año y por categoría para el periodo 2018-2022 se muestran en la **Figura 5**. Los resultados confirman que, en general, los errores de estimación permanecen en niveles bajos.

A nivel nacional, los porcentajes en cada categoría del 2016 al 2022 y la proyección del 2024 se presentan en la **Figura 6**. Los cambios en la proporción de las categorías de la pobreza en México nos deja ver la poca capacidad que han tenido las políticas públicas para revertir los defectos estructurales del país. Lo primero que se debe resaltar es que las categorías de Pobreza Extrema, Pobreza Moderada y Vulnerable por Ingresos, representan a la porción de la población cuyo ingreso mensual no rebasa el precio de una canasta alimentaria cuyo valor oscila entre los 75 y 100 dólares⁹, dichas categorías representan al menos el 50% de la población para los periodos que van del 2016-2020. Vale la pena observar que la Pobreza Extrema prácticamente no ha tenido variaciones importantes, únicamente un aumento de casi 2 puntos porcentuales de 2018 a 2020

⁹ Según CONEVAL el precio de una canasta alimentaria urbana en 2016 era de \$1,330.31, en 2018 \$1,556.24, en 2020 \$1,666.25 y en 2022 de \$2,124.70. <https://blog.coneval.org.mx/2023/07/11/valor-de-la-canasta-alimentaria-junio-2023/>

a causa de la pandemia. Sin embargo, en el otro extremo las personas No pobres y no vulnerables aumentaron su proporción para 2022 pasando de 23 a 27%, lo cual nos indicaría un beneficio en la resolución de carencias sociales para 4% de la población, para posteriormente volver a disminuir 2% en 2024.

En la **Figura 7** se presentan las proyecciones para el 2024 de las proporciones por cada Entidad Federativa y la nacional para cada categoría.

Las Entidades Federativas con mayores niveles de Pobreza Extrema están principalmente en el sur y sureste del país, regiones históricamente más marginadas (ver **Tabla 4**). Las Entidades con menor pobreza extrema corresponden a estados del norte y centro del país, que suelen tener economías más diversificadas y desarrolladas.

Similar a la Pobreza Extrema, los estados con mayores niveles de Pobreza Moderada están principalmente en el sur y centro del país, aunque también incluye estados como Tlaxcala y Puebla que presentan un desarrollo intermedio. Los estados con menor Pobreza Moderada son del norte y noreste, áreas que suelen tener una economía más industrializada y acceso a mejores infraestructuras. Los estados con mayor Vulnerabilidad por Carencias muestran disparidad. Algunos como Baja California y Baja California Sur son económicamente más desarrollados, pero enfrentan carencias en áreas como salud, educación y vivienda. Los estados con menor Vulnerabilidad por Carencias indican que, a pesar de tener un bajo nivel de carencias, todavía enfrentan desafíos en el acceso a servicios básicos en algunas regiones. Los estados con mayor Vulnerabilidad por Ingreso están en el norte y noreste, lo que puede ser reflejo de una desigualdad interna entre las zonas urbanas e industriales y las rurales en esos estados. Los estados con menor Vulnerabilidad por Ingresos corresponden a Entidades del sur, tradicionalmente con menos acceso a empleos de alta remuneración. Los estados con mayores

proporciones de personas en la categoría de No Pobres se concentran en el norte y centro, regiones con economías más fuertes, mayor acceso a empleo formal y mejores niveles educativos. Las Entidades con menor proporción en la categoría de No Pobres siguen correspondiendo a las regiones más desfavorecidas y de pobreza, lo que refleja las disparidades entre el sur y el norte del país.

El patrón común en las Entidades con mayores problemas de pobreza y vulnerabilidad está claramente distribuido entre el sur y sureste del país, mientras que las Entidades con mejores indicadores socioeconómicos se encuentran principalmente en el norte y centro, áreas más industrializadas y con un mayor acceso a servicios públicos de calidad. Esto sugiere que las políticas de desarrollo deben seguir enfocándose en la reducción de la desigualdad, promoviendo la mejora de infraestructura, educación y salud en las regiones más rezagadas.

Los resultados de las proyecciones ponen de manifiesto que en las regiones con mayor pobreza persistente existe una reducida probabilidad de movilidad hacia categorías socioeconómicas superiores. Este hallazgo sugiere que las políticas sociales deben trascender el enfoque asistencial inmediato y orientarse hacia la construcción de condiciones estructurales que permitan romper los ciclos de transmisión intergeneracional de la pobreza. En este sentido, se vuelve indispensable impulsar estrategias de focalización territorial que prioricen recursos en aquellas zonas donde las trayectorias muestran mayor riesgo de estancamiento, así como diseñar políticas integrales que combinen transferencias económicas con acceso efectivo a educación de calidad, servicios de salud y oportunidades de empleo formal. Asimismo, la incorporación de herramientas de proyección, como la aquí propuesta, ofrece un marco analítico que facilita el monitoreo anticipado de los riesgos de inmovilidad social, permitiendo ajustar de

manera oportuna las intervenciones y avanzar hacia políticas más preventivas y sostenibles.

Conclusiones

En este trabajo se desarrolló un modelo estocástico basado en cadenas de Markov no homogéneas para analizar y proyectar las probabilidades asociadas a las cinco categorías de pobreza definidas por el CONEVAL en México. Los resultados obtenidos permiten no sólo pronosticar las proporciones futuras de estas categorías, sino también entender cómo las transiciones entre ellas reflejan dinámicas de movilidad social.

Este enfoque permitió calibrar las probabilidades de transición mediante datos observados, asegurando una adecuada correspondencia entre las proyecciones del modelo y las proporciones reales. A diferencia de los modelos homogéneos, la dependencia de la matriz $P(t)$ respecto al estado inicial $\pi(t-1)$ garantiza que las proyecciones reflejen una dinámica histórica, incorporando la información disponible para ajustar las trayectorias sociales hacia un equilibrio óptimo.

Las proyecciones para 2024 revelan patrones regionales distintivos: la Pobreza Extrema se concentra en estados del sur como Chiapas, Guerrero y Oaxaca, mientras que la Pobreza Moderada destaca en Entidades como Tlaxcala y Puebla. Por otro lado, las mayores proporciones de población Vulnerable por carencias sociales se ubican en Baja California, Nayarit y Michoacán, mientras que los Vulnerables por ingreso predominan en estados del norte como Coahuila y Nuevo León. Finalmente, las proporciones más altas de población No pobre y no vulnerable se registran en estados como Nuevo León, Chihuahua y la Ciudad de México. Estas proyecciones resaltan la importancia de considerar las dinámicas de pobreza y movilidad social como un fenómeno regionalmente heterogéneo, lo que subraya la necesidad de

diseñar políticas públicas focalizadas.

Un aspecto importante por considerar es que el modelo propuesto se centra en la dinámica estocástica de las proporciones de pobreza y movilidad social a partir de series históricas, sin incorporar explícitamente factores estructurales que pueden modificar de manera significativa dichas trayectorias. Elementos como la implementación de nuevas políticas públicas, los cambios en el entorno macroeconómico, o choques externos imprevistos -por ejemplo, la pandemia de COVID-19- no son capturados directamente en las matrices de transición, lo que puede generar sesgos en las proyecciones. En este sentido, las estimaciones deben interpretarse como un escenario de evolución bajo condiciones de estabilidad relativa, y no como predicciones deterministas. La inclusión futura de variables estructurales permitiría enriquecer el análisis y aumentar la capacidad del modelo para reflejar contingencias económicas y sociales que inciden en la movilidad de la población.

Figura 1
Esquema de la pobreza según CONEVAL

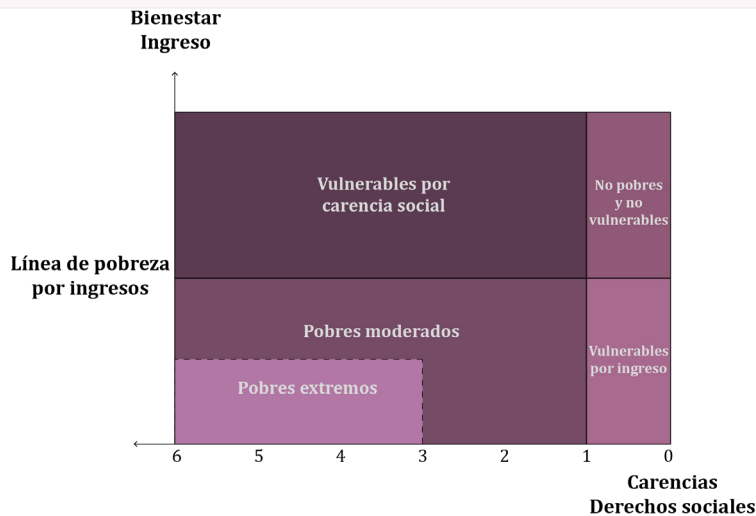


Figura 2
Errores porcentuales de las estimaciones de las proporciones de individuos en cada categoría de pobreza, calculados como la diferencia absoluta entre el valor real y el estimado, multiplicada por 100, para cada Entidad Federativa y a nivel nacional, por año y por categoría

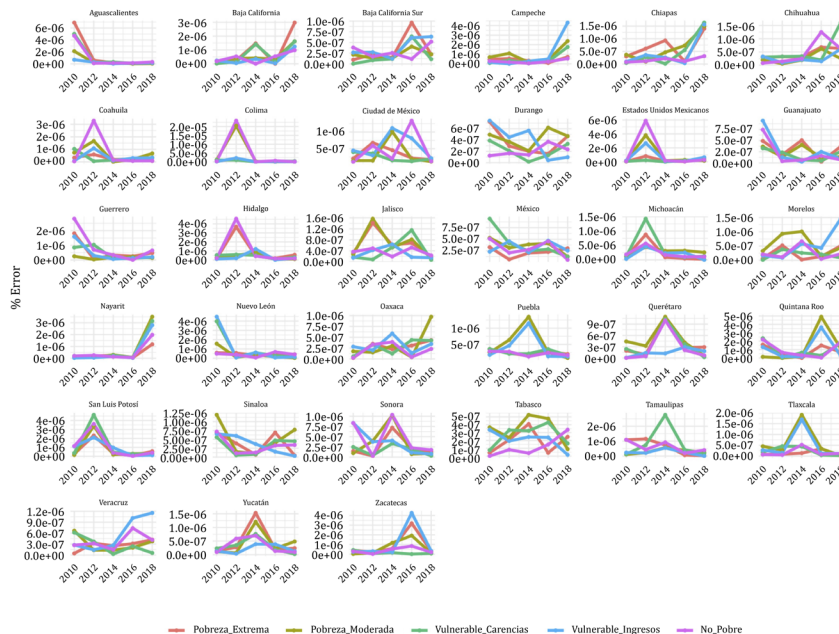
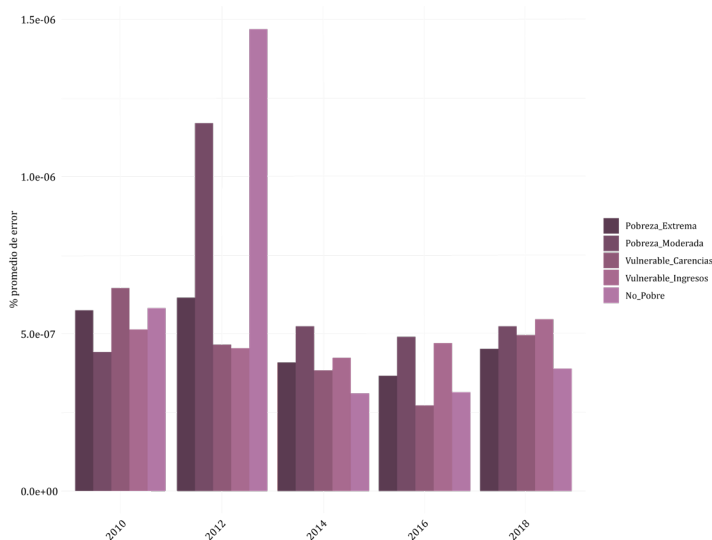


Figura 3

Errores porcentuales promedio de las estimaciones de las proporciones de individuos en cada categoría de pobreza, calculados como la diferencia absoluta entre el valor real y el estimado, multiplicada por 100, y promediados sobre las 32 Entidades Federativas y el nivel nacional, por año y por categoría (2010–2018)

**Figura 4**

Comparación entre las proporciones reales y proyectadas en el 2020 de cada categoría

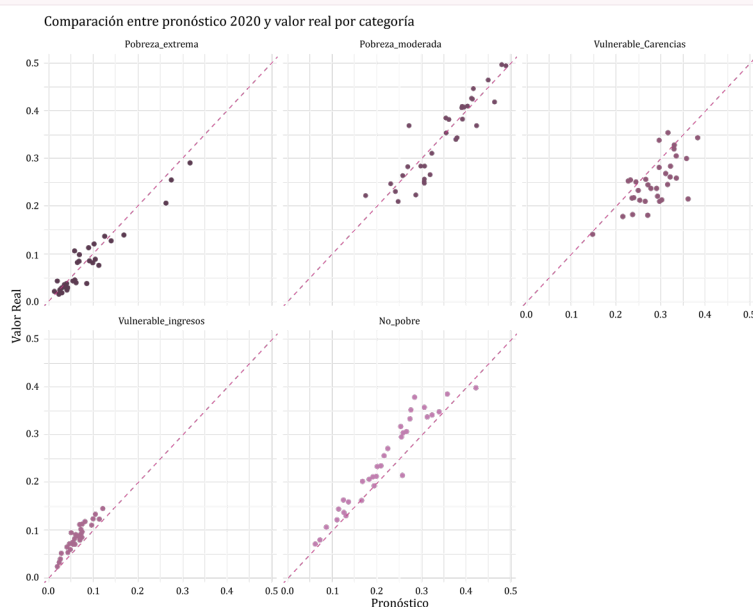


Figura 5
Errores porcentuales promedio por año (2018–2022) y por categoría

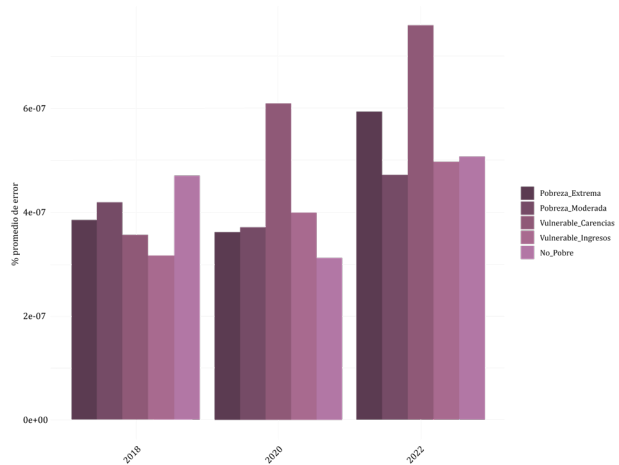


Figura 6
Evolución porcentual de cada categoría a nivel nacional (2016–2022: datos observados; 2024: proyección)

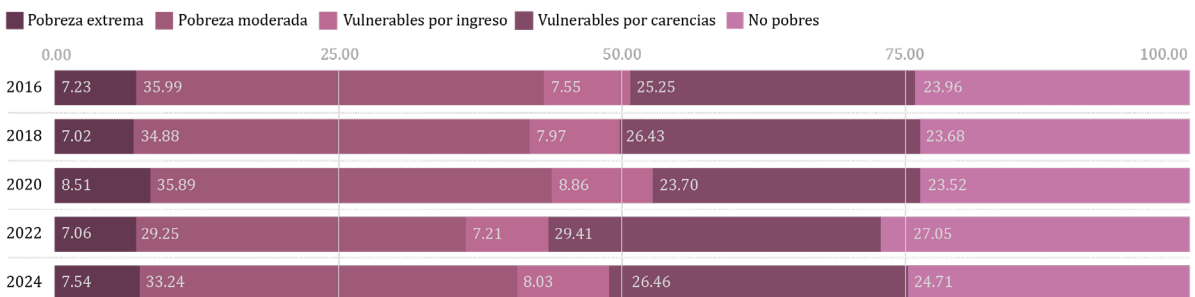


Figura 7
Proyección de las proporciones para el 2024 de las cinco categorías de la pobreza para las Entidades Federativas y la nacional

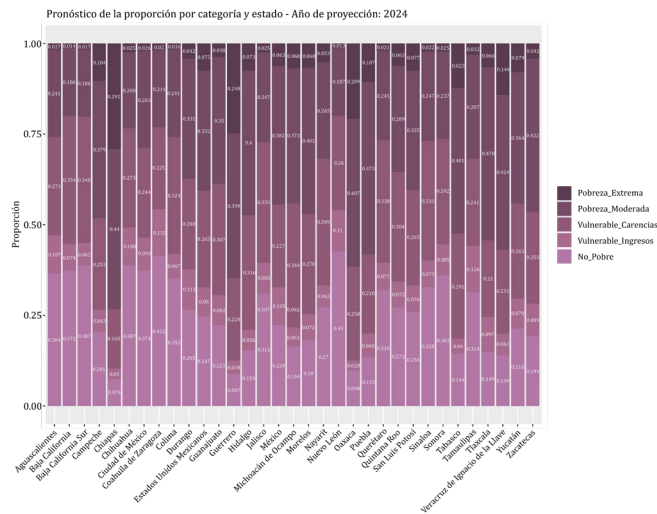


Tabla 1
Aproximación metodológica y principales conclusiones de literatura sobre movilidad social

Artículo	Objetivo	Modelo	Conclusiones
A stochastic model of social mobility (McGinnis, 1968)	Proponer un modelo estocástico de movilidad social	Cadenas de Markov con uso de axioma adicional de movilidad.	Se necesita trabajar en la caracterización de la conducta limitante como función de las condiciones iniciales. Se deberían tomar en cuenta otras variables además de la edad tales como la posición en la familia, y ciclo de vida. El modelo presentado necesita refinamientos.
Assumptions of social mobility research in the US: The case of occupational status (Featherman et al., 1975)	Examinar las bases teóricas y empíricas del ordenamiento de los roles ocupacionales en el mundo.	Análisis de correlación canónica entre movilidad ocupacional y variables socioeconómicas.	La estratificación ocupacional se manifiesta socioeconómicamente y es el componente principal de la movilidad ocupacional.
Comparative social mobility revisited: Models of convergence and divergence in 16 countries (Grusky & Hauser, 1984)	Analizar la participación de variables exógenas en la movilidad social (modelo de industrialización, democracia, desigualdad en el ingreso y matrícula escolar).	Comparación de dos modelos de movilidad social: independencia condicional del estrato del padre y del hijo y de movilidad cuasi perfecta. Modelos lineales logarítmicos, logit (regresión logística) y logit multiplicativa.	Hay una similitud en la movilidad y la inmovilidad entre países, pero las variables exógenas explican diferencias sistemáticas entre países. La industrialización y la educación tienen efectos débiles sobre la movilidad.

Tabla 1 (continuación)

Aproximación metodológica y principales conclusiones de literatura sobre movilidad social

Artículo	Objetivo	Modelo	Conclusiones
Intergenerational class mobility in comparative perspective (Ganzeboom <i>et al.</i> , 1989)	Analizar la movilidad ocupacional intergeneracional de 35 países.	Modelos logit multiplicativos de asociación de escalas.	Los patrones de movilidad ocupacional intergeneracional no son constantes. Existen patrones de movilidad semejantes entre países respecto a las clases ocupacionales. Aproximadamente un tercio de la varianza en la movilidad es atribuible a las diferencias sociales.
Individual level models for mobility tables and other crossclassifications (Breen, 1994)	Analizar el efecto de la edad en la movilidad de clase para determinar si el hecho de no tener en cuenta la edad en las tablas de movilidad intergeneracional falsea las conclusiones sobre la fluidez social.	Modelo Logit condicional de McFadden	Los varones de cualquier clase social que proceden de las clases bajas tienen probabilidades de volver a esta en su transcurso de vida. Los hombres jóvenes de clase media tienen muchas probabilidades de permanecer en dicha clase, pero al aumentar su edad esta disminuye drásticamente (efecto ciclo de vida). Hay pocas probabilidades de que un hombre joven sea un pequeño burgués. La mayor probabilidad de que un hombre sea pequeño burgués es que haya nacido en esa clase.
Intragenerational mobility and mortality in Oslo: Social selection versus social causation (Claussen <i>et al.</i> , 2005)	Analizar la forma en que el estado de salud influye en la movilidad social ascendente y descendente en Oslo.	Regresión logística basada en las variables ocupación, tasa de mortalidad y movilidad social	En promedio los hombres tienen tasas de mortalidad más próximas a las de su clase de destino que a su clase de origen. Los individuos con movilidad ascendente se ven afectados por los patrones de mortalidad de su clase de origen.
Class, race and social mobility in Brazil (CostaRibeiro, 2007)	Analizar la desigualdad de oportunidades de movilidad y transiciones educativas entre personas blancas, morenas y negras en Brasil.	Modelos lineales logarítmicos y logit multinomial condicional.	Correlación entre clase de origen y transiciones educativas. Los resultados indican que, para los individuos de origen social más bajo, la desigualdad de oportunidades está marcada significativamente por las diferencias raciales.
Historical studies of social mobility and stratification (Van Leeuwen & Maas, 2010)	Revisión de estudios históricos sobre movilidad social y sus determinantes.	Comúnmente se usan modelos lineales logarítmicos. Modelos multinivel para relacionar los cambios intergeneracionales.	Comúnmente se usa la ocupación como forma de entender la movilidad social. La falta de encuestas con este propósito limita la investigación en esta temática.
Social mobility in 20 modern societies: The role of economic and political context (Yaish & Andersen, 2012)	Evaluar las diferencias transnacionales en la movilidad social a través de características individuales: asociación neta entre la situación profesional de los encuestados y la de sus padres; y de características colectivas: desarrollo económico, desigualdad de ingresos, inmigración y régimen político.	Modelos multinivel de datos a nivel individual combinados con datos de nivel nacional procedentes de diversas fuentes oficiales.	La movilidad social varía de un país a otro, esta variación es en gran medida sistemática en relación con la industrialización del país. La variación transnacional de la movilidad social esta positivamente asociada al desarrollo económico. Hay una relación positiva entre la tasa de movilidad social y el nivel de migración y un pasado comunista.

Tabla 1 (continuación)

Aproximación metodológica y principales conclusiones de literatura sobre movilidad social

Artículo	Objetivo	Modelo	Conclusiones
Economics of Human Development and Social Mobility (Heckman & Mosso, 2014)	Revisión de literatura en economía sobre aspectos sociales de los primeros años de vida de las personas y el efecto que tienen en la vida adulta.	Modelo econométrico dinámico de espacio de estados de ciclo vital compuesto por las aptitudes, la tecnología para producirlas, las preferencias y la influencia familiar.	El entorno familiar durante los primeros años de vida y la crianza de los hijos son factores determinantes de la movilidad social porque conforman la base de competencias a lo largo de toda la vida.
How much scope for a mobility paradox? The relationship between social and income mobility in Sweden (Breen <i>et al.</i> , 2016)	Analizar la relación empírica entre el ingreso y la movilidad social con la desigualdad.	Modelo logit basado en los esquemas de la clase social de EriksonGoldthorpe y el ocupacional o de micro clases de movilidad social.	La fluidez social y la movilidad de los ingresos están relacionadas positivamente, pero esta relación depende de la variación de otras circunstancias, concretamente del grado en que la clase y los ingresos se asocian entre padres e hijos, y del grado de similitud en las distribuciones de orígenes y destinos.
Intergeneration social mobility as a Markov process (Spaseski & Hasanovic, 2016)	Generar un modelo para medir la movilidad social	Cadenas de Markov construidas a partir de probabilidades de transición entre clases sociales en Gran Bretaña	Las cadenas de Markov pueden ser útiles para describir la probabilidad de movilidad social, así como su convergencia en un punto estacionario (inmovilidad intergeneracional).
Still looking for the land of opportunity: Regional differences in social Mobility in Mexico (Vélez <i>et al.</i> , 2018)	Generar mediciones desagregadas a nivel estatal de México para medir la movilidad relativa entre dos generaciones en términos de un índice de riqueza.	Método de análisis de correspondencia múltiple para estimar tasas relativas de movilidad mediante matrices de transición del índice de riqueza.	Existe heterogeneidad en los patrones de movilidad intergeneracional en México, debido principalmente a la ubicación geográfica y al grado de urbanización de los estados que conforman al país.
Revisiting Markov models of intragenerational social mobility (Venkatachalapathy, 2020)	Generalización de modelos estocásticos de movilidad ocupacional en tiempo y espacio continuo, introducidos en sociología con el objetivo de desarrollar modelos computacionales de movilidad social y económica bajo restricciones socioeconómicas.	Introducción de mecanismos sociales que implican la interacción entre los agentes y su entorno a la modelación de sistemas dinámicos estocásticos y ecuaciones diferenciales parciales.	Los modelos de tiempo de primer paso (FTP), pueden ser útiles para entender la dinámica de la movilidad y la salida de la pobreza. Los modelos son capaces de captar aspectos clave de la dinámica de la movilidad. Las medidas FPT son una de las varias medidas matemáticas utilizadas para describir las difusiones y otros procesos de Markov.
Multigenerational social mobility: A demographic approach (Song, 2021)	Introducción de un enfoque demográfico para el estudio de la movilidad social multigeneracional, incorporando los mecanismos demográficos en modelos estadísticos de movilidad social.	Integra procesos demográficos (natalidad, mortalidad, emparejamiento) en modelos de movilidad multigeneracional usando Cadenas de Markov.	La introducción de variables demográficas, así como los cambios sociales generacionales ayudan a modelar mejor la estratificación social y la movilidad, así como para comprender mejor los mecanismos sociales que rigen la continuidad y los cambios dentro de las familias, las dinastías y las poblaciones.

Tabla 1 (continuación)

Aproximación metodológica y principales conclusiones de literatura sobre movilidad social

Artículo	Objetivo	Modelo	Conclusiones
Social mobility, past, present and future (Eyles <i>et al.</i> , 2022)	Proporcionar estimaciones actualizadas sobre la persistencia intergeneracional de la movilidad social para una serie de medidas para las cohortes más recientes, así como evaluar las perspectivas para las generaciones futuras.	Análisis longitudinal de movilidad social en Reino Unido, con énfasis en educación, vivienda y desigualdad postpandemia.	Las pruebas sugieren que, al menos hasta ahora, el sistema educativo en general no ha logrado actuar como gran nivelador social. Siguen existiendo grandes diferencias según el origen en cuanto a las posibilidades de ascender en la escala de ingresos, acabar en una clase social más alta u obtener un título universitario. En términos de movilidad social absoluta, los datos sugieren que la movilidad ascendente ha sido sustituida por una era moderna de oportunidades en declive y movilidad ascendente más limitada.
A tale of two transitions: Mobility dynamics in China and Russia after central planning (Butaeva <i>et al.</i> , 2025)	Hacer una comparación entre China y Rusia sobre su movilidad intergeneracional bajo dos regímenes económicos: la planificación centralizada y la economía de mercado.	Cadenas de Markov centradas en la movilidad de clase entre padres e hijos, en el entendido que las generaciones están ligadas a dos formas económicas bien diferenciadas.	La probabilidad de que los niños cambien de clase educativa es sustancialmente mayor en China (52–53%) que en Rusia (45–46%). En el caso de Rusia, alrededor del 57–68% de la movilidad global también es atribuible a cambios en la estructura educativa. China muestra una movilidad menor que Rusia en estado estacionario, ya que los niños cambian de clase educativa con una probabilidad del 19–27% en China, frente al 42% en Rusia. En cuanto a la movilidad ocupacional, observamos que la movilidad general es ligeramente superior en China (57–58%) que en Rusia (54–57%).

Tabla 2

Esquema de análisis de los datos

Datos		Calibración	Ejemplo
Conjunto de entrenamiento	Estado inicial	2008	2016
	Transiciones	2010-2018	2018-2022
Conjunto de prueba (proyección)		2020	2024

Tabla 3

Valores de RMSE y MAE por categoría de la proyección 2020

Categoría	RMSE	MAE
Pobreza Extrema	0.022	0.018
Pobreza Moderada	0.036	0.028
Vulnerable Carencias	0.053	0.044
Vulnerable Ingresos	0.023	0.021
No Pobre	0.038	0.031

Tabla 4

Entidades Federativas con mayor y menor proporción en cada categoría de la pobreza para el 2024

Categoría	Mayor proporción	Menor proporción
Pobreza Extrema	Chiapas, Guerrero, Oaxaca, Veracruz, Tabasco	Nuevo León, Baja California, Colima, Baja California Sur, Aguascalientes
Pobreza Moderada	Tlaxcala, Puebla, Chiapas, Veracruz, Zacatecas	Baja California, Baja California Sur, Nuevo León, Chihuahua, Coahuila
Vulnerables por Carencias	Baja California, Nayarit, Baja California Sur, Michoacán, Querétaro	Chiapas, Tlaxcala, Puebla, Coahuila, EdoMex
Vulnerables por Ingreso	Coahuila, Tamaulipas, Durango, Nuevo León, Chihuahua	Oaxaca, Chiapas, Guerrero, Tabasco, Michoacán
No Pobres	Nuevo León, Coahuila, Baja California Sur, Chihuahua, Ciudad de México, Baja California, Aguascalientes	Chiapas, Guerrero, Oaxaca, Puebla, Veracruz, Tabasco

Referencias

- Aguilar-Cruz, F., & Pérez-Mendoza, J. S. (2017). Movilidad Social en México. La educación como indicador de desarrollo y calidad de vida. *Opción*, 33(84), 664-697. <https://www.redalyc.org/journal/310/31054991024/>
- Blumen, I., Kogan, M., & McCarthy, P. J. (1955). *The industrial mobility of labor as a probability process*. Ithaca, NY: Cornell University. (Cornell studies in industrial and labor relations, v. 6). Disponible en University Microfilms (1971).
- Breen, R. (1994). Individual level models for mobility tables and other cross-classifications. *Sociological Methods & Research*, 23(2), 147-173. DOI: [10.1177/0049124194023002001](https://doi.org/10.1177/0049124194023002001)
- Breen, R., Mood, C., & Jonsson, J. O. (2016). How much scope for a mobility paradox? The relationship between social and income mobility in Sweden. *Sociological Science*, 3, 39-60. DOI: [10.15195/v3.a3](https://doi.org/10.15195/v3.a3)
- Butaeva, K., Chen, L., Durlauf, S. N., & Park, A. (2025). A tale of two transitions: Mobility dynamics in China and Russia after central planning. *BFI Working Paper* (2025-110). https://bfi.uchicago.edu/wp-content/uploads/2025/08/BFI_WP_2025-110.pdf
- Ciaschi, M., Serrano, J., Neidhöfer, G. (2025). Educational and income mobility in Mexico: Early gains, recent challenges. *Documento de trabajos* (06/2025). (Accessed: 2025-08-29). Centro de Estudios Espinosa Yglesias (CEEY). <https://ceey.org.mx/wp-content/uploads/2025/06/06-Ciaschi-et-al-2025.pdf>
- Claussen, B., Smits, J., Naess, Ø., & Smith, G. D. (2005). Intragenerational mobility and mortality in Oslo: Social selection versus social causation. *Social Science and Medicine*, 61(12), 2513-2520. DOI: [10.1016/j.socscimed.2005.04.045](https://doi.org/10.1016/j.socscimed.2005.04.045)
- Centro de Estudios Espinosa Yglesias. (s.f.). *Movilidad social*. Centro de Estudios Espinosa Yglesias. <https://ceey.org.mx/movilidad-social/>
- Centro de Estudios Espinosa Yglesias. (2019). *Informe de movilidad social en México 2019*. Centro de Estudios Espinosa Yglesias. <https://ceey.org.mx/informe-de-movilidad-social-Mexico-2019/>
- Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social. (2018). *Análisis de la pobreza 2018*. Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social. <https://www.coneval.org.mx/Medicion/MP/Paginas/AEpobreza2018.aspx>
- Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social. (2022). *Análisis de la pobreza 2022*. Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social. <https://www.coneval.org.mx/Medicion/MP/Paginas/AEpobreza2022.aspx>
- CONEVAL. (2008). Metodología para la medición multidimensional de la pobreza en México. 3 ed. México: CONEVAL. <https://www.coneval.org.mx/Medicion/MP/Paginas/Metodologia.aspx>
- CONEVAL. (2018). *Nota técnica sobre la medición multidimensional de la pobreza, 2018-2020* [Consultado el 5 de diciembre de 2024]. https://www.coneval.org.mx/Medicion/MP/Documents/MMP_2018_2020/Notas_pobreza_2020/Nota_tecnica_medicion_multidimensional_de_la_pobreza_2018_2020.pdf
- CONEVAL. (2020a). *Medición de la pobreza: Glosario* [Consultado el 5 de diciembre de 2024]. <https://www.coneval.org.mx/Medicion/Paginas/Glosario.aspx>
- CONEVAL. (2020b). *Medición de la pobreza: Pobreza en México*. [Consultado el 5 de diciembre de 2024]. <https://www.coneval.org.mx/Medicion/Paginas/PobrezaInicio.aspx>
- Costa-Ribero, C. A. (2007). Class, race, and social mobility in Brazil. *Dados*, 3(se), 1-29. http://socialsciences.scielo.org/scielo.php?pid=S0011-52582007000100008&script=sci_arttext
- El Colegio de México. (s.f.). *Movilidad social*

- en México. El Colegio de México. <https://movilidadsocial.colmex.mx/>
- Eyles, A., Major, L. E., & Machin, S. (2022). *Social mobility – past, present and future*. London: The Sutton Trust. <https://www.suttontrust.com/wp-content/uploads/2022/06/Social-Mobility-%E2%80%93-Past-Present-and-Future.pdf>
- Featherman, D. L., Jones, F. L., & Hauser, R. M. (1975). Assumptions of social mobility research in the U.S.: The case of occupational status. *Social Science Research*, 4(4), 329-360. DOI: [10.1016/0049-089X\(75\)90002-2](https://doi.org/10.1016/0049-089X(75)90002-2)
- Ganzeboom, H. B. G., Luijkx, R., & Treiman, D. J. (1989). Intergenerational class mobility in comparative perspective. *Research in Social Stratification and Mobility*, 8, 3-84. <https://research.tilburguniversity.edu/en/publications/intergenerational-class-mobility-in-comparativeperspective>
- Ginsberg, R. B. (1971). Semi-Markov processes and mobility. *Journal of Mathematical Sociology*, 1(2), 233-262. DOI: [10.1080/0022250X.1971.9989799](https://doi.org/10.1080/0022250X.1971.9989799)
- Ginsberg, R. B. (1972). Critique of probabilistic models: Application of the Semi-Markov model to migration. *Journal of Mathematical Sociology*, 2(1), 63-82. DOI: [10.1080/0022250X.1972.9989803](https://doi.org/10.1080/0022250X.1972.9989803)
- Goldthorpe, J. H. (2016). Social class mobility in modern Britain: changing structure, constant process. *Journal of the British Academy*, 4(89-111). https://www.thebritishacademy.ac.uk/documents/1060/05_Goldthorpe_1825.pdf
- Grusky, D. B., & Hauser, R. M. (1984). Comparative social mobility revisited: Models of convergence and divergence in 16 countries. *American Sociological Review*, 49(1), 19-38. DOI: [10.2307/2095555](https://doi.org/10.2307/2095555)
- Heckman, J., & Mosso, S. (2014). The economics of human development and social mobility. *Annual Review of Economics*, 6, 689-733. DOI: [10.1146/annurev-economics-080213-040753](https://doi.org/10.1146/annurev-economics-080213-040753)
- Instituto Mexicano para la Competitividad. (2019). *Informe movilidad social México 2019 (vía CEEY)*. Instituto Mexicano para la Competitividad. <https://imco.org.mx/informe-movilidad-social-Mexico-2019-via-ceey/>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2016). *Encuesta intercensal 2015: Movilidad y migración social*. Principales resultados. Sistema Nacional de Información Estadística y Geográfica. https://www.snieg.mx/Documentos/Demografico/sesiones/doc_12017/5_MMS_2016_Principalesresultados.pdf
- McGinnis, R. (1968). A stochastic model of social mobility. *American Sociological Review*, 33(5), 712-722. DOI: [10.2307/2092882](https://doi.org/10.2307/2092882)
- Messmacher Linartas, M. (2000). Desigualdad Regional en México. El efecto del TLCAN y otras reformas estructurales. *Documento de investigación*. (2000-4). Banco de México, Dirección General de Investigación Económica. <https://www.banxico.org.mx/publicaciones-y-prensa/documentos-de-investigacion-del-banco-de-mexico/%7BADD2ECA6-2BF7-8AF0-7A1C-4F7A34B525BC%7D.pdf>
- Rincón, L. (2007). *Introducción a los procesos Estocásticos*. UNAM, Facultad de Ciencias, Departamento de Matemáticas. <http://lya.fciencias.unam.mx/lars/libros/procesos.pdf>
- Rojas Aguilar, J. L. (2014). Modelando la pobreza multidimensional: un análisis estocástico. *European Scientific Journal*, 10(4), 54-69. <https://eujournal.org/index.php/esj/article/view/2681/2533>
- Singer, B., & Spilerman, S. (1973). Social mobility models for heterogeneous populations. *Sociological methodology*, 5, 356-401. DOI: [10.2307/270841](https://doi.org/10.2307/270841)
- Singer, B., & Spilerman, S. (1976). The representation of social processes by Markov models. *American Journal of Sociology*, 82(1), 1-54. DOI: [10.1086/226269](https://doi.org/10.1086/226269)

- Song, X. (2021). Multigenerational social mobility: A demographic approach [Tesis doctoral, University of Pennsylvania]. <https://repository.upenn.edu/bitstreams/e911e661-2532-453c-ba42-0ac7f3ad3e44/download>
- Sorokin, P. A. (1927). *Social mobility*. New York: Harper & Brothers.
- Sorokin, P. A. (1953). Estratificación y movilidad social. *Revista mexicana de sociología*, 15(1), 83-117. DOI: [10.2307/3537850](https://doi.org/10.2307/3537850)
- Sorokin, P. A. (1954). Segunda parte. Movilidad social. Capítulo VII: Movilidad social, sus formas y fluctuación. *Revista Mexicana de sociología*, 16(2), 279-310.
- Spaseski, N., & Hasanovic, I. (2016). Intergeneration social mobility as a Markov process. *Southeast Europe Journal of Soft Computing*, 5(2), 34-37. DOI: [10.21533/scjournal.v5i2.123](https://doi.org/10.21533/scjournal.v5i2.123)
- Spilerman, S. (1972). The analysis of mobility processes by the introduction of independent variables into a Markov chain. *American Sociological Review*, 37(3), 277-294. DOI: [10.2307/2093468](https://doi.org/10.2307/2093468)
- Van Leeuwen, M. H. D., & Maas, I. (2010). Historical studies of social mobility and stratification. *Annual Review of Sociology*, 36, 429-451. DOI: [10.1146/annurev.soc.012809.102635](https://doi.org/10.1146/annurev.soc.012809.102635)
- Vélez, R., Stabridis, O., & Minor, E. (2018). Still looking for the land of opportunity: Regional differences in social mobility in Mexico. Sobre México. *Temas de Economía*, 4(1), 54-69. <http://ri.iberro.mx/handle/ibero/4778>
- Venkatachalapathy, R. (2020). Revisiting Markov Models of Intragenerational Social Mobility. En T. Carmichael & Z. Yang (Eds.), *Proceedings of the 2018 Conference of the Computational Social Science Society of the Americas* (pp. 133-144). Cham, Switzerland: Springer Nature. DOI: [10.1007/978-3-030-35902-7](https://doi.org/10.1007/978-3-030-35902-7)
- Wright, E. O. (1997). *Class counts: Comparative studies in class analysis*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Yaish, M., & Andersen, R. (2012). Social mobility in 20 modern societies: The role of economic and political context. *Social Science Research*, 41(3), 527-538. DOI: [10.1016/j.ssresearch.2011.12.001](https://doi.org/10.1016/j.ssresearch.2011.12.001)