



Medición de la pobreza multidimensional en México mediante un análisis bibliométrico y de ecuaciones estructurales

Measuring multidimensional poverty in Mexico using bibliometric and structural equation analysis

Víctor Hugo Bañuelos García¹, Flor de María García Martínez²,
Blanca Isabel Llamas Félix³, Reina Margarita Vega Esparza⁴

¹ Unidad Académica de Contaduría y Administración, Universidad Autónoma de Zacatecas, México.

² Unidad Académica de Psicología, Universidad Autónoma de Zacatecas, México.

³ Unidad Académica de Contaduría y Administración, Universidad Autónoma de Zacatecas, México..

Email: blancaisabel@unizacatecas.edu.mx. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0782-8340>.

Autor correspondiente.

⁴ Unidad Académica de Contaduría y Administración, Universidad Autónoma de Zacatecas, México..

RESUMEN

Objetivo. Se midió la pobreza multidimensional en México mediante un análisis bibliométrico y de ecuaciones estructurales.

Diseño/Metodología/Enfoque. Se utilizó la técnica desarrollada por el Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL) en México, la cual se basa en información de la Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares (ENIGH). También se empleó la técnica de mínimos cuadrados parciales (PLS) con el software Smart PLS. En lo que respecta a la parte bibliométrica, se realizó un análisis descriptivo utilizando la base de datos Scopus y VOSviewer como herramienta de procesamiento.

Resultados/Discusión. Los resultados mostraron que los servicios básicos de vivienda, el acceso a la alimentación, la calidad, los espacios de vivienda y los ingresos mostraron un impacto significativo en la pobreza multidimensional. El modelo PLS mostró una superioridad predictiva y una bondad de ajuste adecuadas. Desde la bibliometría, se evidenció un claro interés por parte de la comunidad académica y científica por desarrollar conocimientos en este campo.

Conclusiones. Se demuestra la efectividad del modelo PLS para medir la pobreza multidimensional en México, y se destacan varios factores determinantes. Se recomienda su uso en estudios futuros para mejorar las políticas sociales y las estrategias de reducción de la pobreza.

Originalidad/Valor. El estudio aporta un enfoque novedoso al utilizar el modelo PLS para medir la pobreza multidimensional en México, aplicando una metodología exploratoria robusta que puede replicarse en contextos similares, respaldada por el contraste bibliométrico.

Recibido: 21-07-2024. **Aceptado:** 19-09-2024. **Publicado:** 03-10-2024

Cómo citar: García, V. H. B., Martínez, F. de M. G., Llamas Félix, B. I., & Esparza, R. M. V. (2024). Measuring multidimensional poverty in Mexico using bibliometric and structural equation analysis. *Iberoamerican Journal of Science Measurement and Communication*; 4(2), 1-23. DOI: 10.47909/ijsmc.1354

Copyright: © 2024 The author(s). This is an open access article distributed under the terms of the CC BY-NC 4.0 license which permits copying and redistributing the material in any medium or format, adapting, transforming, and building upon the material as long as the license terms are followed.

Palabras clave: pobreza multidimensional; México; bibliometría; mínimos cuadrados parciales; análisis bibliométrico; políticas sociales.

ABSTRACT

Objective. Multidimensional poverty in Mexico was measured through a bibliometric and structural equation analysis.

Design/Methodology/Approach. We used the technique developed by the National Council for the Evaluation of Social Development Policy (CONEVAL, in Spanish) in Mexico, based on information from the National Household Income and Expenditure Survey (ENIGH, in Spanish). The Smart PLS software also used the partial least squares (PLS) technique. Regarding the bibliometric part, a descriptive analysis was performed using the Scopus database and VOSviewer as a processing tool.

Results/Discussion. The results showed that basic housing services, access to food, quality, housing spaces, and income significantly impact multidimensional poverty. The PLS model showed adequate predictive superiority and goodness of fit. From the bibliometric point of view, there was clear interest on the part of the academic and scientific community in developing knowledge in this field.

Conclusions. The effectiveness of the PLS model for measuring multidimensional poverty in Mexico is demonstrated, and several determinants are highlighted. Future studies are recommended to improve social policies and poverty reduction strategies.

Originality/Value. The study provides a novel approach by using the PLS model to measure multidimensional poverty in Mexico. It applies a robust exploratory methodology that can be replicated in similar contexts and is supported by bibliometric contrast.

Keywords: multidimensional poverty; Mexico; bibliometrics; partial least squares; bibliometric analysis; social policies.

1. INTRODUCCIÓN

EN DIVERSOS ámbitos, hablar de pobreza implica hacer hincapié en carencias y vulnerabilidades que van más allá de lo monetario. No obstante, en la actualidad se deben tener en cuenta múltiples aspectos más, tales como el bienestar y los derechos, al igual que problemáticas referentes a los derechos sociales, económicos y culturales, entre muchos otros. A nivel internacional se ha encendido el debate sobre la necesidad de desarrollar indicadores multidimensionales de pobreza para que, a partir de ahí, se emprendan políticas que logren reducirla (Florio & Labrunée, 2021).

Desde que en 2010 comenzó a emitirse el Informe de Desarrollo Humano (HDR, en inglés), el concepto de pobreza multidimensional ha sido objeto de críticas y ha propiciado candentes discusiones. Esto se debe a que venían incluyendo dimensiones tales como la posesión de activos, el combustible empleado para cocinar, el acceso a la electricidad y al agua, la privación de vivienda y las medidas de sanidad; hasta llegar a los indicadores actuales, no tan alejados de los manejados en un principio (Dokter & Klasen, 2017).

Dado que el término pobreza no es fácil de precisar, desde hace algunos años se ha intentado clarificar. Tanto es así que el Banco Mundial lo definió como la imposibilidad que tienen las personas de alcanzar un mínimo nivel de vida. Sin embargo esto es una definición incompleta, dado que el término implica elementos más extensos. Diferentes investigadores han examinado la forma de definir y medir la pobreza, empezando por las líneas de pobreza, como Citro y Michael (1995), Hagenaaars (1987), Foster, Greer y Thorbecke (1984) y Sen (1976). Con respecto a las líneas del umbral de pobreza citamos a Van Praag, Hagenaaars y Van Weeren (1982), así como por Atkinson (1974); mientras que con escalas de equivalencia, mencionamos los trabajos de Coulter, Cowell y Jenkins (1992), Jenkins y Lambert (1993), Podder (1971) y Kakwani (1986). No menos importantes son los autores que señalan la existencia de medidas de pobreza, como Sen (1976), Thon (1979), Chakravarty (1983), Foster, Greer y Thorbecke (1984), Alkire y Santos (2010) y Hutto *et al.* (2011).

Para conceptualizar la pobreza, hay que definir quiénes son los pobres. En este sentido, Sen (1992) señalaba que, en primer lugar, se debe definir un umbral de pobreza, por lo que estarían

conformados por aquellos que posean niveles de consumo por debajo de esas normas o aquellos que tengan ingresos por debajo de esa línea. Ravallion (2003) contempla que, principalmente, se deben considerar las características o el contexto de los individuos (Ortiz y Ríos, 2013).

La literatura sobre el fenómeno de la pobreza es muy extensa y variada; pero es posible encontrar elementos que permiten clasificar y diferenciar las numerosas maneras en las que se analiza. En primer lugar, se encuentra el enfoque según el cual se percibe la pobreza objetivamente, como carencia, y, a su vez, esta puede ser reconocida de manera cuantificable. Por otra parte, se encuentra el enfoque subjetivo de la pobreza, que la concibe como una situación de restricción, pero que es medida a través de la percepción de los individuos (Feres y Manceiro, 2020). Por tanto, para medir la pobreza, se utilizan dos tipos de variables, monetarias y no monetarias. Las primeras establecen umbrales que definen quiénes se encuentran intrínseca e extrínsecamente en un entorno de pobreza. Por otra parte, las variables no monetarias cuantifican o dictaminan las particularidades que debe tener un hogar o individuo para considerarse pobre o no pobre (Ortiz y Ríos, 2013).

Para ello, generalmente se utilizan índices de privación o de necesidades básicas insatisfechas (NBI). Algunas de las limitaciones metodológicas del método NBI son inherentes a los métodos multidimensionales, como la caracterización de las personas pobres en función de un recuento de privaciones. Además, hay que considerar el método por el cual se mide la pobreza. El método directo implica el análisis de variables relacionadas directamente con el bienestar y la satisfacción de las necesidades. Dichas variables son multidimensionales y pueden reunir elementos primordiales de sustento, competencias y participación en la sociedad, entre otros. Por el contrario, el método indirecto emplea variables que reflejan el acceso a los elementos precisos para el bienestar. En resumidas cuentas, este método mide el ingreso o el consumo de los hogares y personas como concluyente del bienestar (Sánchez, 2013).

1.1. El contexto mexicano

Cabe señalar que la definición de pobreza ha sido un tema de debate en México desde la

década de 1970. No obstante, el esfuerzo más importante y presente se ha realizado en el contexto de un debate sobre la definición de los derechos sociales, originado por la aprobación en 2004 de la Ley General de Desarrollo Social (Boltvinik, 2005). Dicha ley define los derechos sociales como “la educación, la salud, la alimentación, la vivienda, el disfrute de un medio ambiente sano, el trabajo y la seguridad social” (Portales, 2014). Sin embargo, la evaluación de la pobreza en México, sigue lineamientos y criterios generales establecidos por el Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL), la medición de la pobreza en México se ha realizado, de manera habitual, desde un aspecto unidimensional en el que se maneja el ingreso como un acercamiento al bienestar económico de la población. Por consiguiente, se suele conceptualizar un origen o línea de pobreza que interpreta el ingreso mínimo suficiente para conseguir una cesta de bienes esenciales estimados.

El origen señalado con antelación se contrasta con los ingresos de los hogares para establecer qué hogares son pobres. Este enfoque permite identificar a la población que necesita satisfacer condiciones esenciales, siempre y cuando puedan adquirirse a través de los mercados de bienes y servicios según el Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL, 2019). Así, en la década de 1980, comenzó a surgir la idea de la pobreza multidimensional, que enfatizaba la necesidad de tener en cuenta una variedad de factores que contribuyen a la pobreza. Esta no solo incluye la falta de recursos financieros y materiales, sino también las deficiencias en educación, seguridad y libertad. A pesar de que existen numerosos enfoques teóricos para identificar la pobreza, hay un mayor consenso sobre su carácter multidimensional. Mediante este consenso se reconocen los elementos que toda persona necesita para tomar decisiones libres, informadas e igualitarias sobre sus opciones. Esto se debe a que la pobreza no puede reducirse a una sola característica o dimensión de su esencia, como muestran Alkire y Foster (2007) y Kakwani y Silber (2008) en sus trabajos.

Lo cierto es que, en años recientes, se ha derivado un progreso precipitado en los diferentes entornos afines con la evaluación de la pobreza en sus múltiples dimensiones. La creación

de índices de pobreza multidimensionales que aborden de manera eficiente los problemas que surgen de la adición de dimensiones en un solo indicador ha generado la creación de una variedad de tipos de índices y técnicas analíticas. Las propuestas basadas en axiomas, que consisten en crear un conjunto de propiedades deseables para los indicadores de pobreza y desarrollar aquellos que las satisfagan, son las que han alcanzado una mayor difusión. En este grupo se incluyen propuestas como las de Bourguignon y Chakravarty (2003) y Alkire y Foster (2007).

Por consiguiente, desde hace algunos años, en México se han definido tres niveles de bienestar para ayudar a las personas con ingresos insuficientes en tales situaciones: pobreza alimentaria, pobreza de capacidad y pobreza patrimonial. Desde 2008, la pobreza se estima mediante un método multidimensional que asocia la dimensión de derechos sociales —basada en seis derechos fundamentales: alimentación, salud, educación, vivienda, servicios básicos y seguridad social—, así como la dimensión de ingresos —basada en cuatro líneas de bienestar que se renuevan mensualmente sobre la base del costo de los productos básicos alimentarios y no alimentarios en las zonas rurales y urbanas del mundo—.

Según lo anterior, la última propuesta y nueva perspectiva es la siguiente: “Una persona se encuentra en situación de pobreza multidimensional cuando no puede ejercer al menos uno de sus derechos para el desarrollo social y sus ingresos son escasos para satisfacer sus necesidades” (CONEVAL, 2019). Además, tanto a nivel nacional como internacional, se ha producido una proliferación de aplicaciones prácticas para medir la pobreza multidimensional. Países latinoamericanos como Chile, Uruguay y Bolivia han demostrado que el uso de técnicas estadísticas multivariadas para clasificar y agrupar a las personas en situación de pobreza, con el fin de identificar a las que deben ser objeto de los programas de gobierno, representa una herramienta eficaz para reducir los niveles de pobreza (Brodersohn, 1999).

En contraste con el estado actual de pobreza en México, que afecta a más de la mitad de la población, la pobreza en Uruguay ha disminuido del 47 % en 1986 al 6,2 % en 2016, mientras que en Bolivia ha disminuido del 66 % en 2000 al 38 % en 2015. En Chile, donde también se

utiliza el método multidimensional, la pobreza se redujo del 45 % en 1987 al 12 % en 2015 con el método del ingreso, y del 28 % al 21 % con el método multidimensional entre 2009 y 2005 (Aguilar, Caamal & Portillo, 2018).

Por ello, para cuantificar la pobreza, se debe distinguir entre pobreza «absoluta» y «relativa», enfoques «directos» e «indirectos», así como perspectivas «objetivas» y «subjetivas». Es importante señalar que ningún método de identificación y agregación es suficiente por sí solo, por lo que su combinación puede ser una opción más precisa para la estimación de la pobreza (Sen, 1992). El Índice de Pobreza Multidimensional (IPM) es una medida de pobreza aguda que indica carencias en servicios primordiales y funciones vitales en las dimensiones como enseñanza, salud y condición de vida para la metrópoli de 104 países, implicados varios países de América Latina y el Caribe.

Las dimensiones del índice mencionado se eligieron en función de criterios como la parsimonia (las pocas dimensiones simplifican la comparación con la medida monetaria de 1 dólar diario usada por el Banco Mundial), el consenso (la educación, la salud y un alto nivel de vida tienen un valor ampliamente reconocido) y la inclusión de aspectos instrumentales e intangibles del desarrollo humano (Alkire *et al.*, 2010, 2015).

En cuanto a la pandemia del Covid-19 y la pobreza multidimensional en México y el mundo, la Comisión Económica para América Latina (CEPAL, 2020) ha publicado un estudio sobre la influencia del Covid-19 en la pobreza en América Latina. La pobreza en la región ha sido un problema incluso antes del Covid-19. Entre 2002 y 2010, se produjo una disminución significativa, que pasó del 45,4 al 31,6 %. Pero, desde 2011, se ha mantenido estable en torno al 30 % de la población.

México ya era el segundo país más pobre de la región, solo por detrás de Honduras y Venezuela, si se tenían en cuenta dos factores: pobreza general y pobreza extrema. Como resultado de la pandemia del virus Covid-19, muchos países comenzaron a enfrentar presiones sociales que podrían influir en sus niveles de pobreza. Esto, a su vez, derivó en que varios países implementaran políticas para mitigar estos efectos, como las transferencias sociales; por lo que algunos países pudieron disminuir la carga

de la pobreza. El caso más importante fue el de Brasil, que redujo la pobreza poscovid-19 en más de un 7 % como resultado de su política fiscal. Le siguieron países como Chile y Perú, que tuvieron una reducción de la pobreza del 4 %.

Cabe señalar que los países más afectados por el cambio de tendencia fueron precisamente los que menos apoyo recibieron para sus economías, como Nicaragua, Honduras y, especialmente, México. En este último, no se entregaron nuevas ayudas monetarias, ni se incrementó la ya existente, ni tampoco se distribuyeron alimentos y medicinas. México tiene el gasto social más bajo de la región, ya que solo representa el 9,3 % del PIB. Esto contrasta con los casos de Chile, Brasil y Uruguay, que tienen los más altos, con un 17,1 %, 17,6 % y 17,7 % del PIB, respectivamente. Además, México tiene una de las inversiones más bajas en productos Covid-19, equivalente a menos del 0,5 % del PIB (Garza, 2021).

Para reforzar la visión que se tiene sobre los elementos que cubre la pobreza multidimensional, en este estudio se incluye un análisis bibliométrico para revelar patrones y tendencias en la investigación sobre pobreza. Esto enriquecerá el enfoque del marco teórico del estudio y mejora el modelo propuesto al contrastar los elementos desde la literatura científica. Además, optimizará la precisión y la utilidad del modelo de medición de la pobreza multidimensional en México (Álvarez & López, 2022; Álvarez et., al 2023).

2. MATERIALES Y MÉTODO

La metodología del artículo comienza con un análisis bibliométrico para identificar patrones y tendencias en la investigación sobre pobreza multidimensional. Para ello, se utilizó la base de datos Scopus para extraer los datos de las publicaciones. Mientras que la herramienta VOSviewer se empleó para procesar y visualizar las redes de los principales temas. Este análisis bibliométrico proporcionó una visión integral de las técnicas, herramientas y enfoques metodológicos predominantes en el estudio de la pobreza multidimensional. También permitió conocer elementos clave para optimizar el modelo de investigación (López et.,al, 2019).

Posteriormente, se aplicó un enfoque cuantitativo exploratorio mediante el modelo de

mínimos cuadrados parciales (PLS) para el análisis de ecuaciones estructurales. Para ello se utilizaron los datos de la Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares (ENIGH,2020). El estudio se realizó con el software Smart PLS v.3.3.5, para determinar la validez y fiabilidad de los constructos relacionados con la pobreza multidimensional en México. Mientras que la bibliometría sirvió como técnica para confirmar que se hayan incluido todos los elementos, y evitar así que alguno de ellos no se estuviese midiendo en las correspondientes variables.

2.1. Procedimientos para el análisis bibliométrico

Se realizó una búsqueda en la base de datos Scopus, utilizando los términos “multidimensional povert*” o “multidimension povert*” en los campos de título, resumen y palabras clave (TITLE-ABS-KEY). La búsqueda se limitó a documentos del tipo artículo (“ar”), capítulo de libro (“ch”), ponencia de conferencia (“cp”) y revisión (“re”). También se restringió a publicaciones en inglés (LANGUAGE, “English”). La ecuación de búsqueda fue la siguiente:

TITLE-ABS-KEY (“multidimensional povert*” OR “multidimension povert*”) AND (LIMIT-TO (DOCTYPE, “ar”) OR LIMIT-TO (DOCTYPE , “ch”) OR LIMIT-TO (DOCTYPE , “cp”) OR LIMIT-TO (DOCTYPE , “re”)) AND (LIMIT-TO (LANGUAGE, “English”)).

Los resultados de esta búsqueda arrojaron un total de 1424 publicaciones relevantes, que acumularon 21157 citas en total. La primera publicación identificada data de 2002. El conjunto de resultados presentó un índice de 63, indicando que 63 de estas publicaciones han sido citadas al menos 63 veces. Esto reflejó una influencia significativa en la investigación académica sobre el tema. Los indicadores analizados aparecen en las figuras 1 y 2.

2.2. Procedimientos para el análisis de ecuaciones estructurales

Se examinó un modelo adecuado para medir la pobreza multidimensional, basado en la metodología del Consejo Nacional de Evaluación

de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL, 2014). Se empleó un enfoque cuantitativo, en el nivel investigativo explicativo, usando datos secundarios, transversal, medido del 21 de agosto al 28 de noviembre de 2020 (Hernández, Fernández y Baptista, 2014).

La Ley General de Desarrollo Social (LGDS) establece un conjunto de criterios que el CONEVAL debe seguir para medir la pobreza. Cada dos años a nivel estatal y cada cinco a nivel municipal, utilizando para ello la información que genera el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) de México (CONEVAL, 2014), la Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares (ENIGH), cuyo objetivo fue brindar un panorama estadístico del comportamiento de los ingresos y gastos de los hogares.

El tamaño de la muestra de la ENIGH 2020 fue de 105 483 viviendas, más 1363 encontradas en la mencionada muestra, de un total de aproximadamente 35,7 millones de viviendas en todo México. Se aplicó a integrantes del hogar mayores de 18 años, en localidades urbanas con población superior a 2500 personas y rurales con menos de 2500 habitantes (INEGI, 2020).

Conviene decir que, entre las bases de datos generadas por la ENIGH, el CONEVAL cuenta con el archivo «*pobreza_20.sav*», que se encuentra en formato SPSS para descargar y consta de 79 variables con 315 619 registros (CONEVAL, 2020). De este, se tomó una muestra aleatoria de aproximadamente el 1 % utilizando el programa SPSS v. 24. Dicho archivo consta de 79 variables y 315 619 registros, y se tomó una muestra aleatoria de aproximadamente el 1 %. El archivo final constó de 3063 registros, que se analizaron con el software estadístico SmartPLS versión 3.3.5 (Ringle, Wende y Becker, 2015), siendo un número mucho mayor que el mínimo de muestra requerido (100 registros) por una ecuación estructural (Hair *et al.*, 2010; Roldán y Sánchez, 2012).

Se empleó la técnica de mínimos cuadrados parciales (PLS, en inglés), utilizada en investigaciones teóricas y empíricas de las ciencias sociales, en donde no se cuenta con teorías robustas (Wold, 1979). Entre las ventajas que señalan Falk y Miller (1992) se encuentra que: las relaciones entre constructos son conjeturales, se emplean diseños de investigación no experimentales, como encuestas o datos secundarios, como es el caso.

De acuerdo con Henseler (2017), dada la naturaleza de los constructos, se determinan las relaciones entre ellos y los indicadores. Partiendo del modelo inicial que se muestra en la tabla 1, en el que el análisis se aborda a partir de los indicadores: *Rezago educativo*, *Acceso a la seguridad social*, *Calidad y espacios de vivienda*, *Acceso a servicios básicos de la vivienda*, y *Acceso a la alimentación*, basado en la metodología del CONEVAL (CONEVAL, 2014).

3. RESULTADOS

3.1. Análisis bibliométrico

Los resultados del presente estudio comienzan con un análisis bibliométrico exhaustivo que identifica los patrones de investigación más relevantes en la investigación sobre pobreza multidimensional. La figura 1 muestra la evolución de la producción científica, así como su impacto, medido a través de publicaciones y citas en la base de datos Scopus desde 2002 hasta 2024. Desde 2002, la producción en este campo ha crecido de manera notable. Hasta 2009, las publicaciones eran escasas, con un incremento gradual a partir de 2010. Mientras que, a partir de 2013, se observa un aumento más sostenido en la cantidad de publicaciones anuales, reflejando un mayor interés académico en este tema. Este crecimiento se acelera, especialmente, a partir de 2018, alcanzando su punto más alto en 2022, con más de 200 publicaciones. En 2023, aunque hay una ligera disminución, la producción sigue siendo alta, con más de 175 publicaciones. Esto indica la continuidad en la relevancia del tema.

En cuanto a las citas, la tendencia muestra un crecimiento exponencial, especialmente a partir de 2013, en paralelo con el aumento de las publicaciones. Este patrón sugiere que los trabajos publicados han sido cada vez más influyentes en la comunidad académica. El pico de citas se produce en 2023, con más de 4000, coincidiendo con el año de mayor producción. En 2024, aunque las citas disminuyen ligeramente, siguen siendo significativas, lo que evidencia el impacto sostenido de la literatura sobre el tema en los últimos años.

Relación de ítems utilizados en la primera aproximación al modelo**Rezago educativo**

edu_back1 Indicador de rezago educativo

edu_back2 Inasistencia a la escuela

edu_back3 Nivel educativo

Acceso a los servicios de salud

health_s1 Indicador de carencia por acceso a servicios de salud

health_s2 Acceso directo a servicios de salud

health_s3 Servicios médicos por otros núcleos familiares o por contratación propia

health_s4 Integrantes que tienen acceso por otros miembros

Acceso a la seguridad social

soc_sec1 Indicador de carencia por acceso a la seguridad social

soc_sec2 Acceso directo a la seguridad social de la jefatura del hogar

soc_sec3 Acceso directo a la seguridad social

soc_sec4 Acceso directo a la seguridad social de cónyuge de la jefatura del hogar

soc_sec5 Acceso directo a la seguridad social de hijos(as) de la jefatura del hogar

soc_sec6 Población económicamente activa

soc_sec7 Población pensionada o jubilada

soc_sec8 Programa de adultos mayores

Calidad y espacios de vivienda

hous_spa1 Indicador de carencia por calidad y espacios de la vivienda

hous_spa2 Indicador de carencia por material de piso de la vivienda

hous_spa3 Indicador de carencia por material de muros de la vivienda

hous_spa4 Indicador de carencia por material de techos de la vivienda

hous_spa5 Indicador de carencia por hacinamiento en la vivienda

Acceso a servicios básicos de la vivienda

hous_ser1 Indicador de carencia por acceso a servicios básicos en la vivienda

hous_ser2 Indicador de carencia por acceso agua

hous_ser3 Indicador de carencia por servicio de drenaje

hous_ser4 Indicador de carencia por servicios de electricidad

hous_ser5 Indicador de carencia por combustible para cocinar

Acceso a la alimentación

food1 Indicador de carencia por acceso a la alimentación nutritiva y de calidad

food2 Hogares con población de 0 a 17 años

food3 Escala de IA para hogares sin menores de 18 años

food4 Escala de IA para hogares con menores de 18 años

food5 Grado de Inseguridad Alimentaria

food6 Indicador de carencia por acceso a la alimentación

food7 Limitación en el consumo de alimentos

food8 Dieta consumida en los hogares

Relación de ítems utilizados en la primera aproximación al modelo	
Ingreso	
income1	Ingreso corriente total per cápita
income2	Ingreso corriente total del hogar
income3	Ingreso corriente monetario del hogar
income4	Ingreso corriente monetario laboral
income5	Ingreso corriente monetario por rentas
income6	Ingreso corriente monetario por transferencias
income7	Ingreso corriente no monetario
income8	Ingreso corriente no monetario pago especie
income9	Ingreso corriente no monetario regalos especie
Pobreza multidimensional (variable endógena)	
poverty1	Población con al menos una carencia
poverty2	Población con tres o más carencias
poverty3	Índice de Privación Social
poverty4	Población no pobre y no vulnerable
poverty5	Pobreza
poverty6	Pobreza extrema
poverty7	Pobreza moderada
poverty8	Población vulnerable por carencias

Tabla 1. Lista de elementos utilizados en la primera aproximación al modelo.
Fuente: Elaborado con base en los rubros de datos de *pobreza_20.sav* (CONEVAL,2014).

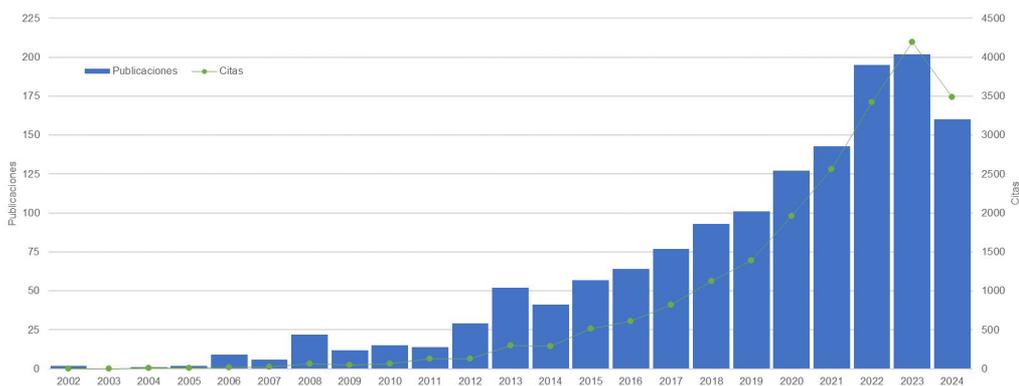


Figura 1. Producción e impacto científico sobre pobreza multidimensional.
Fuente: Elaborado por los autores a partir de los datos de Scopus.

La tabla 2 muestra un análisis detallado de los actores clave, las organizaciones, los países y las áreas de conocimiento más influyentes. Entre los autores más destacados se encuentran *Alkire, S.*, con 31 publicaciones, seguido de *Santos, M. E.* y *Silber, J.*, con 14 publicaciones cada uno. Otros autores relevantes son *Betti, G.*,

Callander, E. J., *Schofield, D. J.* (13 publicaciones), *Pinilla-Roncancio, M.* (11 publicaciones) y *Trani, J. F.* (10 publicaciones). Estos autores han contribuido significativamente al desarrollo teórico y metodológico del estudio de la pobreza multidimensional, siendo *Alkire* y *Santos* los que lideran las investigaciones en esta área.

En cuanto a las organizaciones, la más productiva es la *University of Oxford* (Reino Unido) con 65 publicaciones, seguida de la *Universidad de Los Andes* (Colombia), con 21 publicaciones, y el *Banco Mundial* (Estados Unidos), con 17 publicaciones. Otras instituciones influyentes son la *Georg-August-Universität Göttingen* (Alemania), con 16 publicaciones, y organismos internacionales como *UNICEF* y *Washington University in St. Louis* (Estados Unidos), con 15 publicaciones cada una. Estas organizaciones son clave en la generación de conocimiento y en la implementación de políticas públicas para combatir la pobreza.

En términos de productividad por países, China lidera la clasificación con 197 publicaciones, seguida de cerca por Estados Unidos con 196 y el Reino Unido con 195. India, con 154, e Italia, con 81, también son países con una alta producción en este ámbito, lo que indica un interés global en el estudio de la pobreza multidimensional y su relación con diferentes contextos socioeconómicos.

Las publicaciones más prolíficas en este campo están encabezadas por la revista *Social*

Indicators Research, con 129 artículos, seguida de *World Development* (35), *Economic Studies in Inequality, Social Exclusion and Well-being* (30), *Child Indicators Research* (29) y *Plos One* (25). Estas fuentes se centran en el análisis multidimensional de la pobreza desde perspectivas sociales, económicas y de bienestar.

Finalmente, las áreas de conocimiento más representadas en la investigación sobre pobreza multidimensional son las ciencias sociales, con 876 publicaciones, seguidas por economía, econometría y finanzas, con 468; psicología, con 191; ciencias ambientales, con 177, y artes y humanidades, con 171. Esto refleja un enfoque interdisciplinario en el estudio de la pobreza multidimensional, integrando perspectivas desde el análisis económico hasta los impactos psicológicos y sociales. En conjunto, el análisis de la tabla 1 revela una red global e interdisciplinar de investigadores, instituciones y publicaciones que han impulsado el avance en el estudio de la pobreza multidimensional, en la que se destacan tanto los enfoques teóricos como las aplicaciones prácticas en políticas públicas y desarrollo social.

Descripción	(Publicaciones) Descripción
Autores más productivos	(31) Alkire, S. (14) Santos, M. E.; Silber, J. (13) Betti, G.; Callander, E. J.; Schofield, D. J. (11) Pinilla-Roncancio, M. (10) Trani, J. F.
Organizaciones más productivas	(65) University of Oxford (21) Universidad de Los Andes, Colombia (17) The World Bank, USA (16) Georg-August-Universität Göttingen (15) Bar-Ilan University; UNICEF; Washington University in St. Louis
Países más productivos	(197) China (196) Estados Unidos (195) Reino Unido (154) India (81) Italia
Fuentes más productivas	(129) Social Indicators Research (35) World Development (30) Economic Studies in Inequality Social Exclusion and Well Being (29) Child Indicators Research (25) Plos One
Principales áreas de investigación	(876) Ciencias Sociales (468) Economía, Econometría y Finanzas (191) Psicología (177) Ciencias Ambientales (171) Artes y Humanidades

Tabla 2. Principales autores, organizaciones, países y áreas de conocimiento en el ámbito de la pobreza multidimensional. Fuente: Elaborado por los autores a partir de los datos de datos Scopus.

3.2. Análisis de ecuaciones estructurales

Utilizando los elementos de la base de datos *pobreza_20.sav* (CONEVAL, 2014) mostrados en la tabla 1, se obtuvo el primer modelo (nomograma), visualizado en la figura 3.

El primer acercamiento se basó en la medida que utiliza el CONEVAL para medir la pobreza de manera multidimensional, teniendo en cuenta todos los elementos involucrados en los diferentes constructos relacionados con las respectivas dimensiones de la pobreza. Después, se realizaron los respectivos

análisis de valoración de un sistema de ecuaciones estructurales basados en varianza (Ringle, Wende & Becker, 2015). En comparación con los modelos basados en covarianza, PLS se adapta mejor a aplicaciones predictivas y al desarrollo de la teoría, es decir, a análisis exploratorios (Cepeda y Roldán, 2004). Jöreskog y Wold (1982) mencionan que PLS se encuentra más cómodo con el análisis causal-predictivo en situaciones complejas y de las cuales no se dispone de suficiente información teórica. El modelo quedó según se muestra en la figura 4.

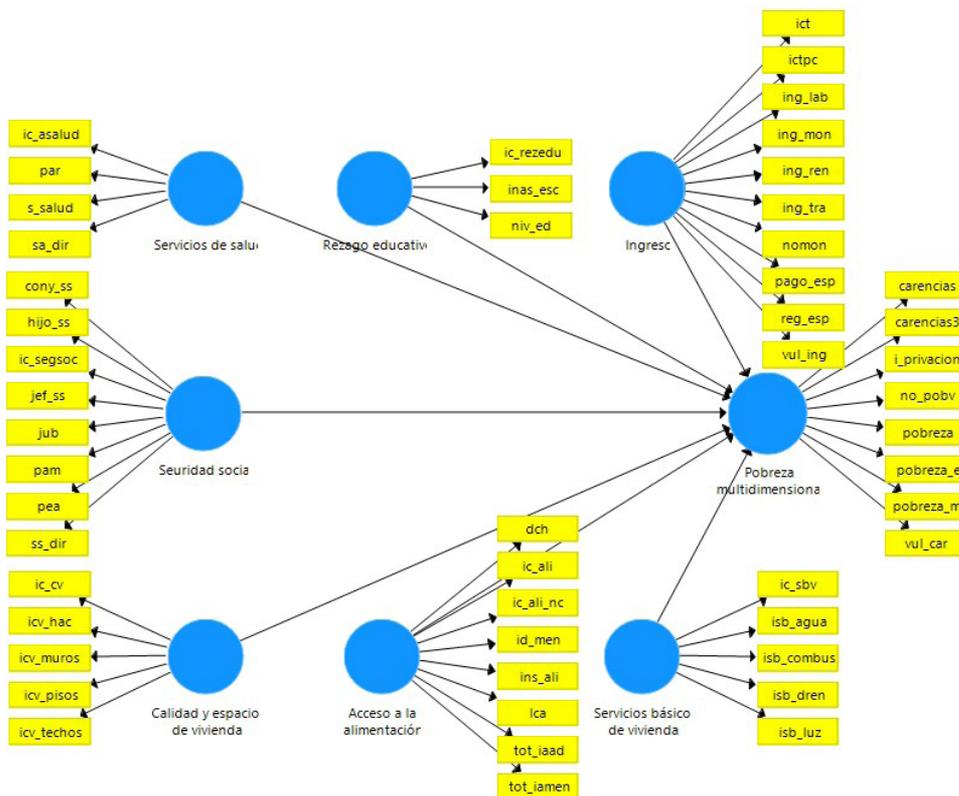


Figura 3. Primera aproximación al modelo de pobreza multidimensional por mínimos cuadrados parciales. Fuente: Elaboración basada en el paquete estadístico SmartPLS versión 3.2.2 (Ringle, Wende, y Becker, 2015).

Para evaluar las estadísticas descriptivas, se utilizó el paquete estadístico para las ciencias sociales (SPSS) versión 24. Los resultados muestran que el 49,7 % de la muestra son mujeres y el 50,3 % son hombres; el 27,7 % cuenta con primaria incompleta, el 18,2 % con primaria completa o media superior incompleta, el 24,7 % con secundaria completa o media superior incompleta y el 25,3 % con media superior completa o superior. El 24,1 % corresponde a la población económicamente

activa (PEA), de los cuales un 46,6 % está ocupado y un 2,1 % está desempleado; el 5,8 % es población jubilada. Respecto a la evaluación del modelo propuesto (después de evaluar varios modelos), se utilizó SmartPLS (Partial Least Squares (PLS) Regression Modeler) en su versión 3.3.5 (Ringle, Wende & Becker, 2015). El tamaño mínimo de muestra requerido por una ecuación estructural es de 100, por lo que la muestra actual es de 3063 (Hair *et al.*, 2010).

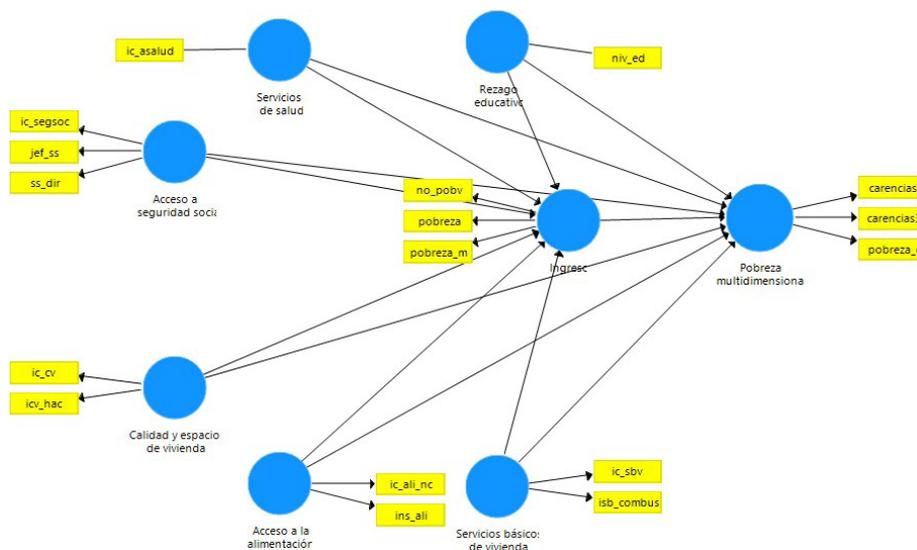


Figura 4. Modelo final de pobreza multidimensional por mínimos cuadrados parciales. Fuente: Elaboración basada en el paquete estadístico SmartPLS versión 3.2.2 (Ringle, Wende, y Becker, 2015).

3.2.1. Evaluación del modelo de medida

Por consiguiente, al evaluar el modelo de medida (Hair *et al.*, 2007) en el que se examina la validez convergente —cargas de los ítems, varianza extraída media (AVE)— y la fiabilidad —alfa de Cronbach y fiabilidad compuesta (Chin, 2010)— del modelo inicial, se eliminaron los ítems cuya carga externa no fue al menos de 0.60, con lo que al menos el 50 % de la varianza de cada indicador debe explicarse por el constructo subyacente (Sarstedt, Ringle & Hair, 2017). Al evaluar el modelo inicial, este se modificó de acuerdo con los parámetros evaluados y con otros, como la validez discriminante, quedando como se muestra en la tabla 3.

Al ser dimensiones de ítem unitario, el «rezago educativo» y el «acceso a los servicios de salud» no se interpretan como fiabilidad y/o convergencia perfecta (Zeithmal, Bery y Parasuraman, 1996). Como se puede observar en la tabla 3, existen diferencias significativas con respecto al modelo propuesto al principio, en el que varios indicadores no cumplieron con la carga factorial de .7 (mínimo .6) (Sarstedt, Ringle & Hair, 2017). Incluso algunas dimensiones, como la de ingresos, presentaron alta colinealidad con los indicadores de «pobreza multidimensional», quedando más correlacionados en esta dimensión (Henseler, Ringle y Sarstedt, 2015).

De acuerdo con Hair *et al.* (2007), se comprobó la validez discriminante utilizando el

criterio de Fornell y Larker (1981), según el cual cada constructo debe explicar mejor la varianza de sus propios indicadores que la varianza de otros. Como se puede observar en la tabla 4, la raíz cuadrada de la varianza extraída media (AVE) que se ubica en la diagonal principal tiene las mayores correlaciones respecto a los otros constructos, por lo que se comprueba la validez discriminante. El valor de los constructos «rezago educativo» y «acceso a los servicios de salud», al ser indicadores de un solo ítem (Hair *et al.*, 2007, citado en Bañuelos *et al.*, 2021), presentan siempre como resultado ese valor en este tipo de análisis.

Las cargas cruzadas, junto con la prueba de Fornell y Larker (1981, citado en Bañuelos *et al.*, 2021) constituyen una forma de detectar problemas de validez discriminante, comprobando que los ítems de un constructo expliquen mejor la varianza de sus propios indicadores que la de otros constructos. En el presente caso, no se ha encontrado el problema mencionado. Además de los criterios de Fornell y Larcker y de las cargas cruzadas, para detectar problemas de validez discriminante, se utiliza el ratio heterotrait-monotrait (HTMT), que consiste en verificar que las correlaciones entre los ítems de un mismo constructo deben ser mayores que las correlaciones de los ítems de diferentes constructos (Henseler, Ringle y Sarstedt, 2015). En la tabla 5 se comprueba que los valores de HTMT son menores de .85 (Henseler, Ringle & Sarstedt, 2015).

Constructo/dimensión/indicador	Validez convergente		Fiabilidad	
	Cargas	AVE	Fiabilidad compuesta	Alfa de Cronbach
Rezago educativo		1.00	1.00	1.00
edu_back3: nivel educativo	1.00			
Acceso a los servicios de salud		1.00	1.00	1.00
health_s1: indicador de carencia por acceso a servicios de salud	1.00			
Acceso a la seguridad social		.689	.869	.776
soc_sec1: indicador de carencia por acceso a servicios de salud	.908			
soc_sec2: acceso directo a la seguridad social de la jefatura del hogar	.821			
soc_sec3: acceso directo a la seguridad social	.753			
Calidad y espacio de vivienda		.885	.939	.872
hous_spa1: indicador de carencia por calidad y espacios de la vivienda	.953			
hous_spa5: Indicador de carencia por hacinamiento en la vivienda	.928			
Acceso a la alimentación		.925	.961	.918
food1: indicador de carencia por acceso a la alimentación nutritiva y de calidad	.960			
food7: Indicador de carencia por acceso a la alimentación	.928			
food5: grado de Inseguridad Alimentaria				
Acceso a servicios básicos de la vivienda		.887	.940	.873
hous_ser1: indicador de carencia por acceso a servicios básicos en la vivienda	.950			
hous_ser5: indicador de carencia por combustible para cocinar	.933			
Ingreso		.699	.874	.795
poverty4: población no pobre y no vulnerable	.804			
poverty5: pobreza	.888			
poverty7: pobreza moderada	.814			
Pobreza multidimensional (variable endógena)		.574	.800	.635
poverty1: población con al menos una carencia	.748			
poverty2: Población con tres o más carencias	.846			
poverty6: Pobreza extrema	.668			

Tabla 3. Evaluación del modelo de medida: fiabilidad y validez convergente (n=3063).

Fuente: Elaboración propia a partir del paquete estadístico SmartPLS versión 3.2.2 (Ringle *et al.*, 2015).

	Rezago educativo	Acceso a los servicios de salud	Acceso a la seguridad social	Calidad y espacio de vivienda	Acceso a la alimentación	Acceso a servicios básicos de la vivienda	Ingreso	Pobreza multidimensional
Rezago educativo	1.00							
Acceso a los servicios de salud	0.019	1.00						
Acceso a la seguridad social	0.219	0.455	0.830					
Calidad y espacio de vivienda	-0.112	-0.055	-0.120	0.941				
Acceso a la alimentación	0.079	-0.077	-0.147	0.161	0.792			
Acceso a servicios básicos de la vivienda	-0.173	-0.065	-0.258	0.249	0.173	0.962		
Ingreso	-0.275	-0.308	-0.601	0.193	0.346	0.287	0.836	
Pobreza multidimensional	-0.286	-0.488	-0.623	0.371	0.466	0.535	0.616	0.758

Tabla 4. Evaluación del modelo de medida: validez discriminante (n=3063).

Fuente: Elaboración basada en el paquete estadístico SmartPLS versión 3.3.5 (Ringle *et al.*, 2015).

	Rezago educativo	Acceso a los servicios de salud	Acceso a la seguridad social	Calidad y espacio de vivienda	Acceso a la alimentación	Acceso a servicios básicos de la vivienda	Ingreso	Pobreza multidimensional
Rezago educativo								
Acceso a los servicios de salud	0.019							
Acceso a la seguridad social	0.268	0.493						
Calidad y espacio de vivienda	0.119	0.059	0.139					
Acceso a la alimentación	0.082	0.080	0.170	0.179				
Acceso a servicios básicos de la vivienda	0.185	0.068	0.305	0.279	0.193			
Ingreso	0.288	0.316	0.708	0.205	0.376	0.305		
Pobreza multidimensional	0.346	0.582	0.812	0.494	0.594	0.714	0.815	

Tabla 5. Relación heterotrazo-monotrazo (HTMT). Fuente: Elaboración basada en el paquete estadístico SmartPLS versión 3.3.5 (Ringle *et al.*, 2015).

3.2.2. Evaluación del modelo estructural

De acuerdo con Chin (2010), una vez probado que el modelo de medida cumple con las especificaciones de la técnica de mínimos cuadrados parciales, se debe proporcionar evidencia que apoye al modelo teórico. Entre ella están el poder predictivo con los valores del coeficiente de determinación R^2 y la importancia de las estimaciones de ruta.

Para el modelo estructural Hair *et al.*, (2007), sugieren evaluar:

- Colinealidad entre los constructos

- Significancia y relevancia de los coeficientes de ruta
- Relevancia predictiva (R^2 , f^2 , Q^2 , q^2 , $PLSpredict$)
- Bondad de ajuste

En concreto, PLS es un método bastante robusto para evaluar la colinealidad (Cassel, Hackl & Wetlund, 1999). Para hacerlo, se utiliza el factor de inflación de la varianza (VIF). Al evaluar el VIF, como se muestra en la Tabla 6, se verifica que su valor sea menor de cinco, por lo que no se encontró ningún problema de colinealidad entre los constructos de Chin (2010).

	Rezago educativo	Acceso a los servicios de salud	Acceso a la seguridad social	Calidad y espacio de vivienda	Acceso a la alimentación	Acceso a servicios básicos de la vivienda	Ingreso	Pobreza multidimensional
Rezago educativo							1.080	1.111
Acceso a los servicios de salud							1.277	1.283
Acceso a la seguridad social							1.418	1.851
Calidad y espacio de vivienda							1.089	1.096
Acceso a la alimentación							1.059	1.162
Acceso a servicios básicos de la vivienda							1.160	1.172
Ingreso								1.852
Pobreza multidimensional								

Tabla 6. Factor de inflación de la varianza (VIF). Fuente: Elaboración basada en el paquete estadístico SmartPLS versión 3.2.2 (Ringle *et al.*, 2015).

3.2.3. Significancia y relevancia de los coeficientes de ruta

Para evaluar los coeficientes de ruta se debe tener presente que varían entre -1 y 1. Los valores altos (absolutos) representan relaciones más fuertes, ya que tienen efectos directos, cuando un constructo es tocado por una sola flecha, e indirectos, cuando involucra al menos otro constructo

llamado interviniente (Hair *et al.*, 2007). Como se comprueba en la tabla 7, los servicios básicos de vivienda están fuertemente relacionados con la pobreza multidimensional (.307), el acceso a la alimentación con la pobreza multidimensional (.272) y con el ingreso (.236), mientras que el acceso a la seguridad social está fuertemente relacionado de manera inversa con el ingreso (-.484) y con la pobreza multidimensional (.254).

	Muestra original (O)	Media de la muestra (M)	Desviación estándar (STDEV)	Estadísticos t (O/STDEV)	P Valores
Acceso a la alimentación -> Ingreso	0.236	0.236	0.014	17.244	0.000
Acceso a la alimentación -> Pobreza multidimensional	0.272	0.272	0.011	24.46	0.000
Acceso a seguridad social -> Ingreso	-0.484	-0.485	0.015	33.322	0.000
Acceso a seguridad social -> Pobreza multidimensional	-0.254	-0.254	0.01	24.443	0.000
Calidad y espacios de vivienda -> Ingreso	0.059	0.06	0.014	4.185	0.000
Calidad y espacios de vivienda -> Pobreza multidimensional	0.168	0.168	0.013	13.123	0.000
Ingreso -> Pobreza multidimensional	0.138	0.138	0.011	12.495	0.000
Rezago educativo -> Ingreso	-0.129	-0.129	0.015	8.782	0.000
Rezago educativo -> Pobreza multidimensional	-0.094	-0.094	0.01	9.851	0.000
Servicios de salud -> Ingreso	-0.058	-0.057	0.014	4.157	0.000
Servicios de salud -> Pobreza multidimensional	-0.278	-0.279	0.012	23.765	0.000
Servicios básicos de vivienda -> Ingreso	0.08	0.08	0.013	6.01	0.000
Servicios básicos de vivienda -> Pobreza multidimensional	0.307	0.307	0.012	24.604	0.000

Tabla 7. Coeficientes de trayectoria. Fuente: Elaboración basada en el paquete estadístico SmartPLS versión 3 (Ringle *et al.*, 2015).

Los efectos totales, suma de los directos e indirectos, indican la fuerza del efecto sobre una variable objetivo, en este caso, el constructo pobreza multidimensional. De igual manera, en la tabla 8 se comprueba que los servicios básicos de la vivienda (0,318) tienen el efecto total más fuerte sobre la variable objetivo pobreza multidimensional, seguidos del acceso a la alimentación (0,305), la calidad y los espacios de la vivienda (0,176) y los ingresos (0,138). El acceso a la seguridad social tiene un efecto fuerte pero inverso (-0,321)

El poder explicativo de la predicción dentro de la muestra, está dado por la relevancia predictiva, el coeficiente de determinación R^2 y el tamaño del efecto f^2 . El coeficiente de

determinación R^2 representa la cantidad de varianza en los constructos endógenos explicada por todos los constructos exógenos vinculados a él, con valores entre cero y uno donde los niveles más altos indican mayor precisión predictiva (Hair *et al.*, 2007).

Como se observa en la tabla 9, el valor de pobreza multidimensional tiene el coeficiente de determinación más alto, de .759, que representa la cantidad de varianza explicada por los constructos vinculados a él, directa e indirectamente. El ingreso demuestra, con su coeficiente de .460, que es un constructo que afecta directamente a la pobreza multidimensional y que, indirectamente, afecta a los demás.

	Muestra original (O)	Media de la muestra (M)	Desviación estándar (STDEV)	Estadísticos t (O/STDEV)	P Valores
Acceso a la alimentación -> Ingreso	0.236	0.236	0.014	17.244	0.000
Acceso a la alimentación -> Pobreza multidimensional	0.305	0.305	0.011	28.845	0.000
Acceso a seguridad social -> Ingreso	-0.484	-0.485	0.015	33.322	0.000
Acceso a seguridad social -> Pobreza multidimensional	-0.321	-0.321	0.01	32.468	0.000
Calidad y espacios de vivienda -> Ingreso	0.059	0.06	0.014	4.185	0.000
Calidad y espacios de vivienda -> Pobreza multidimensional	0.176	0.176	0.013	13.826	0.000
Ingreso -> Pobreza multidimensional	0.138	0.138	0.011	12.495	0.000
Rezago educativo -> Ingreso	-0.129	-0.129	0.015	8.782	0.000
Rezago educativo -> Pobreza multidimensional	-0.112	-0.112	0.01	11.472	0.000
Servicios de salud -> Ingreso	-0.058	-0.057	0.014	4.157	0.000
Servicios de salud -> Pobreza multidimensional	-0.286	-0.286	0.012	24.615	0.000
Servicios básicos de vivienda -> Ingreso	0.08	0.08	0.013	6.01	0.000
Servicios básicos de vivienda -> Pobreza multidimensional	0.318	0.318	0.012	25.743	0.000

Tabla 8. Efectos totales. Fuente: Elaboración basada en el paquete estadístico SmartPLS versión 3.3.5 (Ringle *et al.*, 2015).

	R cuadrado	R cuadrado ajustada
Ingreso	.460	.459
Pobreza multidimensional	.759	.758

Tabla 9. Coeficiente de determinación R^2 . Fuente: Elaboración basada en el paquete estadístico SmartPLS versión 3.3.5 (Ringle *et al.*, 2015).

El tamaño del efecto f^2 , de acuerdo a la tabla 10, evalúa con qué fuerza un constructo exógeno contribuye a explicar un cierto constructo endógeno en términos de R^2 . Por tanto, respecto al tamaño del efecto se encontró que el constructo exógeno servicios básicos de la vivienda tiene un efecto fuerte

sobre la pobreza multidimensional ($f^2 > .35$), con efecto moderado sobre el mismo constructo objetivo ($15 \geq f^2 < .35$) se tiene el acceso a la alimentación (.264) y acceso a servicios de salud (.249). Mientras que acceso a seguridad social tiene un efecto moderado sobre el constructo ingreso.

	Acceso a la alimentación	Acceso a seguridad social	Calidad y espacios de vivienda	Ingreso	Pobreza multidimensional	Rezago educativo	Servicios de salud	Servicios básicos de vivienda
Acceso a la alimentación				0.098	0.264			
Acceso a seguridad social				0.305	0.145			
Calidad y espacios de vivienda				0.006	0.106			
Ingreso					0.043			
Pobreza multidimensional								
Rezago educativo				0.029	0.033			
Servicios de salud				0.005	0.249			
Servicios básicos de vivienda				0.01	0.334			

Tabla 10. Tamaño del efecto f^2 . Fuente: Elaboración basada en el paquete estadístico SmartPLS versión 3.2.2 (Ringle *et al.*, 2015).

Después de aplicar la técnica *blindfolding*, para la relevancia predictiva Q^2 (Hair *et al.*, 2007), evaluando la relevancia predictiva de un constructo exógeno para un determinado constructo endógeno; se considera una medida de predicción fuera de la muestra, al permanecer

ésta casi intacta en su cálculo (Sarstedt *et al.*, 2017). En la tabla 11 se muestra al constructo ingreso con un poder predictivo moderado ($15 \geq f^2 < .35$); mientras la pobreza multidimensional tiene un poder predictivo fuerte ($Q^2 > .35$). lo que ratifica al modelo elegido.

	SSO	SSE	$Q^2 (=1-SSE/SSO)$
Acceso a la alimentación	6126	6126	
Acceso a seguridad social	9189	9189	
Calidad y espacios de vivienda	6126	6126	
Ingreso	9189	6531.539	0.289
Pobreza multidimensional	9189	5348.371	0.418
Rezago educativo	3063	3063	
Servicios de salud	3063	3063	
Servicios básicos de vivienda	6126	6126	

Tabla 11. Relevancia predictiva Q^2 . Fuente: Elaboración basada en el paquete estadístico SmartPLS versión 3.3.5 (Ringle, Wende, y Becker, 2015).

3.2.4. PLS predictivo

Al ejecutar el algoritmo PLS predictivo que genera y evalúa predicciones a partir de las estimaciones del nomograma PLS (Shmueli *et al.*, 2016), todos los valores observados en la tabla

12 son mayores que cero, lo que indica la superioridad del modelo frente a otras predicciones. Presenta un poder predictivo fuerte para los items no_pobv, carencias y carencias_3, moderado para pobreza, pobreza_e y débil para pobreza_m.

	RMSE	MAE	MAPE	$Q^2_{predict}$
pobreza_m	0.449	0.38	infinito	0.112
pobreza	0.403	0.335	infinito	0.337
no_pobv	0.321	0.256	infinito	0.405
carencias3	0.286	0.235	infinito	0.56
carencias	0.329	0.292	infinito	0.485
pobreza_e	0.248	0.171	infinito	0.203

Tabla 12. Predicción PLS. Fuente: Elaboración basada en el paquete estadístico SmartPLS versión 3.3.5 (Ringle, Wende, y Becker, 2015).

3.2.5. Bondad de ajuste

Tenenhaus *et al.* (2005) menciona que en la bondad de ajuste, usando PLS, no es posible separar modelos válidos de no válidos, como ocurre con los modelos basados en covarianza. Sin embargo, de acuerdo con Lohmöller (1989), se puede medir el grado en que correlacionan los residuos del modelo externo utilizando la covarianza residual cuadrática media

(RMSttheta), la cual debe estar entre los valores de $\leq 0.12 - 0.14$ (Henseler & Sarstedt, 2013). Para la presente investigación se obtuvo un valor de RMSttheta = .235. Esto indica que es aún perfectible de acuerdo con la bondad de ajuste del modelo, recalando que es una medida para ecuaciones estructurales basadas en covarianza. En el presente caso se prioriza el poder predictivo y el presente estudio está a un nivel exploratorio.

4. DISCUSIÓN

Como se advirtió en la revisión de la literatura, existen numerosos enfoques teóricos para identificar la pobreza, ya que hay un mayor acuerdo sobre el carácter multidimensional de este concepto que registra elementos que atentan contra la dignidad de las personas, restringen sus derechos y libertades elementales, les impiden satisfacer sus necesidades básicas e integrarse plenamente en la sociedad. Por ello, no puede reducirse a una sola característica o dimensión de su esencia.

Así pues, en 2021, el Índice de Pobreza Multidimensional había cubierto 109 países que representaban alrededor de 449 millones de personas que vivían en regiones en desarrollo. Este estudio consideró múltiples indicadores, como el nivel económico, el proveedor principal —jerarquizado por edades—, las preferencias culturales e incluso el rol que juega el género en las respuestas que en investigaciones relacionadas representa (Alkire *et al.*, 2021).

Cabe señalar que, en Europa, el 20 % de la población es permanentemente pobre en términos de ingresos y el 20 % en términos de privaciones materiales. Solo el 10 % de la población es pobre de forma persistente en términos de ingresos y sufre privaciones materiales. Esta reflexión motivó el establecimiento de una medición de la pobreza multidimensional en Europa. Por esta razón, el Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD, 2010) emplea un enfoque multidimensional que no incluye los ingresos. Utiliza ponderadores iguales para cada dimensión y umbrales muy bajos, lo que implica niveles de pobreza inferiores a los del Banco Mundial.

Por mencionar algunos países como Argentina, existen dos métodos oficiales para medir la pobreza: la pobreza por necesidades básicas insatisfechas (NBI) y la pobreza basada en una línea de pobreza (LP). El cálculo se realiza oficialmente por el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INDEC) con base en los datos del censo, el cual se actualiza cada diez años. A diferencia de Colombia, que cuenta con dos indicadores oficiales y complementarios para medir la pobreza —la pobreza monetaria y el índice de pobreza multidimensional—, no existen medidas anuales de pobreza multidimensional ni análisis de la relación entre las dos medidas de pobreza a nivel departamental.

Cabe señalar que en Chile, desde el año 2015, se utilizan cinco dimensiones para evaluar la pobreza multidimensional de la Encuesta de Caracterización Socioeconómica Nacional (CASEN, 2017). Las cinco dimensiones evaluadas son las siguientes: educación (escolaridad, asistencia y rezago escolar), salud (desnutrición en niños y niñas, afiliación a un sistema de salud y acceso a la salud), trabajo y seguridad social (ocupación, seguridad social y jubilaciones), vivienda y medio ambiente (habitabilidad, servicios básicos y entorno), además de redes sociales y cohesión (apoyo y participación social, igualdad de trato y seguridad). Esta variable se añadió en 2015, en versiones anteriores solo se evaluaban cuatro dimensiones.

Similarmente, en países como Perú, el índice de pobreza multidimensional mide la pobreza más allá del ingreso económico al indicar deficiencias en las tres dimensiones del desarrollo humano, como la educación, la salud y la calidad de vida, y revela el número de personas que son multidimensionalmente pobres y la gravedad de su pobreza. El uso de parámetros de bajo nivel es común en los países latinoamericanos y en los organismos internacionales, lo que conlleva que las personas sean etiquetadas como «no pobres» a pesar de encontrarse en una situación de vulnerabilidad.

En México, los indicadores de pobreza tienen en cuenta los ingresos y seis dimensiones en el contexto de los derechos sociales: el atraso educativo, el acceso a la sanidad, la alimentación, la seguridad social, la calidad de vida, los servicios básicos de la vivienda y la cohesión social. La inclusión de indicadores y dimensiones se debe, la mayoría de las veces, a la disponibilidad de datos, ya que existe una variación significativa en dicha disponibilidad y en las preguntas que establecen límites a la comparabilidad entre países.

En consecuencia, el estudio de la pobreza y sus soluciones debe basarse en modelos de fluctuación de la pobreza basados en datos longitudinales que permitan analizar su dinámica y duración. Así, el objetivo de los modelos PLS o de regresión por mínimos cuadrados parciales es predecir las variables dependientes. Este objetivo se traduce en un intento por maximizar la varianza explicada de dichas variables, por lo que PLS puede ser más conveniente para fines predictivos y se encamina principalmente al

análisis causal predictivo en escenarios de alta complejidad, pero con un conocimiento teórico poco avanzado.

5. CONCLUSIONES

A partir del análisis bibliométrico realizado, es evidente que la investigación sobre la pobreza multidimensional ha experimentado un notable crecimiento y diversificación en los últimos años. La literatura ha evolucionado para abarcar un enfoque más holístico, incorporando múltiples dimensiones socioeconómicas, como la educación, la salud, la distribución de ingresos y las disparidades de género.

Autores como Alkire y Santos han liderado esta transformación metodológica, desarrollando modelos más robustos y complejos que permiten una comprensión más integral de la pobreza, al superar las limitaciones de los enfoques unidimensionales centrados exclusivamente en los ingresos. La convergencia de estudios procedentes de diferentes áreas de conocimiento, reflejada en la colaboración entre instituciones de alto impacto, como la Universidad de Oxford y el Banco Mundial, también destaca el carácter interdisciplinario de este campo de estudio.

Asimismo, la bibliometría revela que ciertos países, como China, Estados Unidos, Reino Unido, India e Italia han sido centros neurálgicos en la producción académica sobre pobreza multidimensional. Esto indica un creciente interés y reconocimiento de la relevancia de este enfoque en contextos diversos. Este patrón geográfico sugiere una transferencia de conocimiento y un intercambio académico internacional que han fortalecido la calidad y el impacto de las investigaciones en el área.

Las fuentes más productivas, como *Social Indicators Research* y *World Development*, confirman que las publicaciones académicas están cada vez más orientadas a examinar la pobreza desde una perspectiva multidimensional, lo que permite identificar las múltiples facetas de la privación y el bienestar en las sociedades contemporáneas.

El análisis bibliométrico evidencia un aumento en el interés por temas emergentes, como el impacto de la pandemia de Covid-19 en la pobreza y la relación entre la pobreza multidimensional y los Objetivos de Desarrollo

Sostenible. Estos nuevos enfoques reflejan una respuesta de la comunidad académica a los desafíos globales actuales, ya que adaptan las herramientas y metodologías tradicionales a nuevos contextos y problemáticas. En este sentido, la bibliometría no solo ha permitido mapear el desarrollo y la evolución de la investigación sobre la pobreza multidimensional, sino que también ha facilitado la identificación de áreas críticas y lagunas de conocimiento que requieren una mayor atención, promoviendo así una agenda de investigación más relevante y orientada a soluciones efectivas para la reducción de la pobreza en todas sus dimensiones.

De acuerdo con el objetivo de la presente investigación, se puede concluir que el modelo inicial se modificó de acuerdo con los parámetros evaluados y que se observaron diferencias significativas con respecto al modelo propuesto al inicio. Varios de los indicadores no cumplieron con la carga factorial y algunas dimensiones presentaron alta colinealidad con la pobreza multidimensional.

Al ejecutar el algoritmo PLS (Partial Least Squares Regression), predictivo, que genera y evalúa predicciones a partir de estimaciones del nomograma PLS, todos los valores observados son mayores que cero, lo que indica la superioridad del modelo frente a otras predicciones. La bondad de ajuste, usando PLS, no permite separar modelos válidos de no válidos. Se utilizó la covarianza residual cuadrática media (RMSttheta), que, en el contexto de la presente investigación, mostró que es perfectible de acuerdo con la bondad de ajuste del modelo. Esto reitera que es una medida para ecuaciones estructurales basadas en covarianza. En el presente caso, se prioriza el poder predictivo y el presente estudio está en un nivel exploratorio.

La pobreza multidimensional mostró una fuerte relación con los servicios básicos de vivienda (con $f^2 > .35$), posteriormente el acceso a la alimentación, calidad y espacios de vivienda y el ingreso. La pobreza multidimensional reveló un coeficiente de determinación más alto de .759; mientras que el ingreso presentó un coeficiente de .460. esto tuvo un impacto directo en el constructo mencionado anteriormente.

Finalmente, el campo de la pobreza multidimensional ha de tener en cuenta el aspecto social, que se nutre de las interacciones entre personas y países. Todos los agentes deben

asumir su responsabilidad social, dimensiones que convergen para crear un ecosistema en el que se promueva un cambio positivo en la sociedad y el entorno. En este ecosistema se han de comunicar a la sociedad valores comunitarios y ambientales, sensibilizar a las audiencias y movilizar a los ciudadanos para construir un campo dinámico que aborde los desafíos más acuciantes de nuestros tiempos (Félix *et al.*, 2020).

Agradecimientos

Los autores agradecen el apoyo de la Universidad Autónoma de Zacatecas (UAZ), el Consejo Nacional de Humanidades, Ciencias y Tecnologías (CONAHCYT), el Consejo Zacatecano de Ciencias, Tecnología e Innovación (COZCYT), las autoridades de la Unidad Académica de Contaduría y Administración de la UAZ y del Grupo Académico Gestión, Evaluación y Procesos de Capacitación de las Políticas Públicas de México (CA-206) para la realización de esta investigación.

Conflicto de intereses

Los autores declaran no tener ningún conflicto de intereses.

Declaración de contribución

Conceptualización, curación de datos, validación, investigación, recursos: Víctor Hugo Bañuelos García, Flor de María García Martínez, Blanca Isabel Llamas Félix. Análisis formal, software: Víctor Hugo Bañuelos García. Obtención de fondos: Víctor Hugo Bañuelos García, Flor de María García Martínez, Blanca Isabel Llamas Félix, Reina Margarita Vega Esparza. Metodología: Flor de María García Martínez. Supervisión: Flor de María García Martínez, Blanca Isabel Llamas Félix, Reina Margarita Vega Esparza. Visualización, administración del proyecto: Flor de María García Martínez, Blanca Isabel Llamas Félix. Redacción - borrador original, redacción - revisión y edición: Blanca Isabel Llamas Félix.

Declaración de consentimiento de datos

Todos los datos generados durante la investigación se han incluido en el artículo. ●

REFERENCIAS

- AGUILAR, E. A., CAAMAL, C. I., & PORTILLO, V. M. (2018). Intensidades de pobreza multidimensional en México a nivel municipal. *Revista mexicana de ciencias agrícolas*, 9(1), 251-258. <https://doi.org/10.29312/remexca.v9i1.864>
- ALKIRE, S.; & FOSTER, J. (2007). *Counting and Multidimensional Poverty Measurement*. OPHI Working Paper Series, Oxford Poverty & Human Development Initiative (OPHI), Oxford, (OPHI Working Paper, 7).
- ALKIRE, S.; KANAGARATNAM, U.; & SUPPA, N. (2021). *The Global Multidimensional Poverty Index (MPI)*. OPHI Methodological Note 51. University of Oxford.
- ALKIRE, S.; & SANTOS, M. E. (2010). *Acute Multidimensional Poverty: A New Index for Developing Countries*. OPHI Working Paper No. 38.
- ALKIRE, S., ROCHE, J. M., BALLON, P., FOSTER, J., SANTOS, M. E., & SETH, S. (2015). *Multidimensional poverty measurement and analysis*. Oxford University Press, USA.
- ALVAREZ, D. R., & LÓPEZ, R. J. R. (2022). Scientific mapping and research trends in the fields of business strategy and competitiveness. *Iberoamerican Journal of Science Measurement and Communication*, 2(2), 4. DOI: 10.47909/ijsmc.142.
- ÁLVAREZ-DIEZ, R. C., VEGA-ESPARZA, R. M., BAÑUELOS-GARCÍA, V. H., & LÓPEZ-ROBLES, J. R. (2023). The evolution research on Silver Economy: Current researches, trends, and implications for future directions. *Transinformação*, 35, e237325. <https://doi.org/10.1590/2318-0889202335e237325>
- ATKINSON, A. B. (1974). Poverty and income inequality in Britain, En D. Wedderburn (Ed.), *Poverty, Inequality, and Class Structure*. Cambridge University Press. London.
- BAÑUELOS, G. V., GARCIA, M. F., & ÁLVAREZ, D. R. (2021). El emprendimiento social de base universitaria en Latinoamérica: caso Zacatecas, México. *Ride*, 1-32. <https://doi.org/10.23913/ride.v11i2.833>
- BOLTVINIK, J. (2005). Métodos de medición de la pobreza. Una tipología. Limitaciones de los métodos tradicionales y problemas de los combinados, En J. Boltvinik y D. Araceli (Eds.), *La pobreza en México y el mundo*.

- Realidades y desafíos*. México, DF: Siglo XXI y Gobierno del Estado de Tamaulipas.
- BOURGUIGNON, F., & CHAKRAVARTY, S. R. (2003). The measurement of multidimensional poverty. *The Journal of Economic Inequality*, 1, 25-49. <https://doi.org/10.1023/A:1023913831342>
- BRODESOHN, V. (1999). Focalización de programas de superación de la pobreza. In: *Derecho a tener derecho: infancia, derecho y políticas sociales en América Latina*. Montevideo. Instituto Interamericano del niño (IIN) y UNICEF.
- CASSEL, C., HACKL, P., & WESTLUND, A. H. (1999). Robustness of partial least-squares method for estimating latent variable quality structures. *Journal of Applied Statistics*, 26(4), 435-446. DOI: 10.1080/02664769922322.
- CEPEDA, C. G. Y ROLDÁN, S. J. L. (2004). Aplicando en la práctica la técnica PLS en la administración de empresas. En *Conocimiento y Competitividad: Congreso ACEDE*, Murcia.
- CHAKRAVARTY, S. R. (1983). A new index of poverty. *Mathematical Social Sciences*, 6(3), 307-313. [https://doi.org/10.1016/0165-4896\(83\)90064-1](https://doi.org/10.1016/0165-4896(83)90064-1)
- CHIN, W. W. (2010). How to Write Up and Report PLS Analyses. In: Esposito Vinzi, V., Chin, W., Henseler, J., Wang, H. (eds) *Handbook of Partial Least Squares. Springer Handbooks of Computational Statistics*. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-32827-8_29
- CITRO, C. F. Y MICHAEL, R. T. (1995). *Measuring Poverty: A New Approach*. Washington, D. C: National Academy Press.
- COMISIÓN ECONÓMICA PARA AMÉRICA LATINA Y EL CARIBE. (2020). El desafío social en tiempos de COVID-19. *Informe especial No. 3*. CEPAL.
- CONSEJO NACIONAL DE EVALUACIÓN DE LA POLÍTICA DE DESARROLLO SOCIAL (CONEVAL) (2014). *Metodología para la medición multidimensional de la pobreza en México* (segunda edición). México, D.F: CONEVAL.
- CONSEJO NACIONAL DE EVALUACIÓN DE LA POLÍTICA DE DESARROLLO SOCIAL (CONEVAL) (2019). *Metodología de la pobreza en México*. México, D.F.: CONEVAL.
- CONSEJO NACIONAL DE EVALUACIÓN DE LA POLÍTICA DE DESARROLLO SOCIAL (CONEVAL) (2020). *Medición de la pobreza multidimensional, Estados Unidos Mexicanos*. México, D.F: CONEVAL.
- COULTER, F. A., COWELL, F. A., & JENKINS, S. P. (1992). Differences in needs and assessment of income distributions. *Bulletin of Economic Research*, 44(2), 77-124. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8586.1992.tb00538.x>
- DOTTER, C., & KLASSEN, S. (2017). *The multidimensional poverty index: Achievements, conceptual and empirical issues*. No. 233. ZBW Leibniz-Informationzentrum-Wirtschaft-Libniz Information Centre for Economics.
- ENCUESTA DE CARACTERIZACIÓN SOCIOECONÓMICA NACIONAL (CASEN). (2017). *Situación de la pobreza en Chile*. Santiago de Chile: Ministerio de Desarrollo Social, Subsecretaría de Evaluación Social.
- ENCUESTA NACIONAL DE INGRESOS Y GASTOS DE LOS HOGARES (ENIGH). (2020). *Nueva serie: criterios de validación* / Instituto Nacional de Estadística y Geografía. México: INEGI, 2021.
- FALK, R. F., & MILLER, N. B. (1992). *A Primer for Soft Modeling*. Akron, Ohio: The University of Akron.
- FÉLIX, B. I. L., DE LA TORRE LLAMAS, I., MARTÍNEZ, F. D. M. G., DIEZ, R. Á., & GARCÍA, V. H. B. (2020). Fortalecimiento de valores en estudiantes universitarios: su incidencia en la agenda para el desarrollo municipal. *Jurídicas CUC*, 16(1), 145-176. <https://doi.org/10.17981/juridcuc.16.1.2020.06>
- FERES, J., & MANCERO, X. (2020). *Enfoques para la medición de la pobreza. Breve revisión de la literatura*. Argentina: Universidad Nacional de la Plata.
- FORNELL, C. & LARCKER, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 27, 39-50. <https://doi.org/10.1177/002224378101800104>
- FOSTER, J. E., GREER, J. & THORBECKE, E. (1984). A class of decomposable poverty measures. *Econometrica*, 52(3), 761-766. <https://doi.org/10.2307/1913475>
- FLORIO, E. M., & LABRUNÉE, M. E. (2021). Pobreza multidimensional, aproximaciones conceptuales y metodológicas para la evaluación de hogares con niños, niñas y adolescentes en el ámbito del Partido de General Pueyrredon. *FACES*, 27(57), 9-23.

- GARZA, G. J. (2021). *El Covid-19 y la pobreza en México*. El Financiero.
- HAIR, J. F., HULT, G. T. M., RINGLE, C. M., & SARSTEDT, M. (2007). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (2nd ed.). Thousand Oaks, CA: Sage.
- HAIR, J. F., BLACK, W. C., BABIN, B. J., & ANDERSON, R. E. (2010). *Multivariate Data Analysis* (7th ed.). United States: Prentice Hall.
- HAGENAARS, A. (1987). A class of poverty indices. *International Economic Review*, 28(3), 583-607. <https://doi.org/10.2307/2526568>
- HENSELER, J., & SARSTEDT, M. (2013). Goodness-of-fit indices for partial least squares path modeling. *Computational Statistics*, 28, 565-580. <https://doi.org/10.1007/s00180-012-0317-1>
- HENSELER, J. (2017). Bridging design and behavioral research with variance-based structural equation modeling. *Journal of Advertising*, 46(1), 178-192. <https://doi.org/10.1080/00913367.2017.1281780>
- HENSELER, J., RINGLE, C. M., & SARSTEDT, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115-135. <https://doi.org/10.1007/s11747-014-0403-8>
- HERNÁNDEZ, R., FERNÁNDEZ, C., & BAPTISTA, P. (2014). *Metodología de la investigación* (6.a ed.). Ciudad de México, México: McGraw-Hill.
- HUTTO, N., WALDFOGEL, J., KAUSHAL, N., & GARFINKEL, I. (2011). Improving the measurement of poverty. *Social Service Review*, 85(1), 39-74. <https://doi.org/10.1086/659129>
- INSTITUTO NACIONAL DE ESTADÍSTICA GEOGRÁFICA E INFORMÁTICA (INEGI). (2020). *Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares*.
- JENKINS, S. P., & LAMBERT, P. J. (1993). Ranking income distributions when needs differ. *Review of Income and Wealth*, 39(4), 337-356. <https://doi.org/10.1111/j.1475-4991.1993.tb00466.x>
- JÖRESKOG, K. G.; & WOLD, H. (1982): *Systems under Indirect Observation – Causality Structure Prediction*. Amsterdam: North Holland Publishing Company.
- KAKWANI, N. (1986). *Analyzing redistribution policies: a study using Australian data*. New York: Cambridge University Press.
- KAKWANI, N., & SILBER, J. (2008). *The Many Dimensions of Poverty*. New York: Palgrave Macmillan.
- LOHMÖLLER, J.-B. (1989). *Latent Variable Path Modeling with Partial Least Squares*. Physica: Heidelberg.
- LÓPEZ, R., J. R., GUALLAR, J., OTEGI, O. J. R., & GAMBOA, R., N. K. (2019). El profesional de la información (EPI): bibliometric and thematic analysis (2006-2017). *El profesional de la información*, 28(4), e280417. <https://doi.org/10.3145/epi.2019.jul.17>
- ORTIZ, G. J., & RÍOS, B. (2013). La Pobreza en México, un análisis con enfoque multidimensional. *Análisis Económico*, 69(XXVIII). 1-30.
- PODDER, N. (1971). *The estimation of an equivalent-income scale*. Australian Economic Papers, December, pp.175-187.
- PROGRAMA DE NACIONES UNIDAS PARA EL DESARROLLO (PNUD) (2010). *Informe sobre Desarrollo Humano 2010. La verdadera riqueza de las naciones: Caminos al desarrollo humano*. Nueva York: Programa de Naciones Unidas para el Desarrollo.
- PORTALES, L. (2014). Capital social y pobreza multidimensional, el caso de hogares pobres en Monterrey, México. *Convergencia*, 39-63.
- RAVALLION, M. (2003). The debate on globalization, poverty and inequality: why measurement matters. *International Affairs*, 79(4), 739-753. <https://doi.org/10.1111/1468-2346.00334>
- RINGLE, C. M., WENDE, S., & BECKER, J. M. (2015). *SmartPLS 3*. Boenningstedt: SmartPLS GmbH. <http://www.smartpls.com>
- ROLDÁN, J. L., & SÁNCHEZ, F. M. J. (2012). Variance-based structural equation modeling: Guidelines for using partial least squares in information systems research. In M. Mora, O. Gelman, A. Steenkamp, & M. Raisinghani (Eds.), *Research methodologies, innovations and philosophies in software systems engineering and information systems*. Hershey PA: IGI Global, 193-221. DOI: 10.4018/978-1-4666-0179-6.ch010.
- SÁNCHEZ, G. P. (2013). *Análisis dinámico de la pobreza en el Ecuador*. Un modelo de factores estructurales de riesgo con datos de panel. Ecuador, Ecuador.
- SARSTEDT, M., RINGLE, C. M., Y HAIR, J. F. (2017). Partial least squares structural equation modeling, In Homburg, C., Klarmann,

- M., y Vomberg, A. (Eds.). *Handbook of Market Research*. New York et al.: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-57413-4_15
- SEN, AMARTYA (1976). Poverty: An Ordinal Approach to Measurement. *Econometrica*, 44(2), 219-231.
- SEN, AMARTYA (1985). *Commodities and Capabilities*. Oxford University Press.
- SEN, A. K. 1992. *Inequality Re-examined*. Oxford, Clarendon Press.
- SHMUELI, G., RAY, S., VELASQUEZ ESTRADA, J. M., & CHATLA, S. B. (2016). The Elephant in the Room: Evaluating the Predictive Performance of PLS Models, *Journal of Business Research*, 69(10), 4552-4564.
- TENENHAUS, M., ESPOSITO, VINZI, V., CHATELIN, Y. M., & LAURO, C. (2005). PLS path modeling. *Computational Statistics & Data Analysis*, 48(1), 159-205. <https://doi.org/10.1016/j.csda.2004.03.005>
- THON, D. (1979). On measuring poverty. *Review of Income and Wealth*, 25, 429-439. <https://doi.org/10.1111/j.1475-4991.1979.tb00117.x>
- VAN PRAAG, B. M., HAGENAARS, A. J., & VAN WEERN, H. (1982). Poverty in Europe 1. *Review of Income and Wealth*, 28(3), 345-359. <https://doi.org/10.1111/j.1475-4991.1982.tb00621.x>
- WOLD, H. (1979): *Model Construction and Evaluation when Theoretical Knowledge Is Scarce: An Example of the Use of Partial Least Squares*. Cahiers du Département D'Économétrie. Genève: Faculté des Sciences Économiques et Sociales, Université de Genève.
- ZEITHMAL, V. A., L. L. BERY, Y A. PARASURAMAN (1996). The behavioral consequences of service loyalty. *Journal of Marketing*, 60(2), 31-46.

