

APLICACIÓN DEL MÉTODO DE ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES AL ÍNDICE DE POBREZA MULTIDIMENSIONAL: CASO LOS ALCARRIZOS

Application of the principal component analysis method to the multidimensional poverty index: the case of Los Alcarrizos

Felipe Antonio Llaugel

Instituto Tecnológico de Santo Domingo (INTEC), República Dominicana.
felipe.llaugel@intec.edu.do
<https://orcid.org/0000-0001-7633-5219>

Eulalia Perez

Universidad UTE, República Dominicana.
eperez@ute.edu.do
<https://orcid.org/0009-0003-0767-6361>

Melanie Llaugel

Instituto Tecnológico de Santo Domingo (INTEC), República Dominicana.
mllaugel@xolver.com
<https://orcid.org/0000-0003-1815-4895>

Recibido: 19/10/2023 • Aprobado: 6/12/2023]

Cómo citar: Llaugel, F. A., Perez, E., & Llaugel, M. (2024). Aplicación del método de análisis de componentes principales al índice de pobreza multidimensional: caso Los Alcarrizos. *Ciencia y Sociedad*, 49(1), 45-70. <https://doi.org/10.22206/cys.2024.v49i1.2981>

Resumen

Se estudia el cálculo del índice de pobreza multidimensional (IPM) para los distritos municipales Los Alcarrizos, Pantoja y Palmarejo -Villa Linda, usando la información levantada por el Sistema Único de Beneficiarios (SIUBEN) en el año 2021. Dado que no se pudo recabar toda la data necesaria para el cálculo del IPM, se propone una alternativa al método de Alkire-Foster, donde, en lugar de usar contadores se usan proporciones para determinar el impacto de los indicadores de privación. Fue necesario usar aproximaciones de los indicadores donde el informe de SIUBEN no esclarecía la información. Utilizando simulación para la asignación de las ponderaciones, se pudo determinar que se necesita un mejor criterio que simplemente homologar los pesos de las cinco (5) dimensiones de privación. Este estudio contribuye con la aplicación del método de Análisis de Componentes Principales (PCA) para la determinación de las ponderaciones de los indicadores de privación, eliminando la necesidad de usar valores arbitrarios para las mismas.

Abstract

The calculation of the multidimensional poverty index (MPI) is studied for the municipal districts of Los Alcarrizos, Pantoja and Palmarejo -Villa Linda, using the information collected by the agency Sistema Unico de Beneficiarios (SIUBEN) in 2021. Since it could not be collected all the data necessary to calculate the MPI, an alternative to the Alkire-Foster method is proposed, where, instead of using counters, proportions are used to determine the impact of deprivation indicators. It was necessary to use approximations of the indicators where the SIUBEN report did not clarify the information. Using simulation to assign the weights, it was determined that a better criterion is needed than simply standardizing the weights of the five (5) dimensions of deprivation. This study contributes with the application of the Principal Component Analysis (PCA) method to determine the weights of the deprivation indicators, eliminating the need to use arbitrary values for them.



Palabras clave: indicador de pobreza multidimensional, política social, análisis de componentes principales, estructura de ponderaciones.

Keywords: multidimensional poverty indicator, social policy, principal components analysis, weighting structure.

Introducción

Dentro de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) propuestos por la Organización de las Naciones Unidas (ONU) emitidos en septiembre del 2015 hasta el año 2030, los números uno y dos de estos objetivos siguen siendo la erradicación de la pobreza y el hambre en el mundo, en tal sentido, las de mitigar la pobreza y la extrema pobreza sigue siendo uno de los desafíos del siglo XXI.

La República Dominicana suscribió en el 2010 un acuerdo con Oxford Poverty & Human Development Initiative (OPHI), con la finalidad de desarrollar una metodología adaptada a la realidad social de la República Dominicana con el propósito de medir la pobreza apoyada en el Índice Multidimensional de Pobreza (IMP-RD), en coordinación con las instancias correspondientes involucradas en la implementación de programas sociales como son el Gabinete de Política Social y el Sistema Único de beneficiarios (SIUBEN).

El Índice de Pobreza Multidimensional (IPM-global), un indicador similar internacionalmente para medir la pobreza aguda en los países emergentes lanzado en el año 2010, originó la discusión sobre la manera en que se debe medir la pobreza. Esta discusión fortaleció el progresivo interés ya instaurado en América Latina en el diseño de indicadores nacionales de pobreza multidimensional (Santos, 2017).

En ese aspecto, América Latina tiene una acreditada experiencia en medición de la pobreza dentro del Enfoque de las Necesidades Básicas (ENB). En la década setenta/ochenta, las encuestas a los hogares eran poco comunes en la región, en aquel

momento no existía la posibilidad de medir la pobreza de forma sistemática y regular. En ese marco se utilizó el llamado ENB para seleccionar algunos indicadores claves que estuvieran disponibles a través de la información del Censo y accedieran dar seguimiento a la pobreza.

El uso del IMP fue un avance con respecto a lo que se usaba anteriormente, pero a pesar de esto, esta herramienta tiene algunas debilidades como son: a) los cambios en las metodologías de una encuesta a otra pueden dificultar hacer comparaciones; b) las ponderaciones de los indicadores se apoyan en juicio de expertos (Morillo 2017), con lo que se agrega un elemento de subjetividad; c) la forma de agregar los diferentes elementos que componen el IMP, aunque ingenua a primera vista, carece de un fundamento lógico, dada la diversa naturaleza de los mismos (unos cualitativos otros cuantitativos), esto se puede apreciar en la descripción para el cálculo del indicador en el caso dominicano. Tener un número para expresar el índice de pobreza multidimensional, esconde la realidad de que la pobreza no es igual para los distintos géneros ni los diferentes grupos etarios.

Para fines de determinar políticas públicas para abordar el fenómeno de la pobreza, se pueden definir varios enfoques, unos dirigidos a los individuos, los hogares o las comunidades. Si se quiere otra granularidad, se puede también mirar el género y los grupos etarios.

Desde la década de los 80's se han presentado varias propuestas para el cálculo de índices compuestos de indicadores (multidimensional), algunos basados en conceptos de entropía (Maasoumi, 1986) y otros en la inercia (Meulman, 1992). Ambas ver-

tientes con sus implicaciones matemáticas, a veces rebuscadas y con limitaciones desde el punto de vista práctico. Sin embargo, Meulman (1992) hace una revisión de las técnicas de Análisis de Componentes Principales (PCA por sus siglas en inglés), Análisis Canónico Generalizado (GCA) y Análisis de Correspondencias Múltiples (MCA), destacando las bondades de estas técnicas para el análisis de los indicadores de pobreza. En estas se presentan enfoques donde se elimina la necesidad de introducir ponderaciones arbitrarias.

Por otro lado, el estudio de Dutta et al., (2021), expone algunas debilidades del uso de PCA y MCA para la determinación de las ponderaciones en el cálculo del índice de pobreza multidimensional. Aducen que el uso de ponderaciones endógenas (derivadas de los datos) presentan el inconveniente de violar la propiedad de monotonicidad y consistencia de subgrupos, esto significa que una mejora en un indicador de pobreza no debería producir un empeoramiento en el índice multidimensional, lo cual ellos encontraron en estudios realizados en Ecuador y Uganda.

Como ya fue expuesto anteriormente, se requiere del desarrollo de una metodología que permita obtener un índice de pobreza multidimensional, que, por un lado, no dependa de ponderaciones subjetivas, sino de fuentes primarias, y que, además, conserve las propiedades que permitan un uso universal del método.

Antecedentes

Oxford Poverty & Human Development Initiative (OPHI) desarrolló una metodología para el cálculo del índice de pobreza multidimensional, en el año 1975 dicho método se implementó por primera vez en Chile para la construcción del Mapa de Pobreza y, conquistó mayor notoriedad después del influyente estudio “La Pobreza en Argentina,

Indicadores de Necesidades Básicas Insatisfechas a partir de los datos del Censo Nacional de Población y Vivienda”, realizado a inicios del año 1980 por el Instituto de Estadísticas y Censos (INDEC) y la CEPAL (Santos, 2017).

En este contexto, dentro de los adelantos recientes, la Comisión Económica para América Latina y El Caribe explica que el crecimiento apresurado que se ha producido en los últimos años en los diferentes entornos vinculados con la medición multidimensional de la pobreza, ha ocasionado un interés en producir indicadores multidimensionales de pobreza que adviertan sobre los retos planteados por la incorporación de dimensiones en un indicador único, esto ha generado un surgimiento de diferentes grupos o clases de índices y métodos analíticos. La propuesta de mayor alcance son las que se apoyan en axiomas, se basa en enunciar un conjunto de características deseables para los indicadores de pobreza y desarrollar los indicadores que las satisfagan. Las propuestas de Bourguignon y Chakravarty (2003) y Alkire y Foster (2009) entran en este grupo, citado en CEPAL, (2013).

Sigue señalando la CEPAL (2013), que el Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD), con el propósito de disponer de información adicional para el monitoreo del objetivo de disminución a la mitad de pobreza extrema planteada en la Agenda 2030 para el Desarrollo Sostenible, contrató a la universidad de Oxford Poverty & Human Development Initiative (OPHI), para desarrollar una metodología de Indicadores de pobreza multidimensional. Dicho indicador multidimensional difiere de los otros indicadores multidimensionales utilizados por el PNUD, como los de desarrollo humano y pobreza humana, dado que este indicador no es un agregado de otros indicadores, sino que, amplía dimensiones al nivel de cada hogar.

CEPAL (2013), citando a Alkire y Santos (2010), señalan que el “indicador multidimensional de pobreza es una medida de pobreza aguda, que evidencia privación en el acceso a los servicios básicos y el funcionamiento clave de las dimensiones educación y salud en nivel de vida de 104 países, incluidos varios de América Latina y El Caribe” (p.8).

En ese mismo marco, el indicador multidimensional de pobreza elaborado en el 2011, por el Departamento de Planeación (DNP) de Colombia (IMPC) para clasificar las dimensiones, índices y la definición de sus inicios se examinaron criterios tales como: 1) dimensiones y variables claves de diferentes indicadores multidimensionales de pobreza y bienestar nacional e internacional, 2) las prioridades determinadas en la Constitución del país, 3) las variables relevantes clasificadas en el estudio cualitativo “Voces de los pobres de Colombia” (CEPAL, 2013, cita Arboleda, et. al., 2004), 4) los inicios de la Agenda 2030, 5) la política social del país, priorizando las variables que pudieran ser afectadas por la política social y, 6) la disponibilidad de la información en una sola fuente.

Según CEPAL (2013) citando a CONEVAL (2010), explica que el indicador multidimensional de pobreza utilizado por México, acoge un punto de vista más próximo a la del método bidimensional en el cual se emplearon adicionalmente, “los métodos de indicadores de necesidades básicas insatisfechas (NBI) y de línea de pobreza monetaria” (p.9). La complementariedad, para el método bidimensional clásico, radica en que cada método percibe necesidades distintas. El planteamiento del NBI se vincula con una pobreza estructural, ya que los indicadores son más contantes en el tiempo, entre tanto que la métrica monetaria se relaciona con las carencias en el corto plazo, dada la sensibilidad de los ingresos en el período económico (CEPAL/DGEC 1988).

El autor citado anteriormente señala que, en México el indicador multidimensional de pobreza considera dos dimensiones, una de derechos (carencias) y otra de bienestar (ingresos). La medición se realiza por medio de seis indicadores: el atraso educativo, el ingreso a la seguridad social, el acceso a los servicios de salud, el acceso a la alimentación, la calidad y los espacios de la vivienda y los servicios básicos de la vivienda. Basándose en el razonamiento de la indivisibilidad de los derechos sociales, se considera que una persona tiene escasez o privación en dicha dimensión cuando tiene al menos una de las seis carencias sociales (CEPAL, 2013, citando a CONEVAL, 2010).

De acuerdo a Morillo (2017), la medición oficial hasta hace unos años en la República Dominicana era de tipo monetario, medida que se estima unidimensional porque se basa únicamente en el ingreso de los hogares. No obstante, hace casi tres períodos, en el país se viene alcanzando y analizando mediciones de carácter multidimensional. Desde los años 80 se muestran cifras obtenidas por medio de la aplicación del método innovador Indicadores de Necesidades Básicas insatisfechas (NBI) en la medición multidimensional de la pobreza en los países de la región Latinoamericana.

Desde hace algunos dos períodos, se viene utilizando un índice multidimensional, alcanzado mediante del Indicador de Calidad de Vida (ICV), cuya adaptación más moderna (2013) se determina en función de 15 variables sociales, estadísticamente explicativas, “agrupadas en cuatro (4) dimensiones, para tres estratos geográficos (metropolitano, resto urbano y resto rural)” (Morillo, 2017, p.3, cita a Morillo, 2014, SIUBEN, s.f.).

En este aspecto, dicha medición fue utilizada en la elaboración de las tres interpretaciones del mapa de pobreza en la República Dominicana: el mapa

de pobreza elaborado con el Censo de Población y Viviendas del 1993, el Censo elaborado en el 2002 y el elaborado en el 2012, es por esto que la medición Multidimensional mediante el Indicador de Calidad de Vida (ICV) ha sido requerida en el país y preserva vigencia (Morillo, 2017, cita a Morillo, 2014). Asimismo, es utilizada hace más de diez años, en la categorización de los hogares que se realiza a través del Sistema Único de Beneficiarios (SIUBEN) por medio del cual se escogen los hogares elegibles para las políticas focalizadas del gobierno (Morillo, 2017 citando a SIUBEN, s.f.)

En otro orden, la medición a través del Indicador Multidimensional de Pobreza propuesta por Oxford Poverty & Human Development Initiative (OPHI,) se viene desarrollando y promoviendo en el ámbito internacional desde hace 5 años, de carácter semejante al ICV, designada en español como Índice de Pobreza Multidimensional (IPM), cuya versión IPM-global, está compuesta por tres (3) dimensiones (salud, educación y nivel de vida) y diez (10) variables sociales (Morillo, 2017, cita a Alkire y Foster, 2015; Alkire y Santos, 2010). Asimismo, en los Informes de Desarrollo Humano (UNDP, 2010), se vienen mostrando los efectos de dicha disposición para los países, como es el caso de la República Dominicana, que disponen de encuestas de hogares con variables de salud.

Empero, en varios países incluyendo la República Dominicana, los resultados con el IPM-Global ha motivado se implementen metodologías con un grupo de variables y dimensiones ajustadas a sus realidades nacionales, dado que las mediciones de la pobreza con el IPM-Global han resultado con valores muy bajos y no guarda relación con las realidades sociales que viven la mayoría de los países de la región de América Latina, por lo tanto han sido estimadas “insuficientes para dar cuenta del significado de la pobreza en Latinoamérica

(Morillo, 2017 cita a Santos, 2014; citada en Santos, 2015^a).

En el caso específico de la República Dominicana, desde hace varios años como parte de un trabajo con el Oxford Poverty and Human Development Initiative (OPHI), en coordinación con la Vicepresidencia de la República, se ha estado desarrollando una metodología de medición del IMP con veinticuatro (24) variables agrupadas en las cinco (5) dimensiones que detallamos a continuación: a) Salud, b) educación, c) sustento y trabajo, e) vivienda y entorno; y d) brecha digital y convivencia. En el 2015, el SIUBEN para esos fines levantó una encuesta de hogares especiales (“EIPM”); cuyos resultados fueron publicados recientemente (Morillo, 2017, cita a Vicepresidencia de la República, et. al.).

Cabe señalar, que en el ámbito de la medición multidimensional uno de los principales desafíos consiste en la determinación de un indicador de pobreza equiparable entre países, adaptable para el seguimiento de la pobreza a nivel regional y para advertir a la cooperación internacional; y que, a su vez, acceda estimar las propensiones y supervisar el cumplimiento de los objetivos internos de los países. Lo que no puede alcanzarse con el IPM-Global ni con los indicadores multidimensionales nacionales, como es el caso del IPM-RD.

En ese contexto, estimulados por la obligación de llenar el vacío de indagación existente entre las medidas nacionales y globales, en el 2014, la CEPAL y OPHI., desplegaron y difundieron el IPM para América Latina, (IPM-AL). “Los análisis estadísticos ejecutados por el IPM-AL, indican que es un modelo altamente robusto ante diferentes tipos de situaciones, por lo que se considera una herramienta sólida para informar a la política pública” (Morillo, 2017, p.7, cita a Santos, et. al., 2015^a y 2015^b; CEPAL, 214).

Descripción del municipio Los Alcarrizos

Los Alcarrizos fue elevado a la categoría de municipio mediante la Ley 64-05 publicada el 31 de enero del 2005. El mismo se encuentra ubicado en el entorno urbano de la provincia de Santo Domingo, a 15 kilómetros de Santo Domingo, Distrito Nacional, siendo uno de los 158 municipios que componen la República Dominicana. Dicho municipio está dividido en tres Distritos municipales, los cuales están compuestos por Los Alcarrizos (DM) como zona metropolitana principal, Pantoja (DM) y Palmarejo-Villa Linda (DM). Ver en el anexo A un mapa de esta demarcación.

De acuerdo a los datos del Censo Nacional de Población y Vivienda del 2010, publicados por la Oficina Nacional de Estadística (ONE), el municipio Los Alcarrizos contaba con una población de 272,776 habitantes y un área de 45.2 km², para una densidad poblacional de 6.035 habitantes /km², lo que evidencia la alta concentración poblacional del municipio. Asimismo, el Distrito municipal de Pantoja (DM) cuenta con una población de 50,120 habitantes, de los cuales 24,559 pertenecían al sexo femenino y 25,561 al sexo masculino y Palmarejo-Villa Linda (DM) con 16,099 habitantes, de los cuales 8,264 pertenecían al sexo femenino y 7,835 al sexo masculino, respectivamente. Dicha población estaba compuesta por 206,557 habitantes, de los cuales 103,275 pertenecían al sexo masculino y 103,282, al sexo femenino para un total de 206,552 habitantes.

En contraposición con el estudio del SIUBEN (2021), se registraron 225,985 personas en dicho municipio, distribuidos en 171,166 en el distrito municipal de los alcarrizos, 16,129 en el de Palmarejo, y 38,690 en Pantoja. La población masculina del municipio fue 110,292 y la femenina 115,693, 48.8% y 51,2% respectivamente.

Aspectos Metodológicos

La pobreza multidimensional mediante el método IPM-AL integra dos etapas continuas, en forma similar a como sucede en la pobreza monetaria. Una etapa de *identificación*, en la cual se crean los criterios para la enunciación de la condición de pobreza de un hogar y sus miembros; y una segunda etapa de *integración*, en la que se producen los indicadores de pobreza (Morillo, 2017).

Utilizando la metodología de Alkire y Foster (2015) se realiza la definición de la condición de la pobreza multidimensional de un hogar y sus miembros. En la misma un hogar se estima en situación de pobreza multidimensional cuando muestra una puntuación de escasez (c_i) mayor o igual que un comienzo mínimo de privaciones o línea de pobreza multidimensional (k)” (Morillo, 2017).

En este sentido, por medio de una combinación lineal de privaciones (carencias o necesidades básicas insatisfechas) se define el puntaje de privación, “codificadas por el valor 1, cuando el hogar presenta la privación y con el valor 0, cuando no la tiene; ponderadas por el peso asignado a cada una de las privaciones, que suma un total de 100 puntos” (p.8)

En tal sentido, la puntuación de privación de cada hogar varía desde el valor (0), para los hogares que no muestran ninguna escasez, hasta el valor (100), para los hogares privados en todas las variables (Morillo, 2017).

De acuerdo con lo planteado, un hogar se estima pobre multidimensional cuando se comprueba que $c_i \geq k$, siendo

$$c_i = \sum_{j=1}^d (w_j |g_j) \quad (1)$$

en donde,

c_i = puntaje de privación para el individuo i (número de privaciones ponderadas)

k = umbral mínimo de privación o línea de pobreza multidimensional ($k=25\%$)

d = Número de privaciones (carencias, indicadores o necesidades básicas)

w_j = ponderador de la privación j

g_j = privación j

Fuente: Índice de Pobreza Multidimensional para América Latina (IPM-AL). Una aplicación para República Dominicana, Morillo, 2017.

El IPM-Global en su definición, está compuesto por un “conjunto de trece (13) variables o privaciones agrupadas en cinco dimensiones sociales: 1) Salud, 2) educación, 3) vivienda, 4) servicios básicos, 5) estándar de vida y, 6) empleo y protección social” (Morillo, 2017 p.9).

En el modelo IPM-AL, la elección de dimensiones y variables tiene como reseña el constructo de pobreza determinado en función de vulnerabilidades y carencias de derechos que obstaculizan que los hogares alcancen satisfacer sus necesidades básicas. Morillo, (2017), citando lo propuesto en CEPAL (2014) y Santos, et. al., (2015a), expone que, en lo expuesto se intentó que las cinco (5) dimensiones y sus variables representaran los diferentes ambientes del bienestar, lo más íntegro posible, aun cuando dicha abstracción no se obtuviera por restricciones propias de los datos disponibles. La estructura de variables y dimensiones se verificó basándose en “argumentos normativos y analíticos, que incluyeron análisis factorial exploratorio, correlación, redundancia y robustez” (p.9).

Metodología de análisis de indicadores multidimensionales

El uso de indicadores multidimensionales de pobreza tiene adeptos y detractores. Es el método usado

en la República Dominicana desde el 2017 y, en otros países ha demostrado ser muy informativo, se resalta el estudio publicado por Tigre, (2018) donde se muestra como este Índice Multidimensional de Pobreza (MPI) ayudó a estudiar la evolución de la pobreza en Etiopía.

Alkire et al., (2015) evalúan varios métodos para producir indicadores multidimensionales de pobreza, resaltando las ventajas e inconvenientes de cada uno de ellos, pero quedando de acuerdo en que se necesita un método alternativo al uso de ponderaciones (especialmente de igual peso) en cada una de las dimensiones del indicador de pobreza. Por otro lado, Pasha (2017) recomienda el uso de un abordaje guiado por los datos para estructurar un buen indicador de pobreza multidimensional. En su estudio, la investigadora compara el uso de métodos cuantitativos como el de análisis de correspondencias múltiples (MCA) por sus siglas en inglés, con el Índice Multidimensional de Pobreza (MPI) propiciado por el Oxford Poverty & Human Development Initiative (OPHI), resaltando la debilidad de este último cuando se usa para comparar la pobreza entre países.

La bondad de los indicadores compuestos para abordar las múltiples dimensiones de la pobreza, desde un punto de vista temporal es analizado por Libório et al., (2022), sus principales críticas se centran en la poca confianza que aportan estos métodos para un análisis evolutivo en el tiempo y su contribución al estado del arte, es presentar un esquema de procedimientos que reducen la subjetividad y la incertidumbre en la representación de fenómenos multidimensionales.

McLorg et al., (2021) adopta un enfoque diferente, estos analizan el bienestar de una comunidad rural de Kenia, entre el 2011 y 2018, usando tres técnicas: Análisis de componentes principales (PCA) por sus siglas en inglés, Análisis de Correspondencias

Múltiples (MCA) y el Índice de Pobreza Multidimensional (MPI), resaltando la debilidad del MPI con respecto a las otras técnicas para evidenciar el cambio en el tiempo del bienestar de las familias de la comunidad.

Otros autores han hecho estudios comparativos entre países y entre estos se resalta el trabajo de Cruz-Martínez (2014). En este se analizan las políticas de subsidios en 17 países de Latinoamérica y el Caribe, la metodología PCA fue la empleada para reducir los múltiples indicadores a solo 3, los cuales representaban más del 75% de la variabilidad de los datos.

Se presentan varios retos cuando se quiere construir un índice de pobreza multidimensional. Santos (2019), enumera los desafíos relevantes para obtener un IPM como son: la elección de la unidad de identificación, la selección de las dimensiones e indicadores y, por último, pero no menos importante, si se incluye un indicador de privación monetaria.

Como punto de partida para este estudio, utilizando los resultados del levantamiento del SIUBEN (2021) y usando la metodología referenciada en Morillo (2017), se construyó el índice de pobreza multidimensional (IPM) para cada uno de los distritos del municipio de Los Alcarizos, estos son: Los Alcarizos, Palmarejo y Pantoja. Lamentablemente el levantamiento del SIUBEN del 2021 no recogió todas las informaciones necesarias para completar los 24 indicadores de las 5 dimensiones que lo componen. La tabla 1 muestra los valores de los indicadores que se pudieron calcular de forma precisa o aproximada excluyendo del cálculo los componentes del indicador ausentes en el informe del SIUBEN (todos son proporciones de hogares o personas con privaciones en cada indicador). Las ponderaciones que se muestran son las recomendadas por el IPM-RD. Como puede apreciarse, 8 de los indicadores (con NA) no pudieron calcularse con la data levantada por SIUBEN en 2021.

Dado que el levantamiento publicado por el SIUBEN (2021) no presenta la granularidad necesaria

Tabla 1
Cálculo de indicadores para los distritos municipales

Dimension	Indicador	Ponderacion	Distrito Municipal			Ponderacion recomendada
			Los Alcarizos	Palmarejo	Pantoja	
Salud	Mortalidad Infantil	5	NA	NA	NA	0
	Aseguramiento de Salud	5	0.3155	0.3675	0.3089	10
	Enfermedad	5	NA	NA	NA	0
	Seguridad Alimentaria	5	0.5406	0.5344	0.4700	10
Educacion y Cuidado Infantil	Logro Educativo	5	0.1141	0.1318	0.0961	6.7
	Rezago Educativo	5	NA	NA	NA	0
	Inasistencia Escolar	5	0.0905	0.0776	0.0684	6.7
	Cuidado Infantil	5	0.0071	0.0112	0.0068	6.7
Sustento y Trabajo	Sustento del Hogar	6.7	0.6260	0.6095	0.5936	6.7
	Trabajo Infantil	6.7	0.0568	0.0769	0.0568	6.7
	Informalidad	6.7	0.3897	0.4093	0.3169	6.7

(continúa)

Tabla 1*Cálculo de indicadores para los distritos municipales (continuación)*

Dimensión	Indicador	Ponderación	Distrito Municipal			Ponderación recomendada
			Los Alcarrizos	Palmarejo	Pantoja	
Vivienda y Entorno	Material de la Vivienda	2.5	0.1914	0.2454	0.1096	3.3
	Agua Potable	2.5	0.0956	0.3662	0.1824	3.3
	Saneamiento	2.5	0.0570	0.0954	0.0265	3.3
	Combustible	2.5	0.0132	0.0232	0.0093	3.3
	Electricidad	2.5	0.0002	0.0002	0.0002	3.3
	Hacinamiento	2.5	NA	NA	NA	0
	Cercanía a Focos Contaminación	2.5	NA	NA	NA	0
	Cercanía a Fuentes de Peligro	2.5	0.3835	0.4144	0.1927	3.3
Brecha Digital y Convivencia	Brecha Digital	4	0.0737	0.1185	0.0741	10
	Seguridad Ciudadana	4	NA	NA	NA	0
	Discriminación	4	NA	NA	NA	0
	Participación	4	NA	NA	NA	0
	Documentación	4	0.1605	0.1740	0.1186	10

Fuente: SIUBEN 2021 y elaboración propia.

ria para usar la ecuación (1), usaremos la ecuación (2) para obtener un valor aproximado del IPM-RD que cumpla con las condiciones de monotonicidad y consistencia de subgrupos recomendado por Dutta et al. (2021).

$$IPM_i = \sum_{j=1}^{24} w_j * v_j \quad 1 \leq i \leq 3 \quad (2)$$

Donde:

IPM_i = índice de pobreza multidimensional para el distrito municipal i

w_j = ponderación para el indicador j

v_j = valor del indicador j

El valor de v_j se calculó siguiendo las recomendaciones de privación indicadas en el IPM-RD, a partir de la data del SIUBEN 2021.

Manteniendo las ponderaciones del IPM-RD, los resultados para los IPM de los tres distritos municipales son: Los Alcarrizos (0.1531), Palmarejo (0.1699), y Pantoja (0.1330). A pesar de no estar completos los indicadores, estos resultados guardan correspondencia con las privaciones descritas en el informe del SIUBEN para estas comunidades.

Dado que faltan indicadores por computar, para mantener la proporción igualitaria de las dimensiones en el cálculo del IPM-RD, se modificaron las ponderaciones de los indicadores para tal efecto, y se muestran como “ponderaciones recomendadas”. Tomando las ponderaciones recomendadas debido a los indicadores faltantes, los IPM son los siguientes: Los Alcarrizos (0.2195), Palmarejo (0.2454), y Pantoja (0.1906), manteniéndose las diferencias relativas entre los IPMs de los distritos municipales.

Análisis de sensibilidad de las ponderaciones en el IPM-RD

Resulta elemental el hecho de que el valor del IPM-RD para cada distrito municipal depende mucho de las ponderaciones adoptadas para los indicadores. La pregunta es, ¿Qué efecto tendrá la selección de las ponderaciones en el IPM-RD relativo de los 3 distritos municipales? ¿Se mantendrán las mismas diferencias relativas o no?

Para contestar estas preguntas, se simuló aleatoriamente valores para las ponderaciones de los indicadores, respetando la condición de que la suma de las ponderaciones para las 5 dimensiones sea 1, en la figura 1 se puede apreciar el efecto. El ejercicio se repitió 1,000 veces. Para mostrar el efecto que se ve en la figura, se ordenan las simulaciones en orden ascendente de algunos de los IPM, en este caso, la primera fue con el IPMPAL como referencia, y la segunda con el IPMLA, Palmarejo y Los Alcarrazos respectivamente.

El valor de las ponderaciones impacta la variabilidad de los IPM de los distritos municipales, pero como puede notarse, la posición relativa de los mismos no se ve alterada. En la gráfica, IPMLA es el índice de pobreza multidimensional del distrito municipal

Los Alcarrazos, IPMPAL corresponde a Palmarejo e IPMPAN a Pantoja. En la todos los casos se mantiene la relación $IPMPAN \leq IPMAL \leq IPMPAL$.

Estas son las ecuaciones para la preparación de las simulaciones:

$$\sum_{i=1}^d Wd_i = 1 \quad (3)$$

$$W_{ji} = \frac{Wd_i}{K_i} \forall j \quad (4)$$

$$IPMS_i = \sum_{j=1}^{K \cdot d} w_{ji} * v_j \quad (5)$$

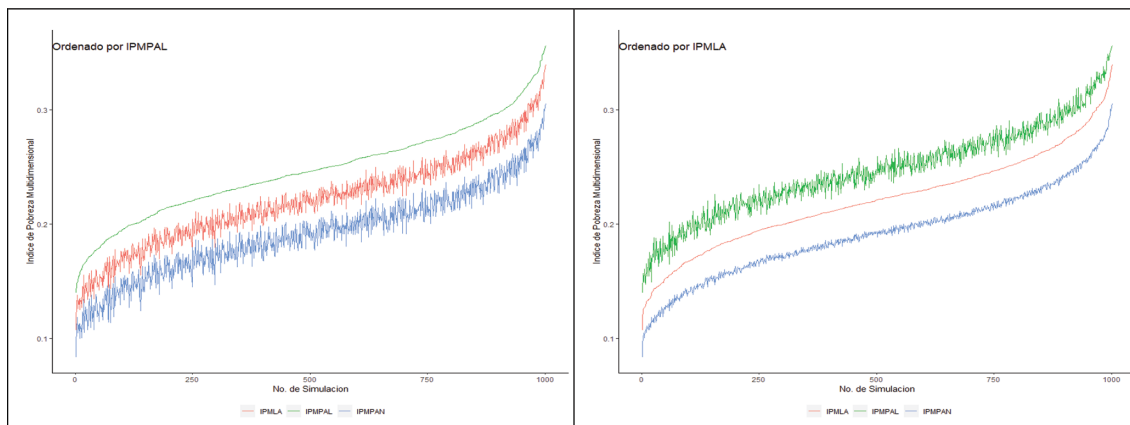
Donde:

- Wd_i = ponderación simulada de la dimensión i
- K_i = número de indicadores de la dimensión i
- W_{ji} = ponderación del indicador j de la dimensión i
- v_j = valor del indicador j
- d = cantidad de dimensiones, en este caso 5
- $IPMS_i$ = IPM simulado de la dimensión i

Los promedios de las 1,000 simulaciones de los respectivos IPM, son, Los Alcarrazos (0.2169), Palmarejo

Figura 1

Efecto de las ponderaciones en el cálculo del IPM



Fuente: SIUBEN 2021 y elaboración propia.

(0.2429) y Pantoja (0.1881). Estos números no distan mucho de los obtenidos con las ponderaciones recomendadas en el acápite anterior (0.2195, 0.2454 y 0.1906). Con los resultados de las simulaciones también se ejecutó un análisis de varianza para probar la hipótesis de si los promedios de los IPMs son iguales o no y resultó un estadístico F_0 igual a 479.6, con un p-value de menos de $2 \cdot 10^{-16}$, es decir, casi 0, por lo que se descarta la hipótesis de igualdad de IPMs entre los tres distritos municipales.

Enfoque usando análisis de componentes principales

En esta sección se procede a calcular ponderaciones endógenas de forma analítica usando métodos estadísticos multivariantes, específicamente Análisis de Componentes Principales (PCA) por sus siglas en inglés. Este es un enfoque contrario al tradicional que es exógeno, y donde las ponderaciones son independientes de los datos, dado que son fruto de consideraciones, la mayor parte del tiempo subjetivas.

Como este enfoque es dependiente de los datos (valor de los indicadores de privación), el mismo debe usarse para estudios comparativos estáticos entre grupos (en este caso comunidades), por lo que no puede usarse el resultado de una comunidad con los de otra no incluida en la deducción de las ponderaciones. La técnica está orientada a definir mejores políticas públicas en un entorno de optimización de recursos para abordar las necesidades de varias comunidades.

Vollmer et al., (2018) publicaron un informe revisando la metodología publicada por el Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD) y el OPHI y entre los aspectos más relevantes del mismo, está la inclusión de pruebas estadísticas y nuevos componentes para el IPM.

El PCA tiene la ventaja de que permite reducir a un número menor de variables, representando

óptimamente las variables originales, con este procedimiento se descubren variables latentes que generan los datos (indicadores de privación). Esto lo hace al transformar las variables correlacionadas en menos y nuevas variables no correlacionadas, con más adecuadas propiedades estadísticas.

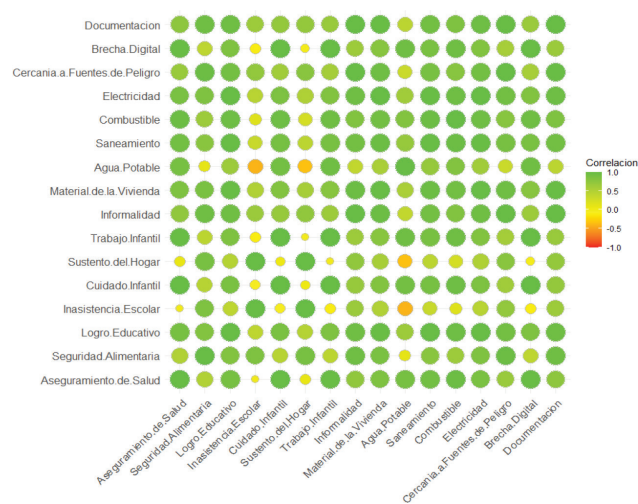
Antes de proceder con la aplicación de PCA, se requiere verificar que los valores de los indicadores guardan cierta correlación, para esto se computa la matriz de correlaciones de los indicadores, cuya gráfica se muestra en la figura 2.

En la figura 2 se puede percibir que la mayoría de las correlaciones son positivas entre los indicadores, algunas de las que son negativas son: agua potable con inasistencia escolar, y agua potable con sustento del hogar. Esto significa que tanto la inasistencia escolar como el sustento del hogar se mejoran con la reducción de la privación de agua potable.

Los cálculos y graficas fueron elaborados usando el lenguaje de programación R, con los paquetes “ggplot2”, “ggcorrplot”, “FactoMineR”, y “factoextra”. En los anexos C y D están el script en R y el

Figura 2

Matriz de correlación de los indicadores de privación



Fuente: SIUBEN 2021 y elaboración propia.

dataset con la información de los indicadores para que el lector interesado pueda reproducir los resultados.

Aplicando el método PCA se observa en la figura 3, que el 100% de la variabilidad de los indicadores se puede explicar con los dos primeros componentes principales. La figura 3 proporciona la variabilidad de los valores de los indicadores de privación explicada por cada componente. Muchos de los términos de esta técnica vienen del álgebra matricial. Para una revisión más profunda de esta metodología se puede consultar a Jackson (2003).

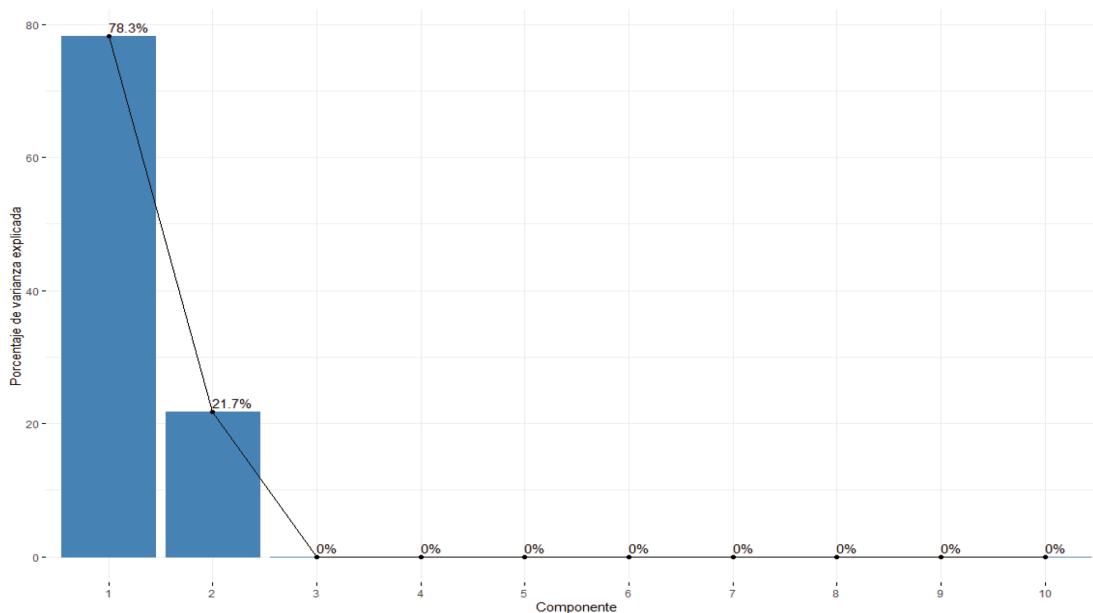
Utilizando los valores propios (eigenvalues) de los dos primeros componentes principales, (ver Anexo B) construimos el “Biplot” (Figura 4) en el cual se visualiza las similitudes y disparidades entre los indicadores, además del impacto de cada indicador en los componentes principales.

En el eje horizontal se representa el primer componente principal y en el eje vertical el segundo componente principal. Las coordenadas de los diferentes indicadores son los “valores propios” (ver anexo A) de los indicadores de privación en cada componente. La longitud de la flecha que sale del origen, para cada indicador, es una medida de la representatividad del indicador. Es importante ver que todos los “valores propios” para el segundo componente son positivos, por eso la gráfica solo se ven los dos primeros cuadrantes, y dado que casi el 80% de la variabilidad está contenida en el primer componente principal, esto es un hecho importante, porque con el primer componente ya se puede apreciar el grado de similitud entre los indicadores en los diferentes distritos municipales.

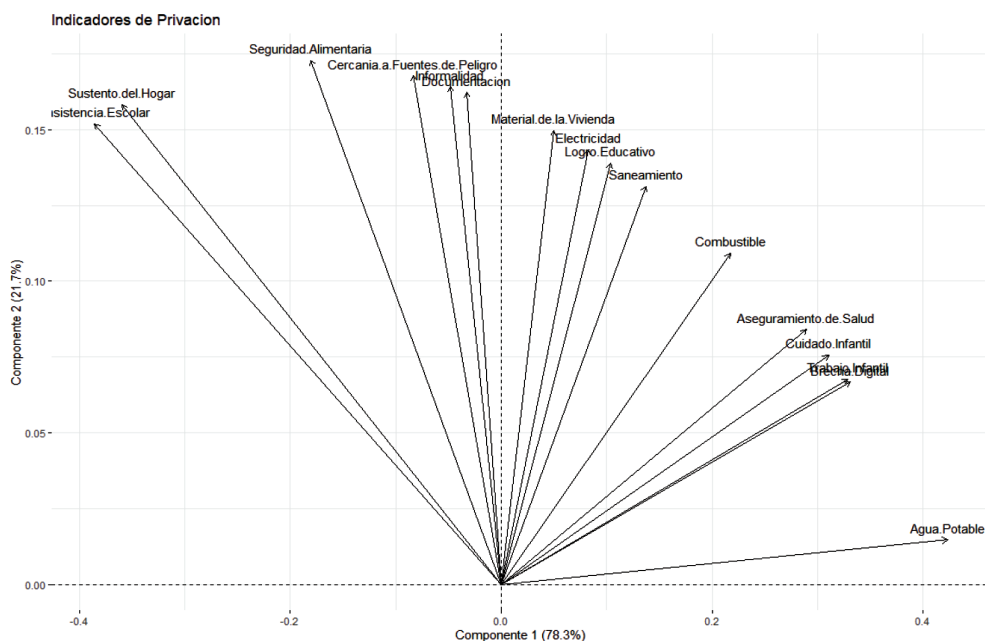
Del lado izquierdo de la figura 4 están los indicadores que están negativamente correlacionados, lo contrario para los que están del lado derecho.

Figura 3

Distribución de la variabilidad de los indicadores



Fuente: SIUBEN 2021 y elaboración propia.

Figura 4*Similitud y disparidad de los indicadores de privación*

Fuente: SIUBEN 2021 y elaboración propia.

Los indicadores que tienen similitud en los distritos municipales se ven juntos en la Figura 4, la magnitud del vector es proporcional a la representatividad del indicador en el componente. Por ejemplo, guardan similitud los indicadores de inasistencia escolar, sustento del hogar y seguridad alimentaria (lado izquierdo de la gráfica), por otro lado, brecha digital, cuidado infantil y aseguramiento de salud (lado derecho de la gráfica), son similares en las comunidades estudiadas.

Del lado izquierdo de la figura 4 están los indicadores que están negativamente correlacionados, lo contrario para los que están del lado derecho.

La figura 5 muestra la importancia relativa de cada indicador en los componentes principales, es decir, cuales indicadores contribuyen con más peso al cálculo de estas variables nuevas de reducción de dimensionalidad. En la figura 5 se puede ver que los 5

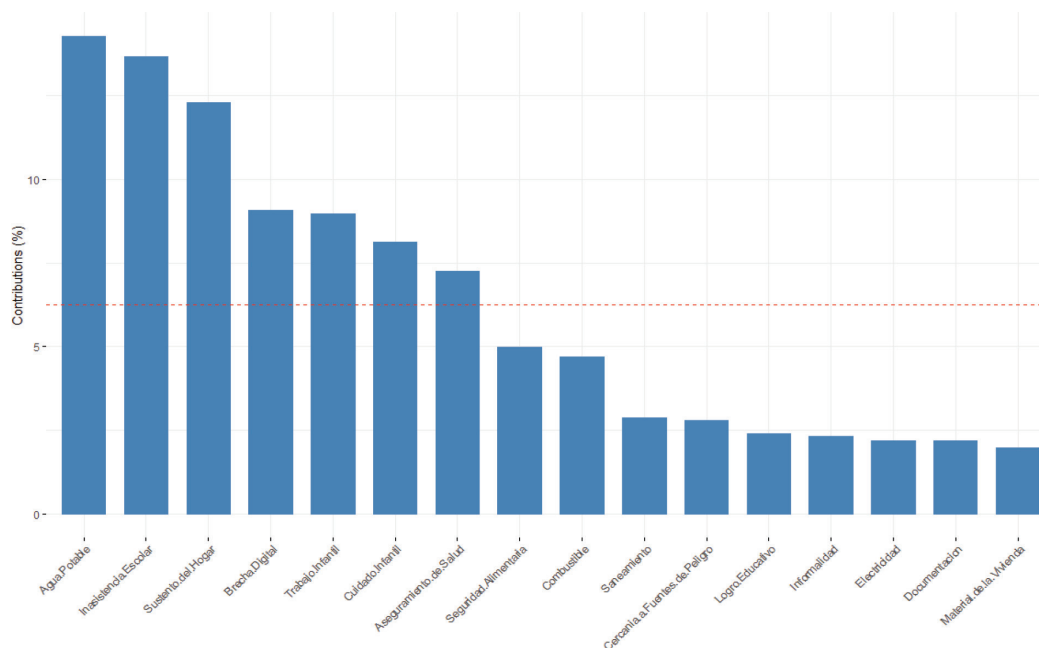
indicadores de privación más importantes son: agua potable, inasistencia escolar, sustento del hogar, brecha digital y trabajo infantil. La línea roja representa el promedio de contribución de los indicadores.

Para obtener las ponderaciones que deben usarse para el cálculo del IPM se toman los “valores propios” (término del álgebra matricial, fuera del alcance de este estudio) del primer componente principal, que son una estimación de la contribución de cada indicador al mismo. Se eleva al cuadrado el “valor propio” de cada indicador y este es el valor de la ponderación, la suma de estas ponderaciones es igual a 1. En la tabla 2 se muestran estas ponderaciones por indicador, y a su vez, por dimensión.

Lo interesante de la tabla 2 es la distribución que usando PCA resulta para las ponderaciones de las dimensiones. Con este método se extrae de los datos cuales deben ser estas ponderaciones de acuerdo

Figura 5

Contribución de los indicadores de privación



Fuente: SIUBEN 2021 y elaboración propia.

Tabla 2

Ponderaciones de indicadores de privación usando PCA

Dimensión	Indicador	Ponderación	Distrito Municipal			Ponderación PCA
			Los Alcarrazos	Palmarejo	Pantoja	
Salud	Mortalidad Infantil	0.118	NA	NA	NA	0.000
	Aseguramiento de Salud		0.3155	0.3675	0.3089	0.085
	Enfermedad		NA	NA	NA	0.000
	Seguridad Alimentaria		0.5406	0.5344	0.4700	0.033
Educación y Cuidado Infantil	Logro Educativo	0.260	0.1141	0.1318	0.0961	0.011
	Rezago Educativo		NA	NA	NA	0.000
	Inasistencia Escolar		0.0905	0.0776	0.0684	0.151
	Cuidado Infantil		0.0071	0.0112	0.0068	0.098
Sustento y Trabajo	Sustento del Hogar	0.244	0.6260	0.6095	0.5936	0.132
	Trabajo Infantil		0.0568	0.0769	0.0568	0.110
	Informalidad		0.3897	0.4093	0.3169	0.002

(continúa)

Tabla 2*Ponderaciones de indicadores de privacidad usando PCA (continuación)*

Dimension	Indicador	Ponderacion	Distrito Municipal			Ponderacion PCA
			Los Alcarrazos	Palmarejo	Pantoja	
Vivienda y Entorno	Material de la Vivienda	0.266	0.1914	0.2454	0.1096	0.003
	Agua Potable		0.0956	0.3662	0.1824	0.182
	Saneamiento		0.0570	0.0954	0.0265	0.019
	Combustible		0.0132	0.0232	0.0093	0.048
	Electricidad		0.0002	0.0002	0.0002	0.007
	Hacinamiento		NA	NA	NA	0.000
	Ceracania a Focos Contaminacion		NA	NA	NA	0.000
Cercania a Fuentes de Peligro		0.3835	0.4144	0.1927	0.007	
Brecha Digital y Convivencia	Brecha Digital	0.112	0.0737	0.1185	0.0741	0.111
	Seguridad Ciudadana		NA	NA	NA	0.000
	Discriminacion		NA	NA	NA	0.000
	Participacion		NA	NA	NA	0.000
	Documentacion		0.1605	0.1740	0.1186	0.001

Fuente: elaboración propia.

con la importancia del indicador para representar la variabilidad de los indicadores de privacidad en las tres comunidades. De acuerdo a esto la dimensión con más peso en el cálculo del IPM es “Vivienda y Entorno”, seguida de “Educación y Cuidado Infantil”, mientras que la menos importante fue “Brecha Digital y Convivencia”.

Usando esas ponderaciones, con la ecuación (6) los IPMs para las tres comunidades son: Los Alcarrazos (0.1806), Palmarejo (0.2394) y Pantoja (0.1832).

$$IPMS_i = \sum_{j=1}^{K*d} w_{ji}^{pca} w_{ji} * v_j \quad (6)$$

Donde:

w_{ji}^{pca} = ponderación del indicador j de la dimensión i usando método PCA

Estos nuevos índices de pobreza multidimensional invierten la posición entre Los Alcarrazos y Pantoja, y se debe principalmente a que no todas las dimensiones tienen el mismo peso en el cálculo del IPM. Las ponderaciones endógenas usando PCA extraen más información de la variabilidad de los indicadores de privación para asignar la importancia relativa a las dimensiones.

Conclusiones e implicaciones de políticas públicas

En este trabajo hemos revisado los métodos empleados por varios autores e instituciones de América Latina y Europa, para el cálculo del índice de pobreza multidimensional y ensayado un abordaje diferente, pero buscando el mismo objetivo a la información levantada en el municipio

de los Alcarrizos, por la agencia que se dedica al estudio de la pobreza en la República Dominicana, el SIUBEN.

Evitando los sesgos que se pueden presentar al elegir de forma exógena las ponderaciones de los indicadores de privación en el cálculo del IPM, se propone usar la metodología de Análisis de Componentes Principales (PCA) para, de forma endógena, usando la información levantada en las comunidades, determinar la mejor estimación de estas ponderaciones. El ejercicio ejecutado también permitió evidenciar que no es correcto dar el mismo peso a las 5 dimensiones de privación, porque esto no tiene un efecto determinante en el IPM, y haciendo simulaciones de las ponderaciones de forma arbitraria, se mantenía la misma relación entre los IPMs de las tres comunidades del estudio, a pesar de no ser homogéneas las ponderaciones de las dimensiones.

Empero, respetando la condición de que la suma de las ponderaciones de las dimensiones de privación fuera la unidad, el uso de PCA reveló una relación entre los IPMs que no se encontró con las 1,000 simulaciones del experimento. Esta simulación deja dudas sobre las argumentaciones de Dutta et al., (2021), sobre violación de la propiedad de monotonicidad y consistencia de subgrupos de las ponderaciones.

Esta propuesta tiene la característica de que al ser endógena (dependiente de los datos) es de esperar que las ponderaciones cambien cada vez que se cambien los indicadores de privación, esto será evidente en los sucesivos levantamientos del SIUBEN en los mismos distritos municipales.

Desde el punto de vista de políticas públicas, es muy conveniente contar con un método que destaque la importancia relativa de las precariedades de las comunidades en el escenario donde se están

abordando diferentes dificultades. Para la determinación de las estrategias de abordaje del combate a la pobreza, el método recomendado demostraría su relevancia cuando se estén comparando las precariedades de más comunidades, ya que los resultados obtenidos con solo 3 pueden escalarse a todo el país.

Para hacer comparaciones temporales con la metodología propuesta, debe tenerse en cuenta que las ponderaciones son dependientes de los indicadores del momento, pero a pesar de eso, el IPM resultante sigue siendo válido para medir la evolución de la pobreza.

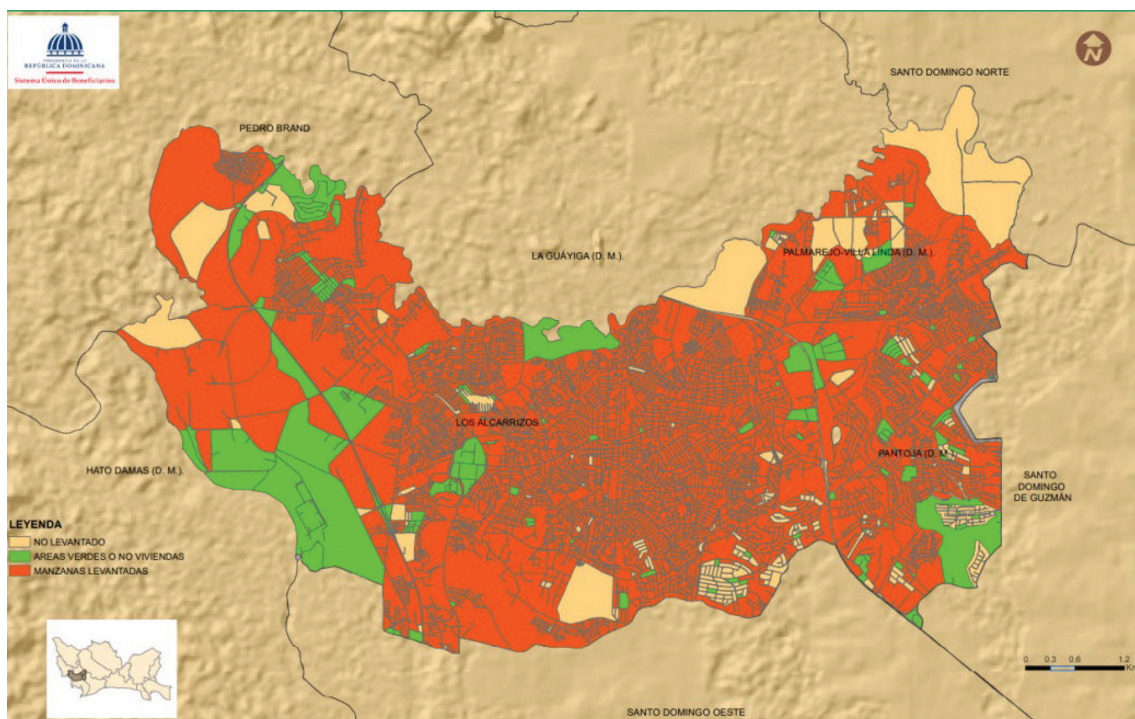
Referencias

- Alkire, S., Foster, J., Seth, S., Santos, M., Roche, J. y Ballon, P. (2015). *3 Overview of Methods for Multidimensional Poverty Assessment*. Multidimensional Poverty Measurement and Analysis. Oxford, Oxford University Press.
- Comisión Económica para América Latina y el Caribe (2013). La Medición Multidimensional de la Pobreza. Conferencia de Estadísticas de las Américas de CEPAL, Pucón, (Chile).
- Consultoría Jurídica del Poder Ejecutivo. Ley, 64-05, Gaceta Oficial No.10310, Registro No. 3345470, de fecha 1 de enero del 2005.
- Cruz-Martinez, G. (2014). Welfare State Development in Latin America and the Caribbean (1970s-2000s): Multidimensional Welfare Index, its Methodology and Results. *Social Indicators Research*, 119, 1295-1317.
- Dutta, I., Nogales, R. y Yalonetzky, G. (2021). Endogenous Weights and Multidimensional Poverty: A Cautionary Tale. *Journal of Development Economics*, 151, 102649.
- Jackson, J. E. (2003). *A User's Guide to Principal Components*. Wiley-Interscience, Hoboken, New Jersey.

- Libório, M. P., Martinucci, O. D. y Machado, A. M. (2022). Time-Space Analysis of Multidimensional Phenomena: A Composite Indicator of Social Exclusion Through k-Means. *Social Indicators Research*, 159, 569-501.
- Maasoumi, E. (1986). The Measurement and Decomposition of Multi-Dimensional Inequality. *Econometrica*, 54(4) 991-997.
- McLorg, A., Omolo, K., Sifuna, P., Shaw, A., Walia, B. y Larsen, D. (2021). Examining Wealth Trends in Kombewa, Kenia. *Social Indicators Research*, 157, 631-651.
- Meulman, J. (1992). The Integration of Multidimensional Scaling and Multivariate Analysis with Optimal Transformations. *Psychometrika*, 57(4), 539-565.
- Morillo, A. (2017). *El Índice de Pobreza Multidimensional para América Latina IPM-AL: Una aplicación para República Dominicana 2000/2016*. Ministerio de Economía, Planificación y Desarrollo (MEPyD). Unidad de Análisis Económico y Social. Editorial Gente. Santo Domingo, R. D.
- Pasha, A. (2017). Regional Perspectives on the Multidimensional Poverty Index. *World Development*, 94, 268-285.
- Santos, M. E. (2017). Breve Historia de la Medición de la Pobreza Multidimensional en América Latina. *Multidimensional Poverty Peer Network (MPPN)*.
- Santos, M. E. (2019). Desafíos en el diseño de medidas de pobreza multidimensional. *Series Estudios Estadísticos*, 100. Santiago, Comisión Económica para América Latina y el Caribe, (CEPAL).
- SIUBEN (2021). *Informe General de Empadronamiento del Municipio Los Alcarrizos, Gobierno de la República Dominicana*. Sistema Único de Beneficiarios (SIUBEN), Santo, Domingo, R. D.
- Tigre, G. (2018). *Multidimensional Poverty and its Dynamics in Ethiopia*. In: Hesmati, A. Yoon, H. (eds.). *Economic Growth and Development in Ethiopia. Perspectives on Development in the Middle East and North Africa (MENA) Region*. Springer, Singapore.
- UNDP (2010). *Human Development Report 2010: The Real Wealth of Nations: Pathways to Human Development*. New York: Palgrave Macmillan.
- Vollmer, F. y Alkire, S. (2018). Towards a global assets indicator: re-assessing the assets indicator in the global multidimensional poverty index. *Oxford Poverty and Human Development Initiative*, 53a, 1-73.

ANEXO A

Mapa del municipio de Los Alcarrizos



Fuente: Informe General de Empadronamiento del Municipio Los Alcarrizos (2021).

ANEXO B

Valores propios de los dos primeros componentes principales

INDICADOR DE PRIVACION	Valores Propios		Ponderacion
	Comp 1	Comp 2	PCA
Aseguramiento.de.Salud	0.2920543	0.1608466	0.08530
Seguridad.Alimentaria	-0.1819189	0.3309568	0.03309
Logro.Educativo	0.1045857	0.2660789	0.01094
Inasistencia.Escolar	-0.3885409	0.2907312	0.15096
Cuidado.Infantil	0.3129913	0.1447669	0.09796
Sustento.del.Hogar	-0.3627174	0.3028993	0.13156
Trabajo.Infantil	0.3315575	0.1294782	0.10993
Informalidad	-0.0486714	0.3142041	0.00237
Material.de.la.Vivienda	0.0505322	0.2865071	0.00255
Agua Potable	0.4265535	0.0280277	0.18195
Saneamiento	0.1382437	0.2513601	0.01911
Combustible	0.2189565	0.2091598	0.04794
Electricidad	0.0833353	0.2745712	0.00694
Cercania.a.Fuentes.de.Peligro	-0.0841813	0.3210505	0.00709
Brecha.Digital	0.3334985	0.1278184	0.11122
Documentacion	-0.0327668	0.3106079	0.00107

ANEXO C

Script para el calculo de ponderaciones

```
---
title: "IPM"
author: "Melanie llaugel"
date: "2023-10-13"
output: word_document
fig_width: 6
fig_height: 4
---

```{r setup, include=FALSE}
knitr::opts_chunk$set(echo = TRUE)
```

## Calculo y evaluacion del indice de pobreza multidimensional de los alcarrizos

```{r leedata}

data <- read.csv("IPM.csv", header = T)
attach(data)
str(data)

```

## CALCULO DE IPM con ponderaciones reglamentarias

```{r ipmpondreg}
ipmLA <- sum(Ponderacion*Los.Alcarrizos/100, na.rm = T) # IPM distrito municipal Los Alcarrizos
ipmLA

ipmPA <- sum(Ponderacion*Palmarejo/100, na.rm = T) # IPM distrito municipal Palmarejo
ipmPA

ipmPAN <- sum(Ponderacion*Pantoja/100, na.rm = T) # IPM distrito minicipal Pantoja
ipmPAN

```
```

ANEXO C

```
## CALCULO DE IPM CON PONDERACIONES RECOMENDADAS
```{r IPMPONDREC}

ipmLArec <- sum(Pondrec*Los.Alcarrizos/100, na.rm = T) # IPM distrito municipal Los Alcarrizos
ipmLArec

ipmPArec <- sum(Pondrec*Palmarejo/100, na.rm = T) # IPM distrito municipal Palmarejo
ipmPArec

ipmPANrec <- sum(Pondrec*Pantoja/100, na.rm = T) # IPM distrito minicipal Pantoja
ipmPANrec

detach(data)
```

## SIMULACION DE PONDERACIONES
```{r simpond, fig.width=9, fig.height=8}

elimina indicadores faltantes
datanew <- na.omit(data)

attach(datanew)
dimensiones <- 5 # 5 dimensiones

simulaciones <- 1000

IPMSIM <- data.frame(sim=0,IPMLA=ipmLArec,IPMPAL=ipmPArec,IPMPAN=ipmPANrec)

for (j in 1:simulaciones){

 pon <- runif(dimensiones) # genera tantos numeros aleatorios como dimensiones
 pon <- pon/sum(pon) # garantiza que la suma sea 1

 pon

 N <- as.data.frame(table(CD)) # para contar los indicadores de las dimensiones
 conta <- N$Freq
 conta

 # construye las ponderaciones para los indicadores
 vecpond <- NULL

 for (i in 1:dimensiones){

 pondera <- pon[i]/conta[i] # ponderacion de indicador
 vecpond <- append(vecpond,rep(pondera,conta[i]))

 }

 vecpond

 ipmLASIM <- sum(vecpond*Los.Alcarrizos) # IPM distrito municipal Los Alcarrizos
 ipmLASIM
}
```

## ANEXO C

```
ipmPASIM <- sum(vecpond*Palmarejo) # IPM distrito municipal Palmarejo
ipmPASIM

ipmPANSIM <- sum(vecpond*Pantoja) # IPM distrito minicipal Pantoja
ipmPANSIM

imps <- c(j,ipmLASIM,ipmPASIM,ipmPANSIM)

IPMSIM <- rbind(IPMSIM,imps)
}

library(ggplot2)
library(reshape2) # para transformar data frame

ordenado por IPMPAL

IPM2 <- IPMSIM[order(IPMSIM$IPMPAL, decreasing=FALSE),]
IPM2$sim <- seq(1,simulaciones+1,1)

datagraf <- melt(IPM2, id.vars = "sim")

ggplot(datagraf, aes(x=sim, y=value,
 col= variable)) +
 geom_line() +
 xlab("No. de Simulacion") +
 ylab("Indice de Pobreza Multidimensional")+
 ggtitle("Ordenado por IPMPAL")+
 theme(plot.title=element_text(margin=margin(t=40,b=-30))) +
 labs(color=NULL) +
 theme(legend.positio="bottom")

ordenado por IPMLA

IPM2 <- IPMSIM[order(IPMSIM$IPMLA, decreasing=FALSE),]
IPM2$sim <- seq(1,simulaciones+1,1)

datagraf <- melt(IPM2, id.vars = "sim")

ggplot(datagraf, aes(x=sim, y=value,
 col= variable)) +
 geom_line() +
 xlab("No. de Simulacion") +
 ylab("Indice de Pobreza Multidimensional")+
 ggtitle("Ordenado por IPMLA")+
 theme(plot.title=element_text(margin=margin(t=40,b=-30))) +
 labs(color=NULL) +
 theme(legend.positio="bottom")

Promedios de IPM

mean(IPMSIM$IPMLA) # promedio de IPM Los Alcarrizos
mean(IPMSIM$IPMPAL) # promedio de IPM Los Alcarrizos
mean(IPMSIM$IPMPAN) # promedio de IPM Los Alcarrizos

Analisis de Varianza

library(agricolae) # paquete para ANOVA y prueba LSD

resultados <- aov(value ~ variable, data = datagraf) # Ejecuta el analisis de varianza
summary(resultados) # Muestra la tabla ANOVA

...

```

## ANEXO C

```
EJECUTA PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS
```{r PCA,fig.width=12, fig.height=8}

attach(datanew) # Carga el dataset original con los indicadores con datos
library(corr) # paquete para calculo de correlacion
library(ggcorrplot) # para graficar matriz de correlacion
library(FactoMineR) # para computar PCA
library(factoextra) # graficas de PCA

datosPCA <- datanew[,3:7] # extrae las columnas con datos de los indicadores

datosPCA <- datosPCA[,-2] # elimina columna de ponderaciones
head(datosPCA,16) # muestra los datos

indicadores <- datosPCA[,1] # extrae los nombres de los indicadores

indicadores

datosPCA1 <- as.data.frame(t(datosPCA)) # transpone la matriz de datos
datosPCA1 <- datosPCA1[-1,] # elimina primera fila

names(datosPCA1) <- indicadores # pone nombre de indicadores a las columnas
rownames(datosPCA1) <- NULL # elimina nombres de filas

datosPCA1 <- data.frame(sapply(datosPCA1, function(x) as.numeric(as.character(x)))) # convierte a num

datosnormal <- scale(datosPCA1) # normaliza los datos para mejor resultados

head(datosnormal)

matrizcor <- cor(datosnormal) # calcula matriz de correlacion y la grafica
matrizcor
ggcorrplot(matrizcor,colors = c("red", "yellow", "green"), legend.title = "Correlacion",
            method = "circle")

data.pca <- princomp(matrizcor)
summary(data.pca)
```


ANEXOC

```
data.pca$loadings[, 1:2] # muestra los 2 primeros componentes
fviz_eig(data.pca, addlabels = TRUE) # grafica aportes de los componentes
fviz_pca_var(data.pca, col.var = "black") # grafica los indicadores con los componentes
fviz_cos2(data.pca, choice = "var", axes = 1:2) # contribucion de cada indicador
fviz_pca_var(data.pca, col.var = "cos2",
              gradient.cols = c("red", "orange", "green"),
              repel = TRUE)

# calcula las ponderaciones basadas en PCA
x <- data.pca$loadings[, 1] # muestra componente 1
y <- as.numeric(x)         # lo convierte a numerico
pcaw <- y*y                # computa ponderaciones

pcaw

sum(pcaw) # verifica que suman 1

datanew <- cbind(datanew,pcaw) # agrega ponderaciones de PCA
head(datanew)

# calcula nuevos IPM con ponderaciones PCA

ipmLAPCA <- sum(pcaw*Los.Alcarrizos) # IPM distrito municipal Los Alcarrizos
ipmLAPCA

ipmPAPCA <- sum(pcaw*Palmarejo) # IPM distrito municipal Palmarejo
ipmPAPCA

ipmPANPCA <- sum(pcaw*Pantoja) # IPM distrito municipal Pantoja
ipmPANPCA

...

```

ANEXO D

Dataset de indicadores para calculo de ponderaciones

CD	Dimension	Indicador	Ponderacion	Los Alcarrizos	Palmarejo	Pantoja	Pondrec
A	Salud	Mortalidad Infantil	5	NA	NA	NA	0
A	Salud	Aseguramiento de Salud	5	0.315455698	0.3675166	0.30885283	10
A	Salud	Enfermedad	5	NA	NA	NA	0
A	Salud	Seguridad Alimentaria	5	0.540623113	0.53439356	0.47001047	10
B	Educacion y Cuidado Infantil	Logro Educativo	5	0.11409851	0.13176996	0.09611055	6.7
B	Educacion y Cuidado Infantil	Rezago Educativo	5	NA	NA	NA	0
B	Educacion y Cuidado Infantil	Inasistencia Escolar	5	0.090525984	0.07761027	0.06836943	6.7
B	Educacion y Cuidado Infantil	Cuidado Infantil	5	0.007055244	0.01119707	0.00681798	6.7
C	Sustento y Trabajo	Sustento del Hogar	6.7	0.625988274	0.60945394	0.59361319	6.7
C	Sustento y Trabajo	Trabajo Infantil	6.7	0.056772069	0.0769073	0.0568307	6.7
C	Sustento y Trabajo	Informalidad	6.7	0.389744347	0.4093207	0.31694209	6.7
D	Vivienda y Entorno	Material de la Vivienda	2.5	0.191392234	0.24544932	0.1095725	3.3
D	Vivienda y Entorno	Agua Potable	2.5	0.09558066	0.3661621	0.18235247	3.3

(continúa)

ANEXO D

Dataset de indicadores para calculo de ponderaciones (continuación)

CD	Dimension	Indicador	Ponderacion	Los Alcarrizos	Palmarejo	Pantoja	Pondrec
D	Vivienda y Entorno	Saneamiento	2.5	0.057000249	0.09542058	0.0264874	3.3
D	Vivienda y Entorno	Combustible	2.5	0.01321539	0.02318452	0.00925851	3.3
D	Vivienda y Entorno	Electricidad	2.5	0.000177626	0.00019161	0.00016102	3.3
D	Vivienda y Entorno	Hacinamiento	2.5	NA	NA	NA	0
D	Vivienda y Entorno	Cercania a Focos Contaminacion	2.5	NA	NA	NA	0
D	Vivienda y Entorno	Cercania a Fuentes de Peligro	2.5	0.383548261	0.41444721	0.1926576	3.3
E	Brecha Digital y Convivencia	Brecha Digital	4	0.073704329	0.1184937	0.07411433	10
E	Brecha Digital y Convivencia	Seguridad Ciudadana	4	NA	NA	NA	0
E	Brecha Digital y Convivencia	Discriminacion	4	NA	NA	NA	0
E	Brecha Digital y Convivencia	Participacion	4	NA	NA	NA	0
E	Brecha Digital y Convivencia	Documentacion	4	0.160548019	0.17401824	0.11859845	10