

APROXIMACIÓN ESPACIAL DE LA VULNERABILIDAD ENERGÉTICA EN LAS PRINCIPALES METRÓPOLIS ARGENTINAS

Mauro Montone¹, Rodrigo J. Durán^{1,2}, Miguel A. Condori^{1,2}, Danae A. Franco Lopera¹

¹Instituto de Investigaciones en Energía No Convencional (INENCO), Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET), Av. Bolivia 5150, Salta, Argentina, 4400.

²Facultad de Ciencias Exactas, Universidad Nacional de Salta (UNSa).

Tel. 0387-4516592 e-mail: mauromontone@hotmail.com

RESUMEN: En el presente trabajo se lleva a cabo la estimación de un indicador de vulnerabilidad energética para Argentina utilizando variables censales y, a partir de su desagregación en unidades geográficas de radios censales, se realiza un análisis de su comportamiento espacial para las principales áreas metropolitanas del país. Como resultados se obtiene una incidencia general del indicador para todo el país del 12,01%, mientras que filtrando por área urbano o rural la incidencia es de un 10,46% para el primer caso y de 34,20% para el segundo, aunque en términos absolutos la cantidad de hogares incluidos en el espacio urbano resulta significativamente mayor. Para el análisis espacial se consideraron los 9 aglomerados urbanos con más de 500 mil habitantes para evaluar el grado de autocorrelación espacial. Los resultados arrojan que para todos los aglomerados urbanos el índice de autocorrelación espacial global es positivo y moderado, destacando el caso de Gran Buenos Aires que presenta el valor más elevado. En todos los casos los patrones espaciales se explican por el agrupamiento de radios censales con baja incidencia de vulnerabilidad energética. Los aglomerados explorados mediante técnicas gráficas denotan una dinámica centro-periferia.

Palabras clave: vulnerabilidad energética, pobreza energética, aglomerado urbano, autocorrelación espacial

INTRODUCCIÓN

La definición de estrategias y políticas orientadas a la sustentabilidad energética ocupa un lugar prioritario en la agenda de organismos internacionales, instituciones multilaterales de financiamiento y gobiernos locales. En este escenario global, se vienen incorporando desafíos como la transición energética justa (Montañés et al., 2023; Tirado Herrero et al., 2019), las brechas de acceso y calidad (Bradbrook et al., 2008), la seguridad de los suministros (Urquiza y Billi, 2020), los conceptos interrelacionados de pobreza y vulnerabilidad energética (Bouzarovski et al., 2014; González-Eguino, 2015), entre otros. La literatura científica viene discutiendo cada vez más conceptualizaciones y métricas en las que se operacionalizan las múltiples dimensiones de estas problemáticas.

Implementar los principios de la sustentabilidad en el sector energético en el contexto regional de América Latina y el Caribe (ALyC) resulta una tarea especialmente compleja. La necesidad de llevar a cabo acciones concretas en esta dirección ha quedado establecida en diversos documentos (IEA, 2016; Kozulj, 2009; Naciones Unidas, 2012; Practical Action, 2010), aunque dejando en claro que debe priorizarse la dimensión social de los usos de la energía (Brand-Correa y Steinberger, 2017; García Ochoa, 2011). Esto por cuanto los países que integran la región presentan persistentes problemas de desarrollo: bajo crecimiento, inestabilidad política y macroeconómica, baja productividad, informalidad laboral, altos niveles de desigualdad socioeconómica (Gasparini et al., 2012). En lo que respecta al ámbito energético, pese a que en general el nivel de acceso es cercano al universal, existen brechas de acceso y especialmente de calidad a servicios y suministros (Álvarez et al., 2024; Burguillo et al., 2022;



Urquiza et al., 2019), una distribución inequitativa de las cargas económicas que los hogares afrontan por los servicios (asociado a la asignación de subsidios energéticos) (Durán, 2018; Zabaloy et al., 2023), deficiencias de vivienda (baja calidad constructiva y de los materiales) que derivan en bajo confort térmico y problemas de salud (García Ochoa et al., 2022; Ibañez Martín et al., 2019; Soares et al., 2023). Este último punto es relevante cuando se advierte la gran extensión territorial de los países de la región que se traduce en una variabilidad climática que presenta prácticamente todos los tipos de clima en una sola región (García Ochoa, 2014). De ahí que la línea de investigación en pobreza energética sea relevante para la definición de políticas y estrategias sustentables en el continente.

Pese al creciente reconocimiento a nivel global, la evidencia empírica sobre pobreza energética en ALyC, y específicamente en Argentina, es relativamente escasa en relación a otras regiones en desarrollo (Pérez-Fargallo et al., 2023). Las principales limitaciones incluyen la falta de adecuación estadísticas coherentes dentro y entre países, la necesidad de captar la dimensión espacial de los indicadores dada la heterogeneidad territorial. Investigaciones previas sobre el caso argentino, incentivadas en gran medida por las modificaciones en el régimen de subsidios a los servicios de electricidad y gas (Durán y Condorí, 2019; Poggiese, 2023; Puig, 2023), dan cuenta de que los hogares en situación de pobreza energética enfrentan conjuntamente privaciones materiales múltiples: empleo precario, bajo nivel educativo, viviendas inadecuadas y déficit de infraestructura de servicios.

El presente trabajo propone el desarrollo de un indicador de vulnerabilidad energética (IVE) para Argentina a partir de variables censales, analizando su distribución espacial en las principales áreas metropolitanas a nivel de radio censal. La relevancia del aporte se fundamenta en tres aspectos. En primer lugar, la perspectiva de vulnerabilidad permite diferenciar entre la pobreza energética como un estado que experimentan los hogares en un momento determinado respecto del conjunto de condiciones que conducen a esta circunstancia (Bouzarovski y Petrova, 2015). Se ha aprovechado la capacidad de los datos censales de dar cuenta de factores estructurales que influyen en las privaciones energéticas, utilizados en otros estudios de vulnerabilidad (Armaş y Gavriş, 2016; Desvallees, 2021; Duran y Condorí, 2021). En segundo lugar, el análisis de patrones espaciales con herramientas geoinformáticas de alta granularidad constituye una innovación metodológica en la literatura de pobreza y vulnerabilidad energética (Bouzarovski et al., 2025; Robinson et al., 2019). Por último, el énfasis en áreas metropolitanas responde a que más de la mitad de la población argentina se concentra en grandes aglomerados urbanos, cuya compacidad permite análisis detallados del comportamiento espacial de variables e indicadores.

METODOLOGÍA

Fuentes de datos y método para la construcción del indicador

Para la realización del IVE se ha empleado la edición 2022 del Censo Nacional de Personas, Hogares y Viviendas (CNPV) realizado por el Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INDEC), cuya base de microdatos ha sido liberada para su descarga en abril de 2025 en su portal. Dicha base se encuentra estructurada en formato REDATAM (Recuperación de Datos para Áreas pequeñas por Microcomputador), un paquete estadístico creado por el Centro Latinoamericano y Caribeño de Demografía (CELADE) perteneciente a la CEPAL, convertido en los últimos 30 años en un estándar “de hecho” para el procesamiento de datos censales de varios países de la región además de Argentina como por ejemplo Chile, Brasil, Perú, México, entre otros.

Para la definición del indicador se empleó el software Red X Process a partir de la función de creación de comandos utilizando las cláusulas para la creación de variables nuevas a partir de las existentes en la base mediante filtros, operadores lógicos y conteos de casos para agregar variables a entidades de mayor jerarquía. Como es propio de los lenguajes de bases de datos relacionales, las variables en REDATAM están imputadas en distintas entidades estructuradas jerárquicamente. Las siete entidades que vienen trabajándose de manera estable en las últimas ediciones de censos de Argentina son: provincia, departamento, fracción censal, radio censal, vivienda, hogar y persona.

El indicador propuesto se compone a partir de la elaboración de una matriz condicional que da cuenta de las diferentes dimensiones estructurales en las que se manifiesta la pobreza y vulnerabilidad

energética que atraviesan los hogares y que son reconocidas en la literatura como pertinentes para el análisis de esta problemática en el contexto de países en desarrollo. En la Tabla 1 se describen las variables utilizadas para cada una de las dimensiones del indicador.

Tabla 1. Dimensiones y variables del IVE

Dimensión	Variable censal	Cláusula condicional	Referencia
Vivienda térmicamente ineficiente (VTI).	“Material predominante de los pisos” (cod. H10). “Material predominante de la cubierta exterior del techo” (cod.H11).	El hogar presenta alguna de las siguientes condiciones: Piso de tierra, ladrillo suelto, u otro material sin terminación. Techo de chapa sin cielorraso. Techo de chapa de cartón, barro u otro material de baja calidad; con o sin cielorraso.	(Buzar, 2007; Castaño-Rosa, 2018; Mafalda Matos et al., 2022).
Combustibles inadecuados (CI)	“Combustibles predominantemente utilizados para cocinar” (cod. H19).	El hogar utiliza algunos de los siguientes combustibles: Gas en garrafa. Leña o carbón. Otro (excluyendo electricidad, gas de red y gas en tubo o granel).	(Burguillo et al., 2022; Pachauri et al., 2004; Urquiza et al., 2019).
Tecnologías de comunicación e información insuficientes (TICI).	“El hogar tiene internet en la vivienda” (cod. H24A). “El hogar tiene celular con internet” (cod. A24B).	El hogar presenta alguna de las siguientes condiciones: Falta de servicio de internet en la vivienda. Falta de celular con internet.	(García Ochoa, 2014; Soares et al., 2023; Zou et al., 2023).
Vulnerabilidad socioeconómica (VSE)	“Relación o parentesco con el jefe(a) del hogar” (cod. P01). “Sexo registrado al nacer” (cod. P02). “Edad en grandes grupos” (cod. EDADGRU). “Máximo nivel de instrucción alcanzado” (cod. MNI). “Condición de actividad económica” (cod. CONDUCT).	El hogar presenta alguna de las siguientes condiciones: Jefe/a de hogar desocupado/a cuyo máximo nivel educativo corresponde al primario completo. Jefe/a de hogar inactivo mayor de 65 años. Jefatura femenina de hogar monoparental y con al menos un niño a cargo.	(Amigo-Jorquera et al., 2019; Durán y Condorí, 2021; Thomson et al., 2017).

Se estableció un umbral de privación de 3 dimensiones para el IVE. De esta manera se garantiza que el indicador considere conjuntamente privaciones estructurales vinculadas con la energía (combustibles e instalaciones menos eficientes para cocinar, baja calidad constructiva de la vivienda) junto con otras privaciones sociales generales. La definición del IVE queda estructurada en la ecuación 1:

$$IVE = \begin{cases} 1 & \text{si } \sum_j^4 x_{ij} \geq 3 \\ 0 & \text{si } \sum_j^4 x_{ij} < 3 \end{cases} \quad (1)$$

En donde:

x_{ij} = es la matriz que representa la suma de privaciones de cada hogar i en la dimensión j {VTI; CI; TICI; VSE}.

El indicador arroja un resultado que se evalúa a nivel hogar y cuya distribución es binomial. De su agregación en distintas unidades geográficas (nacional, provincial, área metropolitana, radio censal) se estima la proporción de casos positivos para cada una. Esto es, el cociente de la cantidad de hogares que alcanzan el umbral de privación establecido por el indicador sobre el total de hogares dentro de cada espacio agregado.

Método para el análisis espacial

Para georreferenciar el indicador creado se utilizó la cartografía de radios censales actualizada y corregida por Rodríguez (2025), que corrige en un solo archivo vectorial ESRI Shapefile (.shp) los problemas de superposición y vacíos topológicos que presentan las cartografías censales de las 24 provincias proporcionadas por INDEC. La posibilidad de filtrar los radios según el aglomerado urbano al que corresponden, una novedad metodológica respecto de las ediciones anteriores de los censos, lo que permite agregar rápidamente los valores para las distintas áreas metropolitanas. Los radios censales, mínima unidad geográfica disponible para el INDEC, definida por un espacio cuyos límites coinciden con los límites geográficos reales, anidadas en unidades más grandes como las fracciones censales, dividen exhaustivamente los límites políticos-administrativos (localidades, municipios o comunas). El IVE antes definido sobre hogares, y expresada como una variable dicotómica, se agrega como un porcentaje para las distintas unidades geográficas de interés, como los radios censales y los aglomerados urbanos. La agregación de datos e integración de datos con la cartografía se realizó mediante el software y lenguaje de programación R, utilizando las librerías tidyverse (Wickham y RStudio, 2023) de manipulación de datos y sf (Pebesma et al., 2025) de codificación de archivos vectoriales espaciales. Para crear bases de datos relativa a cada aglomerado se filtró en la base REDATAM y se exportó en formato de valores delimitados por comas (.csv) para unir la base a la cartografía censal a partir del código ID que tiene cada radio. Para delimitar el alcance del análisis, se consideraron únicamente aquellos aglomerados con más de 500.000 habitantes.

Una vez determinadas las bases geoespaciales de los aglomerados, se procede con el análisis de dependencia o de autocorrelación espacial. Enmarcada en el área de estudio del Análisis Exploratorio de Datos Espaciales (AEDE), en el estudio de la autocorrelación se busca medir el grado de correlación que una misma variable tiene entre distintas unidades geográficas contiguas (Buzai y Montes Galbán, 2021; Legendre, 1993). Su uso da cuenta de la manera en la que la contigüidad espacial influye en una variable estudiada al poner atención en una unidad espacial y sus vecinas, a partir de la cual pueden establecerse los siguientes patrones: (1) similitud, cuando el valor de las unidades cercanas es próximo y por lo tanto se corrobora una autocorrelación espacial positiva; (2) disimilitud, cuando el valor de las unidades vecinas es lejano y por lo tanto se corrobora una autocorrelación espacial negativa; (3) aleatoriedad, cuando no se verifica autocorrelación espacial. Un método conocido para estimarla fue introducido por Morán (1950). El índice de asociación global I de Morán está estructurado de manera similar al coeficiente de correlación lineal r de Pearson, pero sustituyendo el valor de la segunda variable por el valor de la misma variable en una unidad espacial vecina (Ecuación 2).

$$I = \frac{N}{\sum_{i=1}^N \sum_{i'=1}^N w_{ii'}} \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{i'=1}^N w_{ii'} (y_i - \bar{y})(y_{i'} - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad \forall i \neq i' \quad (2)$$

En donde:

N = es el número de número de unidades espaciales en una región determinada.

y_i = es el valor de la variable y para la i -ésima unidad en un punto de coordenadas determinada.

\bar{y} = es la media de la variable de interés.

$w_{ii'}$ = es la ponderación geográfica entre la unidad espacial i y la unidad espacial i' .

Con respecto al último elemento de la ecuación, la matriz de contigüidad (típicamente referenciada con la letra W) especifica la intensidad de la relación entre dos unidades espaciales cualesquiera. Si bien existen diversas maneras de definir la matriz de ponderaciones W , generalmente, se define mediante la contigüidad de las unidades espaciales. Las formas más comunes de definir esta contigüidad son la matriz tipo torre y tipo reina, haciendo referencia a los movimientos de las piezas de ajedrez. En este trabajo se utiliza la matriz tipo reina, que considera las adyacencias tanto de las aristas como de los lados de las unidades espaciales. Como resultado del I de Morán se obtiene un resumen de la intensidad y dirección de la dependencia entre los valores de una variable observados en diferentes unidades espaciales, calculando los productos cruzados entre los valores de pares de unidades y ponderando por una medida de la relación de vecindad entre las unidades de cada par. Los trabajos enmarcados en el AEDE, se suele recurrir al método Montecarlo, a partir de la realización de un test de permutaciones aleatorias que considera un subconjunto de configuraciones. Los softwares y librerías de estadística espacial estilan utilizar 999 permutaciones de manera estandarizada.

El indicador de asociación espacial local (LISA, por sus siglas en inglés) de Morán (Anselin, 1995) permite desagregar la autocorrelación global y observar el comportamiento espacial de una variable en un espacio delimitado. Los resultados gráficos de este indicador, que también se obtienen mediante permutaciones aleatorias estandarizadas, suelen estructurarse en composiciones cartográficas de conglomerados. El mapa LISA de conglomerados (también llamado de clusters) arroja como resultados 5 agrupaciones según valores conjuntos: Alto-Alto (llamados puntos calientes o *hot-spot*), Bajo-Bajo (llamados puntos fríos o *cold-spot*), Alto-Bajo, Bajo-Alto y relación no significativa. Todo el análisis de autocorrelación espacial tanto global como local se realizó mediante el software de análisis de datos espaciales GeoDa 1.22 (Center for Spatial Data Science, 2025). Todos los análisis espaciales se realizaron con 999 permutaciones aleatorias con un umbral de significancia de $p \leq 0,05$.

RESULTADOS

Como resultados preliminares, en la Tabla 2 se expresan la incidencia relativa tanto del IVE como de las dimensiones que lo integran teniendo en cuenta el nivel general para toda la población argentina, así como también filtrando por área urbana o rural. La incidencia total del IVE es de un 12,01%, congruente con la incidencia de privaciones estructurales. Como es de esperarse, al incluir dimensiones vinculadas a servicios de infraestructura y en un territorio extenso como el argentino la incidencia relativa del IVE en el área rural es significativamente mayor que en para el espacio urbano. Información que debe matizarse teniendo en cuenta que el 92,42% de la población argentina reside en áreas urbanas. La frecuencia absoluta para cada espacio agregado alcanza los 1.557.710 hogares para el espacio urbano, mientras que para el espacio rural son 356.132. Resulta pertinente considerar la dimensión VSE en espacio urbano, ya que esta privación tiene un nivel de incidencia significativamente mayor que en espacio rural tanto en términos relativos como absolutos.

Tabla 2. Incidencia relativa del IVE y de sus dimensiones

	IVE	VTI	CI	TICI	VSE
Argentina total	12,01%	19,52%	40,42%	25,67%	30,40%
Argentina urbano	10,46%	18,51%	37,45%	23,59%	30,66%
Argentina rural (disperso y agrupado)	34,20%	33,94%	83,02%	55,43%	26,72%

Con respecto a las contingencias de las dimensiones que conforman el umbral de indicador, es decir, privaciones en 3 dimensiones. En la Tabla 3 se muestra la tabla de contingencia para cada una de las combinaciones y la importancia de cada combinación dentro del indicador. Para todos los casos, las combinaciones que consideran las dimensiones materiales vinculadas con la calidad constructiva de la vivienda, los combustibles utilizados para cocinar y el acceso a tecnologías de información (Combinación 4) resultan la de mayor incidencia. Mientras que la Combinación 3, que contempla la yuxtaposición entre las privaciones de vulnerabilidad socioeconómica, combustibles de menor calidad utilizados para cocinar y limitaciones en las tecnologías de información, es la que se mantiene más homogénea entre los distintos tipos de agregación por tipo de área.

Tabla 3. Contingencia e incidencia relativa de las dimensiones según tipo de espacio

	VSE	VTI	CI	TICI	% IVE Argentina	% IVE Urbano	% IVE Rural
Combinación 1	1	1	1	0	12,81	14,50	5,42
Combinación 2	1	1	0	1	4,62	5,48	0,85
Combinación 3	1	0	1	1	26,29	27,06	22,92
Combinación 4	0	1	1	1	39,11	36,58	50,17
Combinación 5	1	1	1	1	17,16	16,37	20,64
					100	100	100

Circunscribiendo el análisis del indicador a los principales aglomerados urbanos de Argentina, en primer lugar, se describe que los aglomerados urbanos que cumplen con el criterio de más de medio millón de habitantes son 9 en total según el CNPHV 2022. En su conjunto contienen el 51,29% de la población total del país, representando cerca de 24 millones de habitantes distribuidos en alrededor de 8,5 millones de hogares. Para cada uno de estos aglomerados urbanos se creó una base en formato ESRI Shapefile a partir de la unión de las tablas con la cartografía censal, para luego proseguir con la evaluación de la autocorrelación espacial mediante la estimación del *I* de Morán. En el análisis de autocorrelación se consideran los resultados generales de todos estos parámetros se computan en la Tabla 4.

Tabla 4. Valores del IVE y de su autocorrelación espacial para los 9 aglomerados urbanos

Aglomerado Urbano	Población	N de Hogares	% IVE	<i>I</i> de Morán
Gran Buenos Aires	16.224.751	5.834.728	7,24	0,71
Gran Córdoba	1.705.642	622.028	6,83	0,65
Gran Rosario	1.429.209	533.898	11,25	0,65
Gran Mendoza	1.056.893	347.065	5,35	0,50
Gran San Miguel de Tucumán	1.052.194	315.087	17,94	0,59
Gran Salta	671.015	201.716	13,00	0,59
Gran San Juan	546.613	168.416	11,82	0,49
Gran Santa Fe	530.008	192.647	14,21	0,67
Gran Neuquén - Cipolletti	500.336	184.194	3,80	0,53

Se observa que el aglomerado con mayor incidencia es el Gran San Miguel de Tucumán, de la región del Noroeste, mientras que el área metropolitana con mayor incidencia es el Gran Neuquén, perteneciente a la región patagónica. Este resultado es congruente con otras problemáticas analizadas periódicamente por el INDEC, en donde las regiones del Noroeste y Noreste argentino son las que concentran los mayores índices de pobreza, menores ingresos y grados de escolarización así como menor tasa de acceso a servicios de infraestructura.

Respecto de los patrones espaciales encontrados se observa que en todos los aglomerados la existencia de un nivel de autocorrelación espacial positivo moderado en la mayoría de los casos alrededor de 0,5.

Esto implica que los radios censales que concentran mayor proporción de hogares en situación de vulnerabilidad energética se encuentran próximos a otros radios con proporciones similares y de manera complementaria, los radios con baja incidencia de hogares vulnerables se encuentran moderadamente cercanos entre sí. Es destacable la situación del Gran Buenos Aires, cuyo nivel de incidencia del IVE es relativamente bajo, pero sin embargo presenta el valor de *I* de Morán más alto con marcada diferencia sobre los demás aglomerados.

Para analizar pormenorizadamente los patrones espaciales locales se escoge de manera ilustrativa al Gran Buenos Aires, el Gran Santa Fe y el Gran San Martín de Tucumán. La elección de estos aglomerados responde a su relevancia como metrópolis dentro de las regiones agregadas de Argentina de las que forman parte. Además, los valores presentados en estos tres casos, tanto del indicador como de su autocorrelación espacial, resultan relevantes en los términos del análisis propuesto. Los niveles de autocorrelación espacial global dan cuenta que en estas áreas metropolitanas se encuentran patrones espaciales marcados. Para todos los archivos vectoriales relativos a los tres aglomerados urbanos se configuró una matriz de pesos espaciales tipo reina y se fijó el número en 999 permutaciones a niveles de significancia de $p \leq 0.05$, por lo que se asegura que los patrones espaciales marcados por los clústeres de autocorrelación son estadísticamente significativos. En todos los mapas que se desarrollan a continuación, las cifras entre paréntesis de cada categoría de la leyenda indican la cantidad de radios censales que pertenecen a cada una.

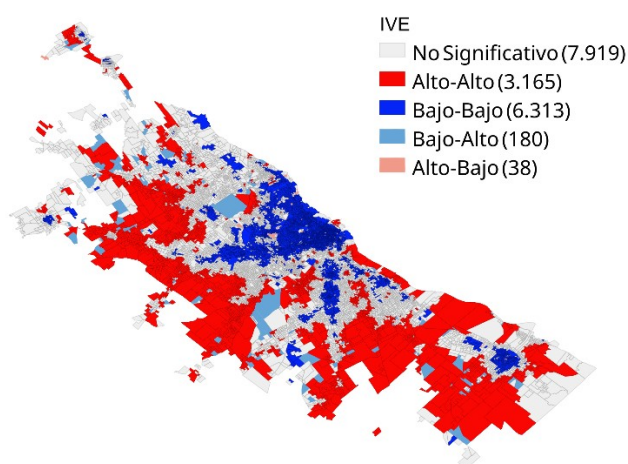


Figura 1. Mapa LISA de clúster (IVE) para el Gran Buenos Aires

En la Figura 1 se observa la salida de los mapas LISA de clúster para el Gran Buenos Aires. Los valores que se observan entre paréntesis representan el número absoluto de radios censales. Se observa que en este caso que el principal patrón espacial se explica por el clúster Bajo-Bajo (*cold-spot*) que se concentra en los radios pertenecientes a la Ciudad Autónoma de Buenos Aires y los partidos colindantes, especialmente al norte y noroeste de la ciudad. Mientras que el clúster Alto-Alto (*hot-spot*) incluye principalmente a los radios agrupados en zonas del conurbano bonaerense. La baja cantidad de radios que concentran de los clústeres de contraste (Bajo-Alto y Alto-Bajo) refuerzan el nivel de dependencia espacial global positiva.

Para el caso del Gran Santa Fe (Figura 2) la concentración de radios censales con niveles bajos se agrupa en las zonas centro-este y sureste de la capital santafesina. Mientras que los valores más altos se concentran en todo el cordón oeste incorporando tanto grupos de radios de la ciudad de Santa Fe como el sur de Recreo y el este de Santo Tomé.

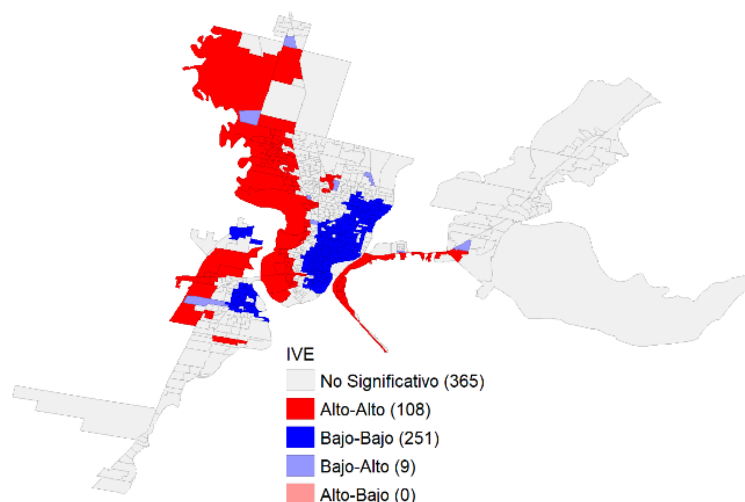


Figura 2. Mapa LISA de clúster (IVE) para el Gran Santa Fé

Por último, el análisis de autocorrelación del Gran San Martín de Tucumán (Figura 3) muestra una dinámica congruente con la distribución centro-periferia en donde los radios censales pertenecientes al conglomerado Bajo-Bajo se concentran en la zona céntrica de la capital tucumana, mientras que la mayoría de los radios con niveles altos de vulnerabilidad se concentran hacia el este y sureste del aglomerado urbano.

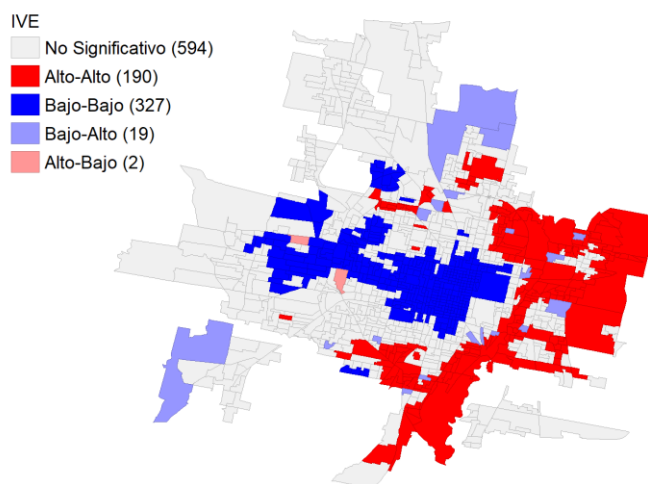


Figura 3. Mapa LISA de clúster (IVE) para el Gran San Martín de Tucumán

Los tres casos ilustrados para el análisis de los mapas LISA presentaban valores de autocorrelación espacial global significativos al ser mayor a 0,5. Descontando los radios sin niveles significativos de dependencia espacial, el agrupamiento más visible se da por el patrón Bajo-Bajo. Esto implica que los radios que contienen poca incidencia de hogares en situación de vulnerabilidad energética, en los términos que se ha definido el indicador, se encuentran próximos entre sí.

Una tesis posible sobre este comportamiento en las áreas metropolitanas es que en la construcción del IVE se consideraron aspectos estructurales y de acceso a servicios que la densidad poblacional y concentración de viviendas e infraestructura facilita. En ese sentido, es importante tener en cuenta la forma de estructurar la cartografía censal por parte del INDEC y los institutos provinciales de estadística: formando polígonos hasta completar exhaustivamente el territorio político. En esta práctica se estima un promedio de 300 hogares por radio, aunque en las zonas de concentración urbanística con muchos hogares, viviendas y personas suelen incluir mayores cantidades y la partición de radios es mayor. De ahí que los centros de las áreas metropolitanas tengan mayor partición en radios, de la misma manera

que en los radios que se encuentran en los perímetros de los aglomerados suelen tener superficies más grandes con menor densidad de hogares.

Congruente con las características estructurales definidas en el indicador y de los aspectos constitutivos de la cartografía censal de los aglomerados urbanos, también es esperable que los radios que concentren mayor incidencia de casos positivos se concentren hacia los perímetros de las metrópolis. La concentración de aglomerados en el clúster Alto-Alto y Bajo-Bajo expresan la dinámica centro-periferia típicamente abordados por la literatura socioeconómica y geográfica (Gasparini et al., 2012; Buzai y Montes Galbán).

CONCLUSIONES

Se ha definido y estimado un indicador de vulnerabilidad energética para Argentina elaborado sobre la base de microdatos de la edición 2022 del CNPHV y, a partir de su agregación en diferentes unidades geográficas, se evaluó el comportamiento espacial del indicador en los principales aglomerados urbanos del país mediante técnicas AEDE. El indicador definido brinda información útil respecto de las condiciones estructurales de la pobreza y vulnerabilidad energética en Argentina.

Por las características de las variables censales, es de esperar que los un indicador de vulnerabilidad y privación generado a partir de sus variables reflejen aspectos estructurales con relativamente baja incidencia a nivel general alcanzando el 12% del total de hogares del país. Congruente con las dimensiones estructurales de privación, para el IVE se identificó una brecha urbano-rural (10,46% vs 34,20%), que da cuenta de su concentración diferencial según características territoriales generales. Sin embargo, es destacable el hallazgo de que los niveles de incidencia relativa (y absoluta) de la dimensión de vulnerabilidad socioeconómica (VSA) es mayor en las áreas urbanas que en el espacio rural. Como podría esperarse, en las demás dimensiones vinculadas con servicios de infraestructura, tecnologías e instalaciones prevalecen con una incidencia relativa mayor para las áreas rurales respecto de las urbanas.

En lo que respecta al análisis de los principales aglomerados urbanos, en donde se concentra más de la mitad de la población de todo el país, se denota una incidencia heterogénea del IVE. Contrastan los casos de Gran San Martín de Tucumán (17,94%) y de Gran Neuquén – Cipolletti (3,80%) con valores significativamente por encima y por debajo de la incidencia total para Argentina. Por otro lado, el uso de radios censales como unidad de análisis espacial permitió capturar variaciones intra-metropolitanas con mayor granularidad; un aspecto que no suele tomarse en cuenta en la literatura especializada. Todos los aglomerados presentan nivel de autocorrelación espacial global positivo y moderado, a salvedad del Gran Buenos Aires que presenta un valor marcadamente más alto que el resto.

En el análisis de la autocorrelación espacial local de los tres casos seleccionados, se observa que estos patrones de distribución espacial se explican principalmente por el agrupamiento de radios censales con incidencia baja del indicador, es decir, con pocos hogares que superen el umbral de privaciones establecido en la metodología. Los patrones centro-periferia identificados sugieren que los procesos de urbanización y desarrollo en grandes áreas metropolitanas generan gradientes de vulnerabilidad multidimensional relacionados la dimensión social de la energía. Sobre este último aspecto sería pertinente profundizar en investigaciones futuras, utilizando fuentes de datos de mayor detalle que el censo como podrían ser las encuestas de hogares e integrándolas en capas de Sistemas de Información Geográfica con otras bases externas de información relevante (mapas catastrales, geología climatológica, zonas bioclimáticas, red eléctrica, transporte público, entre otras posibles). Asimismo, en vistas de profundizar el análisis espacial, podrían incluirse las distintas bases de datos geográficas desde la propia definición de indicador,

REFERENCIAS

Álvarez, F., Allub, L., Cont, W., Juncosa, F., Odriozola, J., y Alves, G. (2024). *Energías Renovadas: Transición energética justa para el desarrollo sostenible* [Report]. CAF. <https://scioteca.caf.com/handle/123456789/2248>

- Amigo-Jorquera, C., Guerrero-González, María José, Sannazzaro, Jorgelina, y and Urquiza-Gómez, A. (2019). Does energy poverty have a female face in Chile? *Tapuya: Latin American Science, Technology and Society*, 2(1), 378-390. <https://doi.org/10.1080/25729861.2019.1608038>
- Anselin, L. (1995). Local Indicators of Spatial Association—LISA. *Geographical Analysis*, 27(2), 93-115. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x>
- Armaş, I., y Gavriş, A. (2016). Census-based Social Vulnerability Assessment for Bucharest. *Procedia Environmental Sciences*, 32, 138-146. <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2016.03.018>
- Bouzarovski, S., McKenzie, P., Lonie, A., Sarpotdar, A., Mattioli, G., y Martiskainen, M. (2025). The determinants of double energy vulnerability: A geospatial analysis. *The Geographical Journal*, 191(1), e12610. <https://doi.org/10.1111/geoj.12610>
- Bouzarovski, S., y Petrova, S. (2015). A global perspective on domestic energy deprivation: Overcoming the energy poverty–fuel poverty binary. *Energy Research y Social Science*, 10, 31-40. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2015.06.007>
- Bouzarovski, S., Petrova, S., y Tirado-Herrero, S. (2014). *From Fuel Poverty to Energy Vulnerability: The Importance of Services, Needs and Practices*. (SSRN Scholarly Paper No. 2743143). <https://papers.ssrn.com/abstract=2743143>
- Bradbrook, A. J., Gardam, J. G., y Cormier, M. (2008). A Human Dimension to the Energy Debate: Access to Modern Energy Services. *Journal of Energy y Natural Resources Law*, 26(4), 526-552. <https://doi.org/10.1080/02646811.2008.11435198>
- Brand-Correa, L. I., y Steinberger, J. K. (2017). A Framework for Decoupling Human Need Satisfaction From Energy Use. *Ecological Economics*, 141, 43-52. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2017.05.019>
- Burguillo, M., Barisone, M., y Juez-Martel, P. (2022). Which cooking and heating fuels are more likely to be used in energy-poor households? Exploring energy and fuel poverty in Argentina. *Energy Research y Social Science*, 87, 102481. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2021.102481>
- Buzai, G., y Montes Galbán, E. (2021). *Estadística Espacial: Fundamentos y aplicación con Sistemas de Información Geográfica*.
- Buzar, S. (2007). When Homes Become Prisons: The Relational Spaces of Postsocialist Energy Poverty. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 39(8), 1908-1925. <https://doi.org/10.1068/a38298>
- Castaño-Rosa, R. (2018). *Identificación de hogares vulnerables a partir del concepto pobreza energética: Indicador y modelo de evaluación* [Phd Thesis]. Universidad de Sevilla.
- Center for Spatial Data Science. (2025). *GeoDa (T. U. Chicago, Editor)* (Versión 1.22.0.20) [Software]. <https://geodacenter.github.io/>
- Desvallees, L. (2021). Identificación, localización y caracterización de la vulnerabilidad energética a nivel de sección censal en el municipio de Barcelona. *Scripta Nova. Revista Electrónica de Geografía y Ciencias Sociales*, 25(1), Article 1. <https://doi.org/10.1344/sn2021.25.30257>
- Durán, R. (2018). *Apuntes sobre pobreza energética. Estimaciones para Argentina, años 2003—2018*. Taller Ecologista. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.31212.59526>
- Durán, R. J., y Condorí, M. A. (2019). Evolución de la pobreza energética en Argentina durante el período 2002—2018. Oportunidades para las energías renovables. *Extensionismo, Innovación y Transferencia Tecnológica: claves para el desarrollo*, 5. <https://doi.org/10.30972/eitt.503780>
- Durán, R. J., y Condorí, M. A. (2021). Vulnerabilidad energética y socioeconómica en los hogares de Argentina. *Cuadernos Geográficos*, 60(1), Article 1. <https://doi.org/10.30827/cuadgeo.v60i1.14102>
- García Ochoa, R. (2011). *Pobreza energética y cambio climático: Una propuesta metodológica para el análisis de la relación entre energía, pobreza y medio ambiente*. El Colegio de México.
- García Ochoa, R. (2014). *Pobreza energética en América Latina* [Documento de proyecto]. Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL). <https://repositorio.cepal.org/handle/11362/36661>
- García Ochoa, R., Avila-Ortega, D. I., y Cravioto, J. (2022). Energy services' access deprivation in Mexico: A geographic, climatic and social perspective. *Energy Policy*, 164, 112822. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2022.112822>
- Gasparini, L., Cicowiez, M., y Sosa Escudero, W. (2012). *Pobreza y desigualdad en América Latina* (1a ed.). Temas Grupo Editorial. <http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/65474>
- González-Eguino, M. (2015). Energy poverty: An overview. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 47, 377-385. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.03.013>

- Ibañez Martín, M. M., Zabaloy, M. F., y Guzowski, C. (2019). Una primera exploración de la situación de pobreza energética en Argentina: ¿Es la pobreza energética un fenómeno independiente de las privaciones multidimensionales de la población? *Asociación Argentina de Economía Política*, 1-19.
- IEA, I. E. A. (2016). *World Energy Outlook 2016 – Analysis* (Reports No. 17; p. 667). <https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2016>
- Kozulj, R. (2009, octubre 1). *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*. Comisión Económica para América Latina y el Caribe. <https://www.cepal.org/es/publicaciones/3720-contribucion-servicios-energeticos-objetivos-desarrollo-milenio-la-mitigacion-la>
- Legendre, P. (1993). Spatial Autocorrelation: Trouble or New Paradigm? *Ecology*, 74(6), 1659-1673. <https://doi.org/10.2307/1939924>
- Mafalda Matos, A., Delgado, J. M. P. Q., y Guimarães, A. S. (2022). Linking Energy Poverty with Thermal Building Regulations and Energy Efficiency Policies in Portugal. *Energies*, 15(1), Article 1. <https://doi.org/10.3390/en15010329>
- Montañés, C. C., O’Shaughnessy, E., Bednar, D., Nock, D., Carley, S., Kammen, D. M., y Konisky, D. M. (2023). Enabling and centering equity and justice in clean energy transition research. *Joule*, 7(3), 437-441. <https://doi.org/10.1016/j.joule.2023.02.005>
- Moran, P. A. P. (1950). Notes on Continuous Stochastic Phenomena. *Biometrika*, 37(1/2), 17-23. <https://doi.org/10.2307/2332142>
- Naciones Unidas. (2012). *La Sostenibilidad del Desarrollo a 20 Años de la Cumbre para la Tierra: Avances, brechas y lineamientos estratégicos para América Latina y el Caribe* (Rio ++20) [Documento preparatorio].
- Pachauri, S., Mueller, A., Kemmler, A., y Spreng, D. (2004). On Measuring Energy Poverty in Indian Households. *World Development*, 32(12), 2083-2104. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2004.08.005>
- Pebesma, E., Bivand, R., Racine, E., Sumner, M., Cook, I., Keitt, T., Lovelace, R., Wickham, H., Ooms, J., Müller, K., Pedersen, T. L., Baston, D., y Dunnington, D. (2025). *sf: Simple Features for R* (Versión 1.0-21) [Software]. <https://cran.r-project.org/web/packages/sf/index.html>
- Pérez-Fargallo, A., Cerda-Fuentes, V., Delgado-Gutiérrez, E., Porrás-Salazar, J. A., Pérez-Fargallo, A., Cerda-Fuentes, V., Delgado-Gutiérrez, E., y Porrás-Salazar, J. A. (2023). Origen, evolución y aplicación de indicadores de pobreza energética en Iberoamérica. *Revista INVI*, 38(109), 100-133. <https://doi.org/10.5354/0718-8358.2023.70785>
- Poggiese, M. (2023). Segmentación de tarifas energéticas e incidencia distributiva en Argentina. Su vinculación con la pobreza energética. *Asociación Argentina de Economía Política*. <https://aaep.org.ar/?p=7287>
- Practical Action. (2010). *Poor people’s energy outlook 2010* (p. 82).
- Puig, J. M. (2023). *Pobreza energética en Argentina* [Tesis, Universidad Nacional de La Plata]. <https://doi.org/10.35537/10915/162035>
- Robinson, C., Lindley, S., y Bouzarovski, S. (2019). The Spatially Varying Components of Vulnerability to Energy Poverty. *Annals of the American Association of Geographers*, 109(4), 1188-1207. <https://doi.org/10.1080/24694452.2018.1562872>
- Rodriguez, G. M. (2025). *Cartografía de radios censales de Argentina corregidos, completados y estandarizados de 1991, 2001, 2010 y 2022* [Dataset]. <https://ri.conicet.gov.ar/handle/11336/149711>
- Soares, R. S., Weiss, M., Lampis, A., Bermann, C., y Hallack, M. C. 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* (Nota técnica del BID No. IDB-TN-02623). Banco Interamericano de Desarrollo. <https://publications.iadb.org/es/pobreza-energetica-en-los-hogares-y-su-relacion-con-otras-vulnerabilidades-en-america-latina-el>
- Thomson, H., Bouzarovski, S., y Snell, C. (2017). Rethinking the measurement of energy poverty in Europe: A critical analysis of indicators and data. *Indoor and Built Environment*, 26(7), 879-901. Scopus. <https://doi.org/10.1177/1420326X17699260>
- Tirado Herrero, S., Jiménez Meneses, L., y López Fernández, J. L. (2019). ¿Una transición justa?: Los bonos sociales a debate desde una perspectiva de pobreza y justicia energética. *Presupuesto y gasto público*, 97, 155-176.
- Urquiza, A., Amigo, C., Billi, M., Calvo, R., Labraña, J., Oyarzún, T., y Valencia, F. (2019). Quality as a hidden dimension of energy poverty in middle-development countries. Literature review and case

- study from Chile. *Energy and Buildings*, 204, 109463. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109463>
- Urquiza, A., y Billi, M. (2020). *Seguridad hídrica y energética en América Latina y el Caribe: Definición y aproximación territorial para el análisis de brechas y riesgos de la población*. <https://repositorio.cepal.org/handle/11362/46408>
- Wickham, H., y RStudio. (2023). *tidyverse: Easily Install and Load the «Tidyverse»* (Versión 2.0.0) [Software]. <https://cran.r-project.org/web/packages/tidyverse/index.html>
- Zabaloy, M. F., Ibáñez Martín, María María, M., y Martínez, C. K. (2023). Desigualdad energética y políticas públicas: Un análisis inicial para Argentina. *Asociación Argentina de Economía Política*, 1-28. <https://aaep.org.ar/?p=5950>
- Zou, R., Yang, J., y Feng, C. (2023). Does informatization alleviate energy poverty? A global perspective. *Energy Economics*, 126, 106971. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2023.106971>

SPATIAL APPROACH TO ENERGY VULNERABILITY IN THE MAIN ARGENTINE METROPOLIS

ABSTRACT: This study estimates an energy vulnerability indicator for Argentina using census variables and conducts spatial analysis of its behavior across major metropolitan areas through disaggregation at census tract level. Results show an overall national incidence rate of 12.01%, with urban areas displaying 10.46% incidence compared to 34.20% in rural areas, though urban areas concentrate a significantly larger absolute number of affected households. Spatial analysis focused on nine urban agglomerations exceeding 500 thousand inhabitants to assess spatial autocorrelation patterns. Findings reveal positive and moderate global spatial autocorrelation indices across all metropolitan areas, with Greater Buenos Aires exhibiting the highest values. Spatial patterns are consistently explained by clustering of census tracts with low energy vulnerability incidence. Metropolitan areas examined through graphic techniques demonstrate clear center-periphery dynamics.

Keywords: energy vulnerability, energy poverty, urban agglomeration, spatial autocorrelation