



**DOCUMENTO METODOLÓGICO PARA MEDIR LA POBREZA ENERGÉTICA
MULTIDIMENSIONAL EN COLOMBIA
MINISTERIO DE MINAS Y ENERGÍA**

Ministro de Minas y Energía
Omar Andrés Camacho

Autores
Martha Lucia Bernal Suárez
Paula Vanesa Lancheros Ramírez
Kevin Orlando Reyes Mosquera
John Alexander Sánchez Cardozo
Luis Alfonso Luna Espíndola

Apoyo y revisión
Daniel Felipe González Contreras
Gabriel Menéndez Orjuela
Alejandra Garavito Rojas
Sergio Villegas Rodríguez
Simón García Orrego

Febrero 2025
Bogotá D.C.

Contenido

1. INTRODUCCIÓN	2
2. ANTECEDENTES Y MARCO CONCEPTUAL.....	4
2.1. ANTECEDENTES A NIVEL REGIONAL	5
2.2. ANTECEDENTES EN COLOMBIA.....	6
3. METODOLOGÍA	8
4. MEDICIÓN	10
4.1. DIMENSIONES Y VARIABLES	10
4.2. ESTIMACIÓN.....	13
4.2.1. Cálculos municipales a partir de la ECV	14
4.2.2. Supuestos y aproximaciones	15
4.2.3. Validación.....	¡Error! Marcador no definido.
5. RESULTADOS	17
6. BIBLIOGRAFÍA	33



1. INTRODUCCIÓN

El sector energético en Colombia enfrenta desafíos urgentes que afectan directamente el desarrollo y bienestar de su población. La falta de acceso a servicios de energía en vastas regiones del país limita las oportunidades de crecimiento y profundiza la pobreza multidimensional. Además, la vulnerabilidad del sistema energético frente al cambio climático aumenta el riesgo de eventos extremos, como sequías e inundaciones, que impactan la generación hidroeléctrica, la principal fuente de energía en Colombia. A esto se suman las dinámicas de concentración del mercado energético, lo que plantea la necesidad de avanzar hacia un modelo más inclusivo y sostenible.

En Colombia aún existen áreas rurales y comunidades que no tienen un acceso regular a electricidad. Las particularidades de nuestra geografía, la dispersión poblacional de las Zonas No Interconectadas (ZNI), y las dinámicas del conflicto armado en las regiones han dificultado la puesta en marcha de proyectos que permitan cerrar las brechas de acceso a la energía.

Alrededor de 1.560.000 hogares (8,7% de la población total) según cálculos del Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE¹), dependen de fuentes de energía tradicionales y contaminantes como la leña, el carbón y los desechos, sobre todo para llevar a cabo actividades de cocina y calefacción.

Las consecuencias adversas que ello acarrea afectan no solo la salud humana sino también el medio ambiente. Esta situación es un reflejo de las problemáticas de la región, pues, según el reporte Latin America Energy Outlook realizado por la International Energy Agency (IEA) 2023 se estima que aproximadamente 17 millones de personas en América Latina y el Caribe no tienen acceso a electricidad y otros 74 millones carecen de acceso a una cocina no contaminante.

La pobreza energética está relacionada con otras formas de exclusión existentes como la desigualdad social, la desigualdad económica y brechas de género. La pobreza energética suele convertirse en un mecanismo de reproducción, refuerzo y/o ampliación de estas desigualdades.

Combatir la pobreza energética es un reto que implica un trabajo coordinado entre la sociedad civil, las instituciones del Estado, el sector privado y la academia. En el marco

¹ Encuesta Nacional de Calidad de Vida 2023. DANE.



de las iniciativas de la transición energética a nivel mundial, se ha identificado que es crucial promover, desarrollar e investigar alrededor de la adopción de tecnologías de energías limpias, como los paneles solares, los sistemas de biogás y la energía eólica, que puedan proporcionar soluciones eficientes y asequibles para las comunidades.

Lo anterior es importante, pues entendemos, que el corazón de la Transición Energética Justa es la gente. Sin un enfoque centrado en las personas, los beneficios de la energía limpia no se distribuirán equitativamente y las comunidades más dependientes de los combustibles fósiles podrían quedarse rezagadas. En definitiva, no se trata solo de cambiar las fuentes de energía de combustibles fósiles a renovables, sino de garantizar que las comunidades no sean excluidas de este proceso, por ello se hace relevante contar con un indicador de Pobreza Energética Multidimensional para identificar los territorios donde se deben dirigir los programas y planes de la transición energética justa.

2. ANTECEDENTES Y MARCO CONCEPTUAL

En la década de los setenta con la crisis del petróleo Isherwood y Hancock (1979) introducen la definición de Pobreza de Combustibles, entendida como la carencia y/o falta de acceso a fuentes de energía como la electricidad, gas o combustibles para mantener los hogares adecuadamente calientes en invierno. Posteriormente, en la década de 1990 surge en Reino Unido el concepto de pobreza energética desde un enfoque económico; de acuerdo con Boardman (1991), un hogar es pobre energéticamente cuando con el 10% de sus ingresos no puede acceder a la cantidad de servicios energéticos adecuados, confiables y de calidad.

Mas adelante, el concepto de pobreza energética fue adoptado por la Unión Europea (UE) a través de la Directiva 2009/72/EC, entendiendo la pobreza energética como aquella situación en la que un hogar debe reducir el consumo de energía a un grado que impacta negativamente en la salud y el bienestar de sus habitantes. Para la UE hay tres factores que causan la pobreza energética: ingresos bajos, una proporción alta de los ingresos destinada al pago de energía e ineficiencia energética (European Parliament & Council, 2009).

De acuerdo con OECD/IEA (2010) se debe tener en consideración las necesidades energéticas de las personas, especialmente de aquellas que no disponen de los medios necesarios, para evitar privaciones y ciclos recurrentes de pobreza.

En el año 2010 Alkire y Foster publican una metodología para el cálculo de pobreza multidimensional, esta metodología evalúa las privaciones que las personas experimentan en diversas dimensiones como: salud, educación y estándares básicos de vida. Posteriormente se seleccionan indicadores para cada dimensión, se definen umbrales y se asignan pesos a cada dimensión. Finalmente, un hogar es clasificado como pobre si está privado en un número de dimensiones que supera un umbral predefinido.

Esta metodología presenta múltiples beneficios por lo que ha sido ampliamente acogida a nivel mundial. Es por esta razón que, en 2011, Patrick Nussbaumer, Morgan Bazilian y Vijay Modi adoptaron el método propuesto por Alkire y Foster (AF) para estimar la pobreza energética para algunos países africanos, teniendo en consideración la privación del acceso a servicios energéticos modernos, no solo acceso a la energía.

En los últimos años la pobreza energética ha empezado a ocupar un lugar en la agenda política y de la política pública en el mundo, sin embargo, no hay una única definición



de la misma a continuación presentamos las definiciones propuestas por diversos organismos. La pobreza energética hace parte de la Agenda 2030, específicamente está relacionada con el ODS 7 “Energía asequible y no contaminante” e indirectamente con los demás ODS. De acuerdo con la CEPAL (2009) *“la falta de acceso a servicios energéticos adecuados, limpios, sostenibles y asequibles, impacta aún más a los sectores más desposeídos y vulnerables”*.

El PNUD ha definido la pobreza energética como la falta de un mínimo de iluminación eléctrica en el atardecer-anocheecer y la ausencia de combustibles modernos para cocinar.

A nivel regional, la CEPAL establece que un hogar se encuentra en pobreza energética cuando no tiene acceso equitativo a servicios energéticos de alta calidad (adecuados, confiables, no contaminantes y seguros) para cubrir sus necesidades fundamentales y básicas, que permitan sostener el desarrollo humano y económico de sus miembros (CEPAL, 2021). Esta definición se contempla dentro de un enfoque multidimensional e incluye otras variables, además de las directamente relacionadas con el acceso a energía eléctrica.

2.1. ANTECEDENTES A NIVEL REGIONAL

A nivel regional, en 2021 el Observatorio Regional de Energías Sostenibles (ROSE) de la Comisión Económica para América Latina (CEPAL) publicó el informe *“Desarrollo de indicadores de pobreza energética en América Latina y el Caribe”*, este documento buscó contribuir al debate de política pública sobre pobreza energética en América Latina y el Caribe a través de la cuantificación de la pobreza energética en la región. Los autores adoptan el concepto de pobreza energética de Urquiza & Billi (2020) los cuales la definen como *“la pobreza energética como la brecha en el acceso equitativo a energía de calidad que enfrentan los hogares, definiendo con pertinencia territorial los estándares de acceso equitativo y calidad para satisfacer sus requerimientos energético”* (Calvo, Álamos, Billi, Urquiza, & Contreras Lispergue, 2021, pág. 8).

La medición de pobreza energética propuesta por la CEPAL se basa en tres dimensiones: acceso, equidad y calidad. La dimensión de acceso evalúa la disponibilidad de electricidad, combustibles para cocina y agua caliente sanitaria, considerando también las diferencias geográficas en América Latina y el Caribe. La equidad examina la capacidad económica de los hogares para costear servicios energéticos, incluyendo precios de la energía, ingresos y costos de tecnologías eficientes. Finalmente, la calidad

analiza interrupciones del suministro eléctrico, confort térmico según el clima, regulaciones sobre aislamiento en viviendas y contaminación intradomiciliaria.

Por otra parte, en 2023 el BID publicó un estudio sobre pobreza energética en países de la región (Argentina, Brasil, Colombia, Perú y Paraguay), definiendo pobreza energética como aquella situación en que un hogar se encuentra privado en uno o más servicios energéticos considerados básicos para satisfacer las necesidades de las personas. Las dimensiones y las necesidades que se contemplan en el estudio incluyen las siguientes:

Tabla 1. Dimensiones estudio pobreza energética BID

SERVICIO ENERGÉTICO	NECESIDAD BÁSICA ASOCIADA
Iluminación	Protección, aprendizaje, ocio, creación
Preparación de alimentos	Subsistencia
Refrigeración de alimentos	Subsistencia y protección
Entretenimiento	Ocio, creación
Calentamiento del agua	Subsistencia y protección
Confort térmico	Subsistencia y protección
Conocimiento	Aprendizaje, creación

Fuente: Elaboración propia a partir de datos del estudio.

Además, este estudio adiciona una definición de pobreza energética severa como la Insatisfacción de más de la mitad de las necesidades energéticas del hogar.

2.2. ANTECEDENTES EN COLOMBIA

Para Colombia, en 2023, Inclusión SAS y Promigas S.A.E.S.P. publicaron la primera edición del Índice Multidimensional del Pobreza Energética (IMPE). El IMPE es un indicador construido a partir del enfoque de capacidades y bien-estar de Amartya Sen. Los autores definen la pobreza energética multidimensional como “*la situación en que la persona o el hogar no tiene la posibilidad de llevar un conjunto razonable de realizaciones humanas básicas que usan como medio una fuente de energía adecuada y de calidad*” (Inclusión SAS & Promigas S.A. E.S.P., 2023, pág. 12). Las dimensiones y las necesidades que se contemplan en el estudio incluyen las siguientes:

Tabla 2. Dimensiones IMPE Inclusión SAS y Promigas S.A. E.S.P.

DIMENSIÓN (REALIZACIÓN)	VARIABLES
-------------------------	-----------



Acceso a energía adecuada y de calidad	Acceso a energía eléctrica, combustible adecuado para cocinar, energía eléctrica de calidad
Vivienda funcional y liberadora de tiempo	Confort térmico, lavadora, nevera, estufa de gas o eléctrica
Aprender y comunicarse	Acceso a internet, computadora o tablet, Smartphone, Televisor
Territorio equipado para el bien-estar	Colegios con electricidad, Centros de atención a la primera infancia con gas y electricidad, Oficinas bancarias.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos del estudio.

3. METODOLOGÍA

En el año 2010 Sabina Alkire y James Foster publicaron una metodología para medir la pobreza multidimensional. Alkire y Foster (2011) proponen un método identificación de intersección y unión, paso a paso, que establece 2 límites: i) un límite dentro de cada dimensión para determinar si la persona se encuentra privada o no en esa dimensión; y ii) un límite “agregado”, que contabiliza el número de variables y dimensiones en las que una persona es privada, permitiendo identificar a los pobres.

De manera más específica el método Alkire y Foster (AF) consiste en:

1. Definir la unidad de análisis, esta unidad puede ser una persona, un hogar, un municipio, entre otras.
2. Identificar y seleccionar las dimensiones y variables específicas que se evaluarán en relación con las privaciones.
3. Establecer umbrales de privación para cada variable, este umbral corresponde al nivel mínimo aceptable en cada aspecto.
4. Determinar la presencia de privaciones para cada unidad de análisis, en función de los umbrales establecidos para cada una de las variables.
5. Definir el umbral de pobreza que indica el número mínimo de privaciones para que la unidad de análisis sea clasificada en situación de pobreza.

Finalmente, se calcula la tasa de recuento ajustada que es sensible a la proporción de pobres y el grado de privación de estos. La tasa de recuento ajustada (M_0) se calcula multiplicando el porcentaje de pobres multidimensionalmente por la intensidad de la pobreza:

Ecuación 1. Tasa de recuento ajustada

$$M_0 = H * A$$

Porcentaje de pobres multidimensionales (H)

Ecuación 2. Tasa de recuento o Tasa de Incidencia de la Pobreza

$$H = \frac{\text{No. de personas identificadas pobres}}{\text{No. Total de personas}}$$

Intensidad de la pobreza (A)

Esta metodología AF cumple con los pasos propuesta de medición de la pobreza de Sen (1992): identificación de los pobres y la agregación para establecer el nivel de pobreza. Además, la metodología AF tiene algunas ventajas al momento de medir la pobreza

Ecuación 3. Tasa de Intensidad de la Pobreza entre los pobres

$$A = \frac{\sum \text{Privaciones}}{\text{Número Total de pobres}}$$

multidimensional: es flexible y personalizable; provee información de la incidencia de pobreza; información de la intensidad de la pobreza; puede ser desagregado por variables o dimensiones para ver el comportamiento; muestra como las privaciones ponderadas se agrupan o superponen; permite ver cambios y mejoras en el tiempo; y se puede utilizar como indicador complementario de medidas monetarias.



4. MEDICIÓN

4.1. DIMENSIONES Y VARIABLES

El Índice de Pobreza Energética Multidimensional a nivel municipal (PEM) propuesto por el Ministerio de Minas y Energía es definido como la privación de necesidades energéticas. Estas necesidades no solo hacen referencia al acceso a la energía eléctrica sino también tiene en cuenta otras dimensiones como: I. Acceso a servicio de energía eléctrica y preparación adecuada de alimentos, II. Acceso a una Vivienda funcional y III. Acceso a otros servicios de calidad y en condiciones óptimas (internet, servicios de salud, educación, entre otros).

Desde este enfoque damos cuenta de las desigualdades socioeconómicas, geográficas, étnicas y de género que existen en los territorios.

Ahora bien, este indicador se construyó siguiendo la metodología AF y se adoptaron las dimensiones propuestas por Promigas (2023).

Como se observa en la Tabla 3, el PEM se compone de cuatro (4) dimensiones y 16 variables. Siguiendo la metodología de Pobreza Multidimensional utilizada por el DANE se asignó un peso a cada dimensión y se distribuyó el porcentaje en cada una de las variables que componen dicha dimensión.

El método Alkire-Foster permite asignar una mayor ponderación a cada una de las dimensiones y variables, que se consideren más importantes o influyentes en la situación de pobreza. Estas ponderaciones aseguran que el índice multidimensional de pobreza energética sea más sensible a las privaciones que tienen mayores consecuencias y facilita un análisis más focalizado, orientando las políticas hacia intervenciones que aborden las necesidades más urgentes o de mayor efecto transformador en la población. En la Tabla 3 se presentan las dimensiones, las variables y las ponderaciones otorgadas para el cálculo.

Tabla 3. PEM: Dimensiones y variables

DIMENSIÓN	VARIABLE	PONDERACIÓN	FUENTE	AÑO
Acceso energía eléctrica y preparación de alimentos (36%)	Ausencia del servicio de energía eléctrica	6,0%	UPME (ICEE)	2018
	Cocción con GLP	6,0%	DANE (ECV)	2022
	Cocción con Kerosene	6,0%	DANE (ECV)	2022
	Cocción con Leña	6,0%	DANE (ECV)	2022
	Cocción con Carbón-Leña	6,0%	DANE (ECV)	2022
	Cocción con desechos	6,0%	DANE (ECV)	2022
Vivienda funcional (32%)	Ausencia de espacio propio para Cocinar	8,0%	DANE (ECV)	2022
	Ausencia de Estufa	8,0%	DANE (ECV)	2022
	Ausencia de Nevera	8,0%	DANE (ECV)	2022
	Ausencia de Lavadora	8,0%	DANE (ECV)	2022
Aprender y Comunicarse (28%)	Ausencia del servicio de internet	5,6%	DANE (ECV)	2022
	Ausencia de computador de mesa	5,6%	DANE (ECV)	2022
	Ausencia de computador portátil	5,6%	DANE (ECV)	2022
	Ausencia TV Inteligente	5,6%	DANE (ECV)	2022
	Ausencia de smartphone	5,6%	DANE (ECV)	2022
	Instituciones educativas sin servicio de energía eléctrica	4,0%	MEN	2023

Fuente: Elaboración propia

Para cada una de las dimensiones se dio una ponderación que se divide por el total de variables consideradas dentro de la misma. A medida que los hogares de un municipio tengan mayor número de privaciones el indicador tomará un mayor valor. Para el caso de la **dimensión de acceso energía eléctrica y preparación de alimentos** se consideran variables directamente relacionadas con acceso a fuentes de energía y la calidad de estas, razón por la cual se le otorgo una mayor ponderación (36%) con

respecto a las otras dimensiones. Es importante mencionar que la información relacionada con la variable de acceso a energía eléctrica se tiene a nivel municipal.

Como se ha mencionado previamente, la pobreza energética no solo hace referencia al acceso a la energía eléctrica sino también tiene en cuenta otras variables relacionadas con actividades diarias realizadas por las personas y hogares. En este sentido el indicador también incorpora la **dimensión de vivienda funcional**, a la cual se le otorgo una ponderación del 32% ya que la privación de electrodomésticos como estufa, nevera y/o lavadora tiene implicaciones en cuanto el tiempo de dedicado en labores domésticas; adicionalmente, que un hogar no cuente con un espacio propio para cocinar puede generar impactos negativos sobre la salud de las personas que conviven en el hogar.

En el caso de la **dimensión de aprender y comunicarse (28%)** se consideran variables que dependen del acceso a energía eléctrica para funcionar, estas variables dan cuenta de otras actividades importantes en los hogares y, que, con los avances en términos de tecnologías de la información y las comunicaciones han tomado mayor relevancia en el día a día de las personas y hogares.

Finalmente, la **dimensión de territorio equipado** se relaciona directamente con la inclusión y el desarrollo social de las personas, así como el acceso efectivo a infraestructuras que garanticen este desarrollo. En consecuencia, se consideró la variable de instituciones educativas a nivel municipal que tienen servicio de energía eléctrica. Esta dimensión tiene una ponderación de 4% debido a que estas instituciones ofrecen servicios a un nivel más amplio que dentro de un hogar.

Para la selección de las variables que hacen parte del indicador se realizó una validación numérica como conceptual de más de 26 variables. Para cada caso se evaluaron índices de correlación determinando la pertinencia de incluir o excluir cada variable, evitando así la redundancia de los datos.

Sin embargo, la disponibilidad de información para enriquecer la estimación del índice de la pobreza energética a nivel municipal por parte de las fuentes oficiales, como lo son el DANE y SSPD presenta varias limitaciones. En primer lugar, la recopilación de datos sobre la calidad del servicio de energía y de gas (disponibilidad de horas en el día) es escasa, lo que dificulta la evaluación del acceso y la satisfacción de los usuarios. La información relacionada con subsidios de energía que varía por municipio y por estratos suele no estar actualizada o es difícil de obtener.

La falta de datos precisos referentes al porcentaje de ingresos que destinan los hogares a los pagos de energía eléctrica limita la comprensión de la carga económica que enfrentan las familias. Así mismo las variables de género no siempre se encuentran disponibles lo que impide un análisis profundo de su impacto en el acceso y uso de los servicios energéticos y del tiempo dedicado a las labores del hogar.

Finalmente, la información sobre variables relacionadas con el confort térmico, como el uso de ventiladores, aires acondicionados y calentadores, suele ser escasa. Todo lo anterior dificulta de alguna manera la evaluación del total de condiciones de vida y bienestar de los hogares en el contexto de la pobreza energética.

4.2. ESTIMACIÓN

La estimación del IPEM a nivel municipal se realizó utilizando el factor de expansión (Fexp) como ponderador, siguiendo la metodología propuesta por el DANE. Para cada pregunta de la ECV 2023, se calcularon las ponderaciones de respuesta afirmativa y negativa, permitiendo la comparación entre departamentos y la distribución entre zonas urbanas y rurales. Adicionalmente, se implementaron supuestos y aproximaciones que permitieron ajustar los resultados departamentales a escala municipal.

Las variables Índice de Cobertura de Energía Eléctrica (ICEE) y el Índice de cobertura de electricidad en los colegios oficiales no requirieron manipulación matemática, ya que la información disponible se encuentra a nivel municipal. En estos casos, el porcentaje de ausencia de cobertura se tomó directamente de la base de datos de cada municipio. Sin embargo, para el resto de las variables, se aplicaron procesos de estimación basados en la Encuesta de Calidad de Vida (ECV) 2023, con el objetivo de obtener información detallada a nivel municipal.

A continuación, se describen en detalle los métodos y cálculos utilizados en este proceso.

4.2.1. Cálculos municipales a partir de la ECV

En cada una de las variables provenientes de la ECV 2023 se utilizó el factor de expansión (F_{exp}) como factor de ponderación. Para cada pregunta de la ECV se calculó la ponderación de las respuestas a cada indicador, utilizando como ponderador el factor de expansión expuesto siguiendo la definición propuesta por el DANE². En cada una de las preguntas se realizó el cálculo del porcentaje de respuesta afirmativo o negativo con un valor de 0 a 1 dependiendo de la proporción de las respuestas. Para los casos en que la pregunta tuviera más de dos valores de respuestas se dicotomizó tomando sólo una de ellas como afirmativa y las demás respuestas como negativas. Por ejemplo, para la variable relacionada con el lugar en donde se preparan los alimentos en el hogar, la respuesta que se tomó como afirmativa es “En un cuarto usado sólo para cocinar”; las demás opciones de respuestas se tomaron como respuestas negativas.

El cálculo de la ponderación de respuestas afirmativas y negativas se realizó siguiendo la Ecuación 4.

Ecuación 4. Ponderación respuestas

$$\frac{\sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^o F_{exp_{i,j,k}}}{\sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^n F_{exp_{k,j}}}$$

Donde F_{exp} hace referencia a los factores de expansión presentados en la ENCV, k a cada departamento, j a la clase (urbana o rural) e i a la respuesta afirmativa o negativa de cada pregunta.

De forma práctica se presenta el siguiente ejemplo, que permite ver cómo se calcula la ponderación departamental para Antioquia:

1. Factor negativo: se suma el total de los factores de expansión asociados a las respuestas negativas sobre la posesión de un bien o servicio, agrupados por sector (urbano y rural) en el departamento de Antioquia.
2. Factor total: se obtiene la suma de todos los factores de expansión para la misma pregunta sobre posesión del bien o servicio, incluyendo tanto respuestas positivas como negativas, también agrupados por sector (urbano y rural).

² Véase: [Factor de expansión \(DANE\)](#)

3. Cálculo de la ponderación departamental: se divide el total de los factores de expansión de las respuestas negativas de cada sector entre el total de los factores de expansión del departamento en el mismo sector. Este valor es la ponderación departamental para cada sector.
4. Asignación municipal: para calcular la ponderación a nivel municipal, se multiplica la ponderación obtenida para cada sector (urbano y rural) por el porcentaje de hogares urbanos y rurales en el municipio, generando un valor ajustado para cada municipio.

Este proceso permite obtener un ajuste representativo de la ponderación de posesión de bienes o servicios a nivel municipal basado en los datos departamentales.

4.2.2. Supuestos y aproximaciones

1. El índice de pobreza energética multidimensional se calculó municipalmente. No obstante, los resultados de la ENCV 2023 solo permiten tener una desagregación departamental, por lo que fue necesario aplicar el índice calculado del correspondiente departamento a cada municipio como una aproximación.
2. El cálculo del indicador de pobreza energética solo tuvo en cuenta los valores negativos de las respuestas, esto implica que en cuanto mayor sea la ausencia de un servicio o bien, más alto será el indicador de pobreza.
3. Para la ponderación de la Clase (urbano o rural) se utilizaron los porcentajes de distribución presentados en el documento de Proyección de viviendas y hogares para el 2024 basado en el CNPV del 2018
4. A cada una de las variables se les asignó una ponderación para calcular el valor final del índice de pobreza energética como lo muestra la Ecuación 3.

Ecuación 5. Ponderación final

$$\sum_{i=1}^n \beta_i * x_i$$

Donde β_i hace referencia al factor de ponderación, x_i hace referencia al valor de ausencia del bien o servicio con valores de entre 0 y 1, e i hace referencia a cada una de las variables presentadas en la Tabla 1.



5. VALIDACIÓN

Para validar los resultados obtenidos del Indicador de Pobreza Energética Multidimensional (IPME) se realizaron cuatro tipos de validación: i) Descriptiva, ii) Estadística, iii) Georreferenciación y iv) validación con expertos del sector. Estos ejercicios buscan fortalecer la validez y robustez del IPME, garantizando la medición confiable. A continuación, se presenta cada una de las validaciones realizadas y sus resultados.

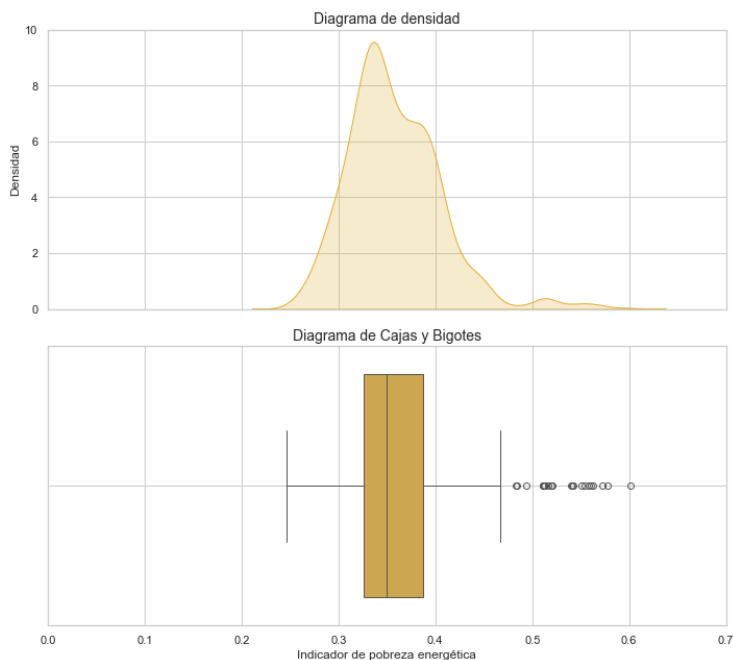
5.1. Validación descriptiva

En primer lugar, para validar las ponderaciones por dimensión y variables se realizó un análisis estadístico a través de gráficos de densidad y gráficos de cajas y bigotes. Los gráficos de densidad permiten visualizar la distribución de los datos de las variables consideradas. Mientras los gráficos de cajas y bigotes muestran la distribución de los datos a través de los valores promedio, máximos, mínimos y cuartiles, permitiendo observar los datos atípicos.

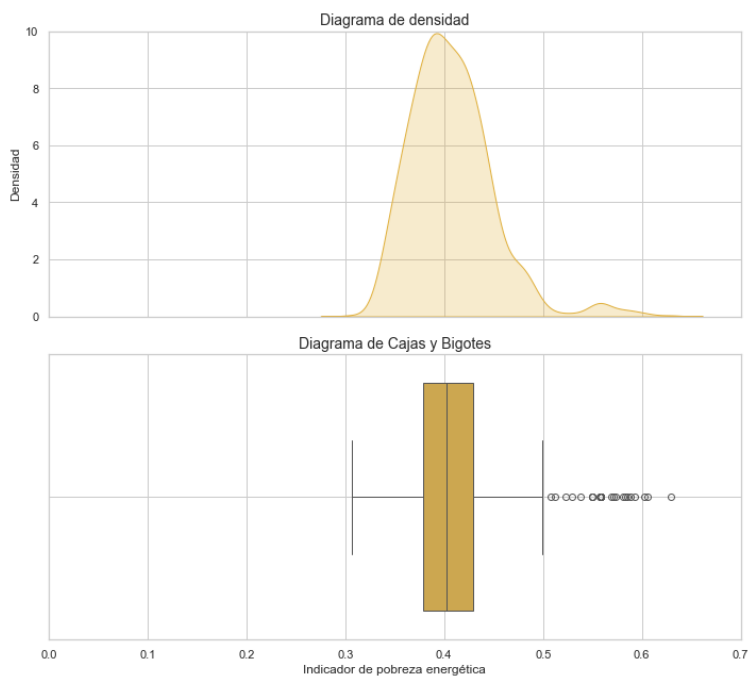
Para obtener el indicador de pobreza energética, se realizaron múltiples iteraciones para encontrar los factores de ponderación que segmentaran la población en grupos fácilmente identificables. Para esto, se buscaron patrones por medio de gráficos de densidad y diagramas de cajas y bigotes. En cada caso, se identificaron factores de ponderación que dividieran los municipios con menor pobreza energética de los grupos con mayor pobreza energética.

A continuación, se presentan algunos de los gráficos de densidad con diferentes valores de los factores de ponderación. Aunque no se muestran todos los gráficos de las iteraciones, se observa que la iteración 3 desplaza la media y la mediana hacia la izquierda, además muestra un rango más amplio del indicador de pobreza energética permitiendo crear segmentos más desagregados para la incidencia alta, media y baja de pobreza energética. Los resultados de esta iteración facilitan la focalización de los recursos en las poblaciones más vulnerables.

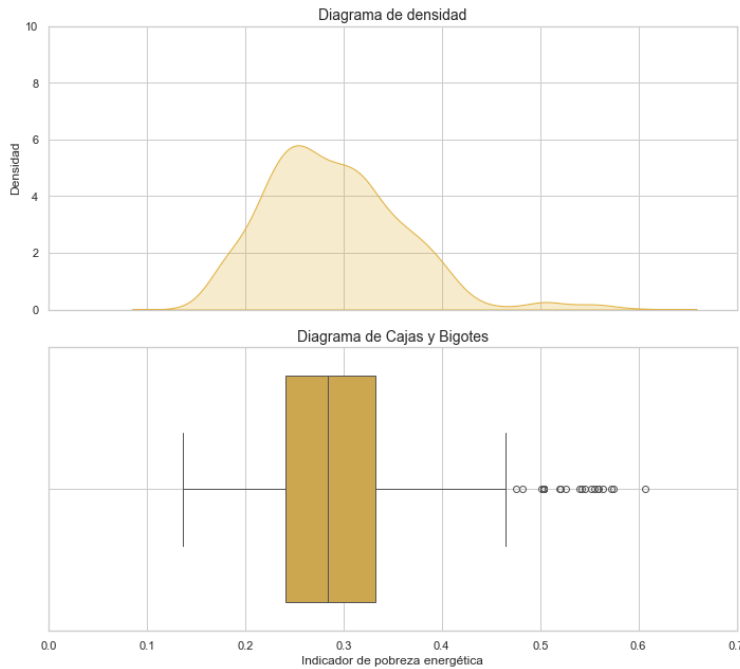
Iteración No.1:



Iteración No.2:



Iteración No. 3:



5.2. Validación estadística

5.2.1. Descripción

Los índices compuestos son herramientas fundamentales para sintetizar fenómenos multidimensionales complejos en una sola medida, facilitando así el análisis y la comunicación de resultados para la toma de decisiones en políticas públicas. Como señala la OCDE (2008), los índices compuestos "pueden resumir realidades complejas y multidimensionales con el fin de apoyar a los tomadores de decisiones", siendo "más fáciles de interpretar que una batería de muchos indicadores separados".

En la construcción de índices compuestos existen principalmente dos enfoques metodológicos:

1. **Enfoque basado en juicio de expertos:** donde las ponderaciones de los indicadores son determinadas por especialistas en el campo, quienes asignan pesos según su conocimiento y experiencia sobre la importancia relativa de cada indicador. Como indica la OCDE (2008), "los pesos pueden ser asignados por expertos, reflejando las prioridades, preferencias políticas o factores teóricos".
2. **Enfoque basado en métodos estadísticos:** donde las ponderaciones se determinan de manera automática utilizando técnicas matemáticas que analizan la estructura de los datos. La OCDE (2008) destaca que "los pesos también

pueden ser estimados estadísticamente usando diversas técnicas multivariadas", entre las que destacan:

- **Análisis de Componentes Principales (PCA)**
- **Método CRITIC (Criteria Importance Through Intercriteria Correlation)**

Ambos enfoques tienen sus méritos. El juicio de expertos aporta conocimiento contextual y teórico, mientras que los métodos estadísticos ofrecen objetividad y aprovechan la estructura inherente de los datos. La OCDE (2008) advierte que "ningún consenso existe sobre cómo pesar los indicadores individuales", y que "diferentes métodos de ponderación pueden producir diferentes resultados". Por esta razón, "es importante probar la robustez del índice compuesto con respecto a cambios en la ponderación".

De hecho, lo ideal es utilizar ambos enfoques de manera complementaria. Como señala la OCDE (2008), "el análisis de la incertidumbre y la sensibilidad debe llevarse a cabo para evaluar la robustez de los indicadores compuestos", lo que permite "mejorar la transparencia" del índice resultante.

En este análisis, nuestro objetivo es validar un índice de pobreza energética municipal construido con ponderaciones de expertos (IPEMM) mediante su comparación con índices generados por métodos estadísticos. El alto grado de concordancia entre estos enfoques proporcionaría evidencia robusta sobre la validez del índice basado en el juicio de expertos, confirmando que captura adecuadamente el fenómeno de la pobreza energética municipal.

5.2.2. Marco Conceptual de las Metodologías

5.2.2.1. Análisis de Componentes Principales (PCA)

El PCA es una técnica estadística que permite reducir la dimensionalidad de un conjunto de datos, transformando variables potencialmente correlacionadas en un conjunto menor de variables no correlacionadas llamadas componentes principales. Estos componentes capturan la mayor variabilidad posible en los datos originales.

Según el *Handbook on Constructing Composite Indicators* de la OCDE, el PCA "puede resumir un conjunto de indicadores individuales mientras preserva la proporción máxima posible de la variación total en el conjunto de datos original" (OCDE, 2008). Además, "los mayores factores de carga se asignan a los indicadores individuales que tienen la mayor variación entre países, una propiedad deseable para las comparaciones entre países, ya que los indicadores individuales que son similares entre países son de

poco interés y no pueden explicar posiblemente las diferencias en el desempeño" (OCDE, 2008).

Formalmente, para un conjunto de indicadores $X = x_1, x_2, \dots, x_Q$, el PCA busca obtener componentes $Z = Z_1, Z_2, \dots, Z_Q$ que son combinaciones lineales de las variables originales:

$$\begin{aligned} Z_1 &= a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1Q}x_Q \\ Z_2 &= a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2Q}x_Q \dots Z_Q \\ &= a_{Q1}x_1 + a_{Q2}x_2 + \dots + a_{QQ}x_Q \end{aligned}$$

Donde los pesos a_{ij} se eligen de tal manera que:

1. Los componentes son ortogonales (no correlacionados)
2. El primer componente explica la máxima varianza posible
3. Cada componente sucesivo explica la máxima varianza restante

5.2.2.2. Método CRITIC

El método CRITIC (Diakoulaki et al., 1995) determina pesos objetivos para cada indicador basándose en dos criterios fundamentales: la intensidad de contraste (medida por la desviación estándar) y la información no redundante (medida por la correlación entre indicadores). A diferencia del PCA, este método no reduce la dimensionalidad, sino que asigna pesos a cada indicador original.

Este enfoque se alinea con los principios establecidos por la OCDE (2008), que señala que "los pesos deben reflejar la contribución estadística de la variable al índice general", y que "los indicadores que están altamente correlacionados miden aspectos similares de un fenómeno", lo que justifica darles un menor peso combinado.

El procedimiento del método CRITIC se puede expresar mediante las siguientes etapas:

1. **Normalización de los datos:** $x'_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{s_j}$ donde x_{ij} es el valor del indicador j para el municipio i , $\bar{x}_j$ es la media del indicador j , y s_j su desviación estándar.
2. **Cálculo de la matriz de correlación R entre los indicadores normalizados**

3. **Determinación del conflicto:** $\text{conflict}_j = \sum_{k=1}^n (1 - r_{jk})$ donde r_{jk} es el coeficiente de correlación entre los indicadores j y k.
4. **Cálculo de la cantidad de información:** $C_j = s_j \times \text{conflict}_j$
5. **Derivación de los pesos:** $w_j = \frac{C_j}{\sum_{k=1}^n C_k}$

Este enfoque asigna mayor peso a indicadores con alta variabilidad y baja correlación con otros indicadores, considerando que aportan información más única y valiosa al índice compuesto. Como señala la OCDE (2008), este tipo de enfoque estadístico puede "corregir la superposición de información entre dos o más indicadores correlacionados".

5.2.3. Análisis de Resultados

5.2.3.1. Varianza Explicada por PCA

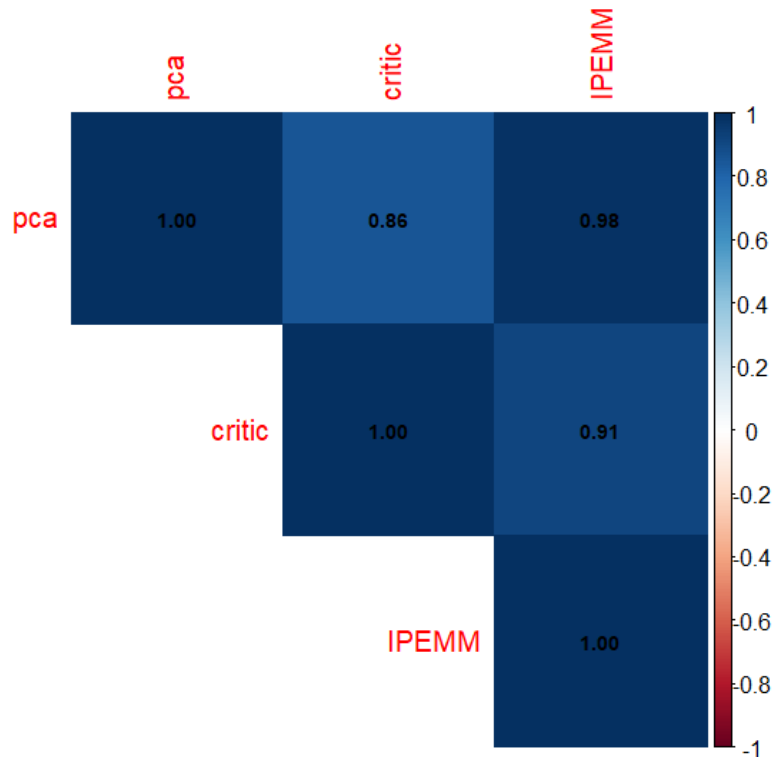
El análisis de componentes principales revela que los primeros componentes explican una proporción significativa de la varianza total:

- Primer componente: 37.73% de la varianza
- Segundo componente: 32.21% de la varianza
- Componentes 1 y 2 acumulados: 69.94% de la varianza
- Componentes 1 a 5 acumulados: 90.54% de la varianza

Estos resultados son muy satisfactorios y se alinean con lo que la OCDE (2008) considera adecuado para un buen índice compuesto. Los primeros dos componentes capturan aproximadamente el 70% de la información contenida en todos los indicadores originales, lo que representa una reducción efectiva de la dimensionalidad y confirma la existencia de una estructura subyacente en los datos que justifica la creación de un índice compuesto.

5.2.3.2. Correlación entre Métodos

El análisis de correlación entre los índices generados muestra una concordancia excepcionalmente alta entre métodos:

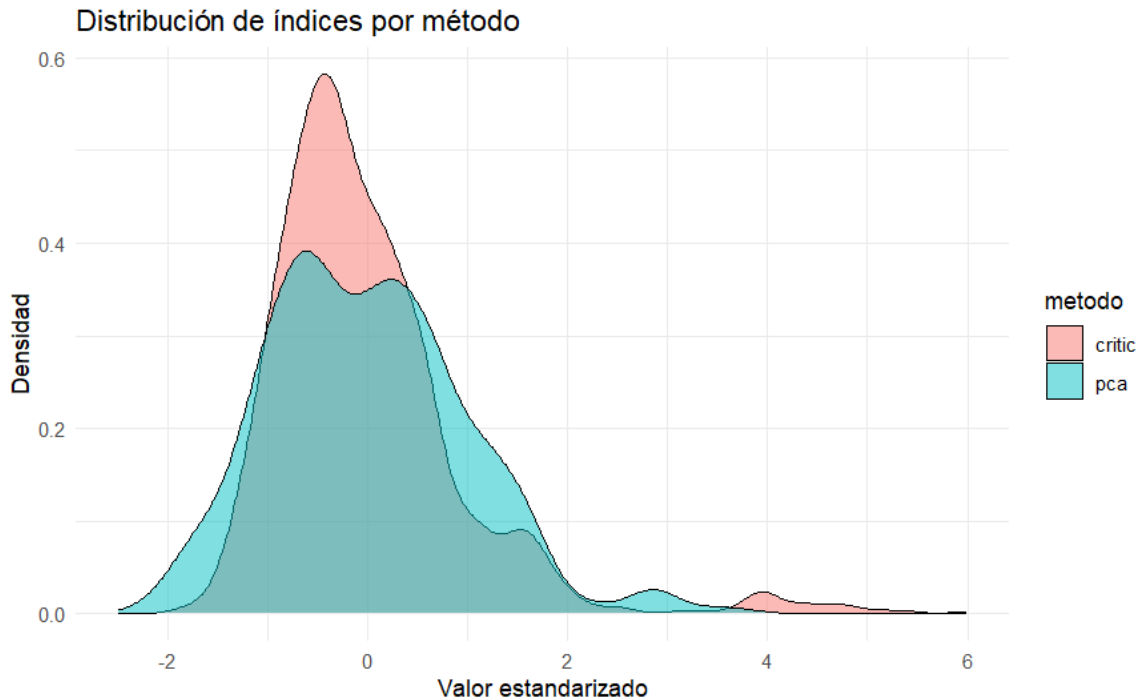


Estas correlaciones son notablemente elevadas y representan uno de los hallazgos más significativos del estudio. La correlación de 0.98 entre el PCA y el índice IPEMM indica una coincidencia casi perfecta entre el método estadístico más utilizado en la creación de índices compuestos y el índice basado en juicio experto. Similarmente, la correlación de 0.91 entre CRITIC e IPEMM es muy alta, lo que refuerza la validez del índice de expertos desde múltiples perspectivas metodológicas.

Estos valores de correlación son especialmente relevantes considerando que provienen de enfoques conceptualmente diferentes: mientras que IPEMM se basa en valoraciones cualitativas de expertos, PCA y CRITIC derivan sus ponderaciones exclusivamente de la estructura estadística de los datos.

5.2.3.3. Distribución de los Índices

El análisis de la distribución de los valores revela patrones interesantes:



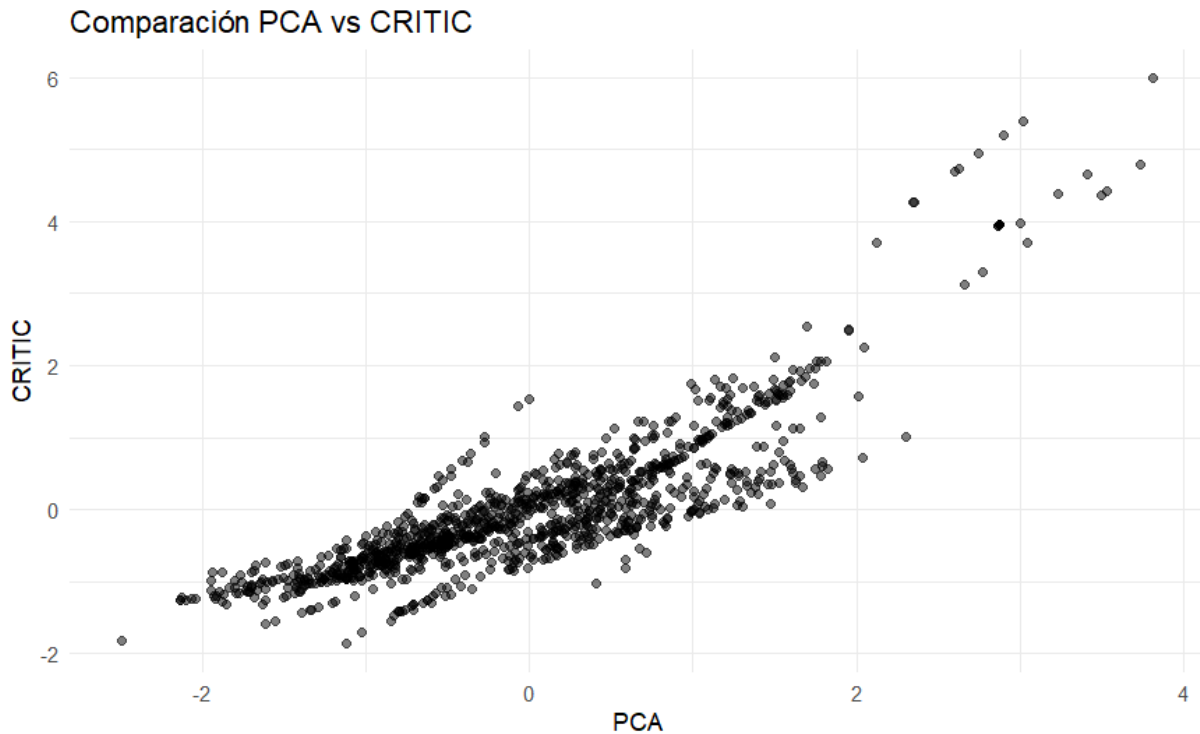
La visualización muestra que:

- El método CRITIC produce una distribución más concentrada alrededor de la media, con menor dispersión y una curva de densidad más pronunciada
- El PCA genera una distribución más amplia, con mayor presencia de valores extremos, lo que podría facilitar la identificación de casos con pobreza energética muy alta o muy baja
- Ambas distribuciones presentan cierta asimetría positiva (cola hacia la derecha), indicando la presencia de algunos municipios con niveles excepcionalmente altos de pobreza energética
- La mayor parte de los municipios se concentra en valores estandarizados entre -1 y 2

Estas diferencias en las distribuciones, a pesar de las altas correlaciones, reflejan cómo cada método enfatiza distintos aspectos de los datos, lo que puede ser útil para diferentes propósitos analíticos.

5.2.3.4. Comparación entre PCA y CRITIC

La visualización de la relación entre los valores de PCA y CRITIC muestra con claridad la naturaleza de su asociación:



El gráfico de dispersión revela que:

- Existe una fuerte relación lineal positiva entre ambos métodos para la mayoría de los municipios
- La correlación es especialmente alta en los valores centrales de la distribución
- Se observa mayor dispersión en los valores extremos (superiores a 2), donde algunos municipios presentan valores considerablemente más altos en un índice que en otro
- Se identifican algunos outliers donde las discrepancias entre métodos son notables, lo que merece un análisis más detallado para entender qué características específicas de estos municipios provocan estas diferencias

Esta visualización refuerza la coherencia general entre métodos y al mismo tiempo señala casos específicos donde diferentes enfoques metodológicos podrían llevar a clasificaciones distintas, información valiosa para la toma de decisiones basada en estos índices.

5.2.4. Conclusión

Los resultados de este análisis comparativo muestran una fuerte concordancia entre el índice de pobreza energética basado en ponderaciones de expertos (IPEMM) y los

índices generados mediante métodos estadísticos (PCA y CRITIC). Las altas correlaciones observadas (0.98 entre PCA e IPEMM y 0.91 entre CRITIC e IPEMM) validan la robustez del enfoque basado en juicio experto.

Esta convergencia metodológica es particularmente significativa, ya que combina lo mejor de ambos mundos: el conocimiento contextual y teórico de los expertos y la objetividad de los métodos estadísticos. Como señala la OCDE (2008), "un indicador compuesto sólido debe ser construido sobre la base de un marco teórico y un buen proceso estadístico", y nuestros resultados confirman que el IPEMM satisface ambos criterios.

La evidencia sugiere que el índice IPEMM constituye una herramienta confiable para medir la pobreza energética a nivel municipal y puede utilizarse con confianza para informar el diseño y la evaluación de políticas públicas en este ámbito. La OCDE (2008) destaca que "la transparencia es primordial para un buen análisis y la formulación de políticas", y el proceso de validación realizado contribuye significativamente a esta transparencia.

La combinación de enfoques basados en expertos y métodos estadísticos representa una práctica óptima en la construcción de índices compuestos, ya que permite validar mutuamente los resultados y fortalecer la credibilidad y utilidad de estas herramientas para la toma de decisiones. Como concluyó la OCDE (2008), "el análisis de sensibilidad puede ayudar a medir la robustez del indicador compuesto en términos de, por ejemplo, el mecanismo para incluir o excluir un indicador [o] la elección de pesos", aspectos que han sido abordados en este ejercicio.

5.3. Validación Espacial

Los datos geoespaciales han adquirido un papel fundamental en la gestión y planificación energética debido a su capacidad para proporcionar un contexto visual que mejora el conocimiento de la situación territorial. Estos datos permiten a los responsables de la toma de decisiones identificar patrones, analizar relaciones espaciales y comprender mejor la distribución geográfica de recursos y necesidades. Al integrar información espacial en los análisis, es posible diseñar soluciones más focalizadas y eficaces que respondan a las características específicas de cada región.

De acuerdo con la Organización de las Naciones Unidas (2023), la información geoespacial se ha convertido en uno de los principales motores de transformación socioeconómica a nivel global. Este tipo de datos es esencial para evaluar las

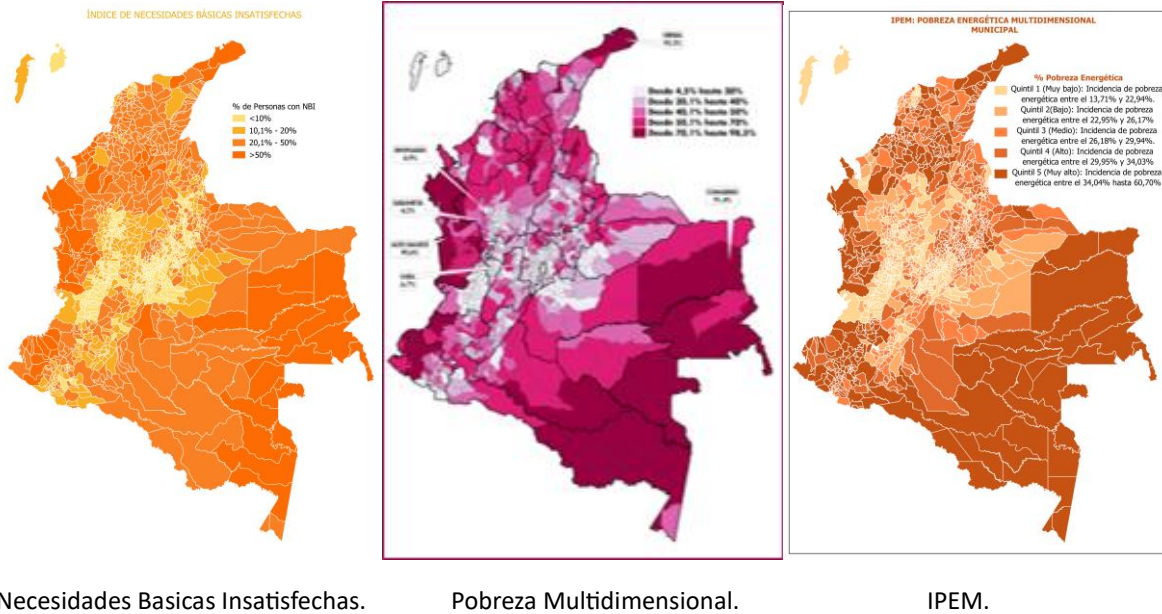
desigualdades territoriales y para optimizar la planificación de proyectos estratégicos, como el acceso equitativo a servicios energéticos.

En el caso de Colombia, el Índice de Pobreza Energética Multidimensional (IPEM) evidencia de manera concreta las disparidades geográficas en cuanto a las necesidades energéticas de la población. Este índice revela el marcado contraste entre el acceso y la calidad de los servicios energéticos en las regiones centrales del país y en las zonas periféricas, particularmente aquellas más alejadas o con condiciones socioeconómicas desfavorables. La integración de datos geoespaciales en este índice permite evidenciar estas diferencias de manera más precisa, facilitando una mejor comprensión de las necesidades locales.

La georreferenciación de datos es una estrategia clave para la validación del IPEM, ya que permite contextualizar la información dentro de un marco territorial, facilitando la identificación de patrones espaciales y la relación entre variables. Al incorporar la dimensión geográfica, se puede evaluar con mayor precisión la distribución de la pobreza energética y su correlación con otros indicadores socioeconómicos, como la pobreza monetaria, la pobreza multidimensional y las Necesidades Básicas Insatisfechas (NBI). Esto sugiere que las carencias energéticas forman parte de una problemática más amplia de inequidad social y territorial que debe ser abordada desde una perspectiva integral.

Además, la georreferenciación fortalece la toma de decisiones al proporcionar información visual y cuantitativa que facilita la planificación de intervenciones específicas. Al representar espacialmente el acceso a la energía, se pueden diseñar políticas públicas más focalizadas y eficientes, priorizando las regiones con mayores carencias. En este sentido, la combinación de datos geoespaciales con el IPEM permite identificar brechas territoriales y orientar recursos de manera equitativa, favoreciendo la reducción de desigualdades energéticas y promoviendo un desarrollo más sostenible e inclusivo.

En conclusión, el uso de datos geoespaciales y del IPEM constituye una herramienta clave para identificar las brechas existentes y orientar las políticas públicas hacia la reducción de las desigualdades energéticas en Colombia. De esta manera, se favorece una transición energética más equitativa, sostenible y acorde con las necesidades particulares de cada región del país.



5.4. Validación con expertos del sector

En el marco del proceso de desarrollo y validación del indicador energético, se llevó a cabo una mesa técnica con la participación de expertos del sector. Esta sesión contó con representantes clave de la Oficina de Asuntos Regulatorios y Empresariales (OARE), la Dirección de Energía Eléctrica (DEE) del Ministerio de Minas y Energía, y la Unidad de Planeación Minero-Energética (UPME). La reunión se realizó de manera presencial y tuvo como propósito validar la metodología y los resultados obtenidos durante la construcción del indicador.

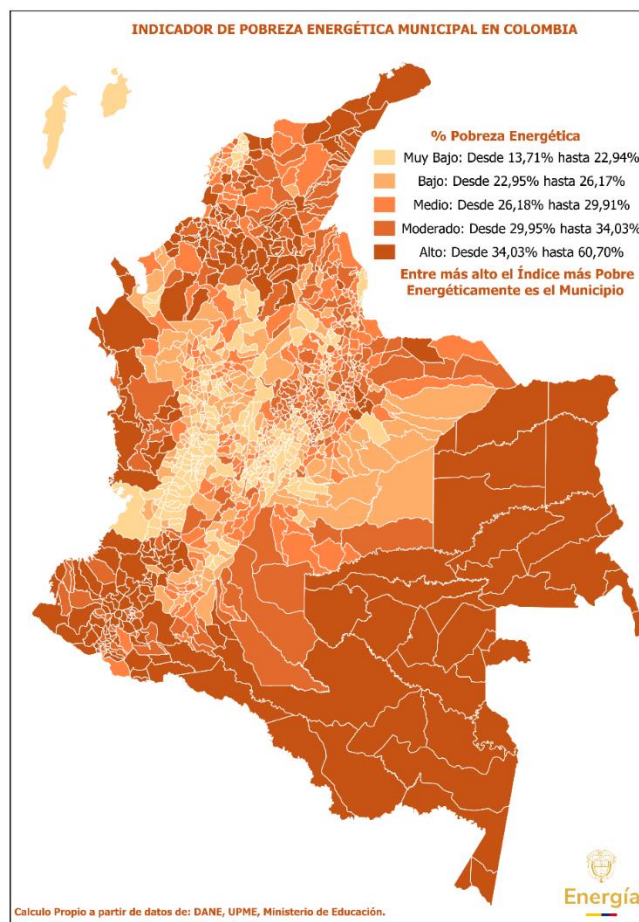
Como resultado general de la mesa técnica, los expertos participantes dieron su visto bueno al proceso de construcción del indicador y a los resultados obtenidos. Asimismo, sugirieron la integración del indicador con servicios de información ya existentes en el sector, tales como el geo-visor del Ministerio de Minas y Energía y las herramientas de datos abiertos desarrolladas por la UPME. Esta recomendación busca maximizar el impacto del indicador, garantizando su accesibilidad y su utilidad en la planificación y toma de decisiones relacionadas con la política energética nacional.

Estas recomendaciones representan un paso importante hacia la consolidación de un sistema de monitoreo energético más robusto, transparente y alineado con las necesidades de información del país. La incorporación del indicador en plataformas digitales contribuiría, además, a fortalecer la visualización geoespacial de las desigualdades energéticas y a fomentar un acceso más equitativo a la energía en todo el territorio nacional.

6. RESULTADOS

De acuerdo con el Mapa 1, la distribución espacial del PEM muestra que los niveles más altos de pobreza energética se encuentran localizados en municipios de la región de la Amazonia, la Orinoquia, Pacífica (sin incluir Cali, Buenaventura y Popayán), el norte de la Costa Caribe y parte del Magdalena medio. Por lo anterior, estas regiones requieren una atención especial en materia de energía.

Mapa 1. Distribución Municipal de Pobreza Energética



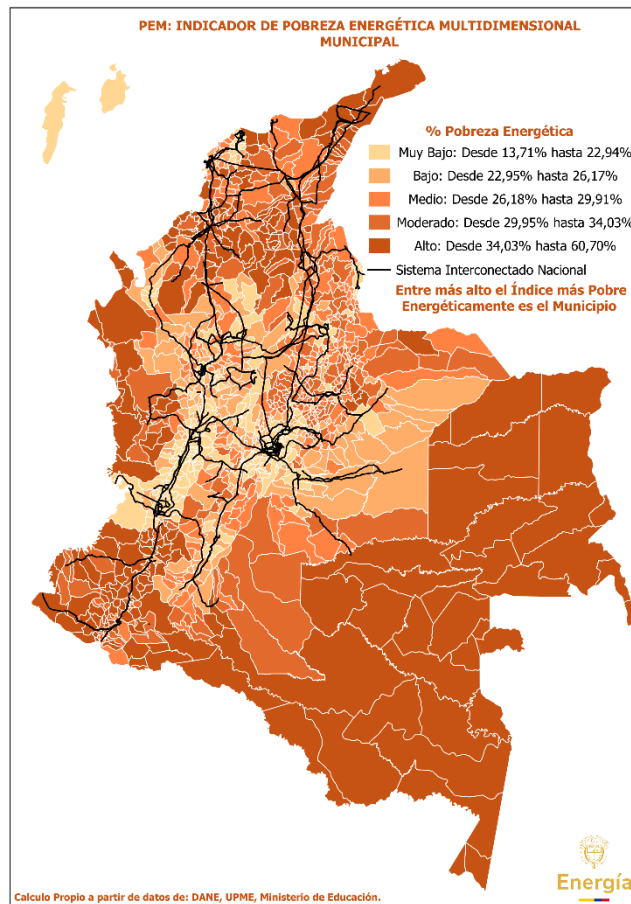
Fuente: Elaboración propia

Asimismo, al analizar la distribución espacial del indicador junto con el sistema Interconectado Nacional (Mapa 2), podemos concluir que los municipios con índices de pobreza energética superiores al 30% están en las zonas no interconectadas del país.

Estas zonas se caracterizan por tener un servicio deficiente de energía en términos de calidad, continuidad y costo.

Por otra parte, los menores índices de pobreza energética (Menor al 30%) se pueden ver fundamentalmente en el centro del país, donde tiene más predominancia el SIN.

Mapa 2. Distribución Municipal de Pobreza Energética y Sistema Interconectado Nacional



Fuente: Elaboración propia

Los 10 municipios con mayores índices de PEM (Tabla 2) se encuentran en las regiones de la Amazonia, la Orinoquia y el Norte de la Costa Caribe, estos municipios presentan pobreza energética por encima del 50% siendo Cumaribo en Vichada el municipio con más PEM con el 60,70%.

Si analizamos los resultados del índice de PEM en conjunto con el dato de Pobreza multidimensional del DANE como se muestra en la Tabla 2, podemos concluir que mayores índices de PEM coinciden con índices altos de pobreza multidimensional.

Tabla 4. Municipios con Mayor Índice de PEM.

Departamento	Nombre Municipio	IPEMM	PM	NBI
Vichada	Cumaribo	60,70%	91,40%	87,48%
Vaupés	Pacoa	57,49%	98,40%	93,64%
Guainía	Mapiripana	57,26%	95,50%	93,60%
Guainía	San Felipe	56,35%	88,30%	88,39%
La Guajira	Uribia	55,95%	92,20%	88,79%
Vaupés	Papunahua	55,81%	97,90%	87,03%
Vaupés	Yavaraté	55,53%	94,80%	76,65%
Guainía	Cacahual	55,18%	90,10%	71,66%
La Guajira	Manaure	54,52%	86,70%	81,10%
Guainía	Puerto Colombia	54,21%	96,30%	95,96%

Fuente: Elaboración propia

Los 10 municipios con menores índices de PEM (Tabla 3) se encuentran principalmente en la región Andina del país y se destaca Providencia por ser el segundo municipio con menor índice de PEM con 14,67% solo superado por Bogotá con 13,72%.

Tabla 5. Municipios con Menor Índice de PEM

Departamento	Nombre Municipio	IPEMM	PM
Bogotá	Bogotá, D.C.	13,72%	9,00%
San Andrés y Providencia	Providencia	14,67%	13,70%
Quindío	Armenia	15,43%	14,40%
Santander	Bucaramanga	16,02%	14,20%

Armenia	La Tebaida	16,38%	27,40%
Risaralda	La Virginia	16,38%	19,00%
Santander	Floridablanca	16,46%	11,00%
Cundinamarca	Funza	16,47%	7,80%
Cundinamarca	Mosquera	16,48%	9,60%
Valle del Cauca	Cartago	16,54%	16,60%

Fuente: Elaboración propia

7. BIBLIOGRAFÍA

- Calvo, R., Álamo, N., Billi, M., Urquiza, A., & Contreras Lisperguer, R. (2021). *Desarrollo de indicadores de pobreza energética en América Latina y el Caribe*. Santiago de Chile: Comisión Económica para América Latina (CEPAL).
- Calvo, R., Álamos, N., Billi, M., Urquiza, A., & Contreras Lispergue, R. (2021). Desarrollo de indicadores de pobreza energética en América Latina y el Caribe. *serie Recursos Naturales y Desarrollo*(N° 207 (LC/TS.2021/104)). Obtenido de <https://repositorio.cepal.org/server/api/core/bitstreams/f3b3060c-94ab-4128-adaf-d56d2e860836/content>
- CEPAL. (2009). *Contribución de los servicios energéticos a los Objetivos de Desarrollo del Milenio y a la mitigación de la pobreza en América Latina y El Caribe*. Santiago de Chile: Naciones Unidas. Obtenido de <https://repositorio.cepal.org/server/api/core/bitstreams/4047f861-496f-4572-af01-1b3927be5fa6/content>
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística. (Junio de 2014). *Metodología Índice de Pobreza Multidimensional (IPM)*. Obtenido de Dirección Técnica de Metodología y Producción Estadística – DIMPE: <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/pobreza-y-condiciones-de-vida/pobreza-multidimensional>
- European Parliament & Council. (13 de July de 2009). *DIRECTIVE 2009/72/EC of the European Parliament and of the Council*. Obtenido de Official Journal of the European Union: <https://eur-lex.europa.eu/LexUriServ/LexUriServ.do?uri=OJ:L:2009:211:0055:0093:en:PDF>
- Hernández, M. F., & Aguado, L. F. (2013). Índice de Pobreza Energética Multidimensional por regiones para Colombia. *Economía Coyuntural*(3), 35-71.
- Inclusión SAS & Promigas S.A. E.S.P. (2023). *Energía que impulsa el desarrollo: Índice Multidimensional de pobreza energética en Colombia 2022*. Bogotá D.C.: Fundación Promigas. Obtenido de <https://fundacionpromigas.org.co/impe/>
- Liddell, C., Morris, C., McKenzie, S., & Rae, G. (2012). Measuring and monitoring fuel poverty in the UK: National and regional perspectives. *Energy Policy*, 27-32. Obtenido de <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0301421512001462>
- Nussbaumer, P., Bazilian, M., & Modi, V. (2011). Measuring energy poverty: Focusing on what matters. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 231-243.
- OECD/IEA. (2010). *Energy Poverty How to make modern energy access universal?* Nueva York: PNUD. Obtenido de https://www.undp.org/sites/g/files/zskgke326/files/publications/Energy_Poverty_Excerpt_WEO2010.pdf
- ONU. (Junio de 2021). *Damilola Ogunbiyi: Ending energy poverty saves lives and the planet*. Obtenido de Climate Action: <https://www.un.org/en/climatechange/damilola-ogunbiyi-ending-energy-poverty>

- OPHI. (s.f.). *Multidimensional Poverty and the AF method*. Obtenido de Universidad de Oxford: <https://ophi.org.uk/md-poverty-and-AF-method>
- Pérez-Fargallo, A., Cerda-Fuentes, V., Delgado-Gutiérrez, E., & Porras-Salazar, J. A. (2023). Origen, evolución y aplicación de indicadores de pobreza energética en Iberoamérica. *Revista INVI*, 100-133. doi:<https://doi.org/10.5354/0718-8358.2023.70785>
- PNUD. (2000). *Informe Mundial de Energía: La energía el reto de la sostenibilidad*. Nueva York: PNUD, ONU y CME.
- PNUD. (2018). *Pobreza energética: análisis de experiencias internacionales y aprendizajes para Chile*. Santiago de Chile: Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo.
- Rodríguez Vásquez, G. M., & Rodríguez Pérez, E. (2023). *Índice De Pobreza Energética Multidimensional Para Colombia*. Santiago de Cali: Universidad ICESI.
- Schirmer Soares, R., Weiss, M., Lampis, A., Bermann, C., & Hallack, M. (2023). *Pobreza energética en los hogares y su relación con otras vulnerabilidades en América Latina: El caso de Argentina, Brasil, Colombia, Perú y Uruguay*. BID.
- Unión Europea. (Marzo de 2024). *Energy poverty*. Obtenido de Energy, Climate change, Environment: https://energy.ec.europa.eu/topics/markets-and-consumers/energy-consumers-and-prosumers/energy-poverty_en#eu-measures-to-tackle-energy-poverty
- Unión Europea. (s.f.). *The Energy Poverty Advisory Hub (EPAH)*. Obtenido de Unión Europea: <https://energy-poverty.ec.europa.eu/about>
- World Economic Forum. (2 de Julio de 2021). *How to end energy poverty and reach net-zero emissions*. Obtenido de ENERGY TRANSITION: <https://www.weforum.org/agenda/2021/07/how-to-end-energy-poverty-net-zero-emissions/>