

PLAN DE MUESTREO ESPACIAL PARA EL ESTUDIO DE LA POBREZA ENERGÉTICA: UNA APLICACIÓN EN EL GRAN SALTA

Mauro Montone¹, Rodrigo Durán, Miguel Condorí¹

¹Grupo de Eficiencia Energética y Desarrollo Socio-Productivo (GEEDESP) — Instituto de Investigaciones en Energía no Convencional (INENCO) — Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET)
Av. Bolivia 5150 C.P. 4400 – Salta
Tel. 0387-4516592 e-mail: mauromontone1996@gmail.com

RESUMEN: En el presente trabajo se elabora un plan de muestreo espacial para hogares en potencial situación de pobreza energética. Se aplica la metodología al espacio urbano de los departamentos que componen el aglomerado Gran Salta, sobre la base de la información censal del año 2010 (última información censal georreferenciada). Para cumplir con este objetivo se establece una serie de pasos, secuenciales, que van desde la elaboración de un indicador como proxy de pobreza energética sobre la base de las variables censales hasta la evaluación de su comportamiento espacial y la selección de unidades espaciales mediante un algoritmo basado en distancias. El recorte final del marco de muestreo consideró una población total de 14442 hogares distribuidos en 381 radios censales del área bajo estudio. Como principales hallazgos de este trabajo resultan la confección de un indicador compuesto de vulnerabilidad de pobreza energética sobre variables de largo plazo, con una incidencia del 15,51%; la evaluación de autocorrelación espacial arroja un resultado del I de Morán de 0,56, lo que indica un valor positivo y moderado. El trabajo se presenta como un insumo para auxiliar la elaboración de encuestas en el marco de la investigación sobre pobreza energética en la región.

Palabras clave: muestreo espacial, pobreza energética, Gran Salta

INTRODUCCIÓN

El nivel de cobertura, calidad, asequibilidad y sostenibilidad de los servicios energéticos domésticos (calefacción, refrigeración, cocción, iluminación) se ha convertido en determinante del bienestar humano contemporáneo (Brand-Correa & Steinberger, 2017; Ibañez Martín et al., 2019). Las deficiencias en el acceso y prestación de estos desembocan en una serie de privaciones que vienen siendo estudiadas desde la definición de indicadores de pobreza de combustible o pobreza energética (Bouzarovski et al., 2016; González-Eguino, 2015). Siendo este último el término más extensamente utilizado a escala global para referir a la condición en la que un hogar se vuelve incapaz de hacer frente a los requerimientos energéticos social y materialmente necesarios para el desarrollo de una vida digna (Bouzarovski & Petrova, 2015). Las diferentes interpretaciones de esta idea general y su adecuación a los contextos en los que se aplica han dado lugar a la existencia de variaciones en torno a su definición y las métricas con las que se estima. Siendo el indicador más extensamente utilizado el de la Regla del 10% de la relación entre ingresos de un hogar y sus gastos energéticos (Boardman, 1991). Esta línea de investigación se ha desarrollado principalmente en el contexto de países europeos, con el liderazgo del Reino Unido (Liddell, 2012). Paulatinamente se ha expandido a otros países desarrollados y en desarrollo, considerándola como un problema de asequibilidad de los precios de la energía para los primeros (Boardman, 2009) y como un problema de acceso a fuentes energéticas en los segundos (Burguillo et al., 2022; Nussbaumer et al., 2012). Un número relativamente menor de investigaciones se han preocupado por la problemática en el contexto de América Latina y el Caribe, siendo la mayoría de los países que la integran considerados como de “desarrollo medio”, con grandes extensiones

geográficas y una variabilidad climática que presenta prácticamente todos los climas en una sola región (García Ochoa, 2014; Urquiza et al., 2019).

Para el caso particular de Argentina se vienen publicando estimaciones sobre todo a partir de las modificaciones en el régimen de subsidios al consumo energético (Durán & Condori, 2021; Ibañez Martín et al., 2019; Poggiese, 2023) y el escenario de inestabilidad macroeconómica que atraviesa el país en los últimos años. Por su facilidad de aplicación y adecuación con las bases de datos disponibles, la métrica que más frecuentemente se utiliza es la Regla del 10% (Burguillo et al., 2022; Civitaresi et al., 2021; R. Durán & Condori, 2019; Puig, 2023), llegando a incluso proponerla el Ente Nacional Regulador del Gas (ENARGAS, 2021). Si bien se ha avanzado considerablemente en su estudio a nivel nacional y en la región latinoamericana, la disponibilidad y fiabilidad de estadísticas coherentes dentro-y-entre los países son el principal desafío para la investigación sobre la pobreza energética, sobre todo en aspectos vinculados con los usos finales de la energía y el confort térmico de las viviendas.

Para complementar y auxiliar las estimaciones apoyadas en estadísticas oficiales, diversos autores (Horta et al., 2019; Middlemiss, 2017; Pellicer-Sifres, 2018) abogan por la integración tanto de estudios cualitativos y/o mixtos como con la implementación de encuestas ad hoc (Barrella et al., 2023; R. Durán & Morero, 2021). Sobre este último tipo de estudios existen algunas experiencias satisfactorias en los últimos años, aunque rara vez utilizan una metodología de muestreo probabilístico (Kyprianou & Serghides, 2020; Viñuela et al., 2021), lo que no permite la posibilidad de estimaciones a nivel poblacional y, por lo tanto, no permite extender los resultados a la población. Este tipo de estudios también se hacen basándose en encuestadores institucionalizados que realizan relevamientos periódicos de una muestra representativa de toda una población (R. Durán & Morero, 2021; Mirza & Szirmai, 2010), lo que implica costos significativos para su replicabilidad.

Una alternativa que suele utilizarse en el ámbito de la demografía y las ciencias de la salud son los métodos de muestreo para encuestas complejas (Kumar, 2007; Lohr, 2021) en donde se define una población objetivo con un alto grado de especificidad y se integran diferentes componentes del diseño en el proceso de extracción de una muestra sobre poblaciones finitas. Además, ante los avances en las tecnologías de información geográfica se vienen incorporando métodos de estadística espacial en los estudios que tienen en cuenta la distribución geográfica de los datos, brindando estimaciones precisas con muestras relativamente más pequeñas (Borra, 2015). Esto cobra especial relevancia cuando se reflexiona sobre las implicaciones espaciales de la pobreza energética (Bouzarovski & Thomson, 2018; Lavecchia et al., 2024; Panda & Pradhan, 2024).

Teniendo presente ese marco de entrecruzamiento entre el espacio y la pobreza energética, el presente trabajo propone un método para la definición de muestras complejas sobre la población en riesgo de pobreza energética, utilizando herramientas de la estadística espacial y aplicado a los departamentos que componen el aglomerado Gran Salta como territorio específico de aplicación. De esta forma, el objetivo de la presente investigación es elaborar un plan de muestreo espacial para el estudio de hogares con potenciales privaciones energéticas en base a la última información censal georreferenciada disponible.

METODOLOGÍA

Un plan de muestreo queda especificado cuando se decide un método aleatorio de selección de las unidades y un procedimiento que combine los valores observados de una variable de interés para obtener un estimador del valor poblacional. Para este trabajo se elabora un muestreo espacial basado en el diseño, en una etapa, sin reposición, y con probabilidades desiguales de inclusión. Este tipo de enfoque se utiliza tradicionalmente para el tratamiento de las inferencias del muestreo sobre poblaciones finitas generalmente sobre la base de información censal (Lohr, 2021). Los planes de muestreo basados en el diseño admiten las técnicas tradicionales del muestreo probabilístico y no se requiere ninguna clase de supuestos acerca de un modelo que refleje la pauta de variabilidad de las unidades que se consideran. Asimismo, el muestreo espacial es un tipo de procedimiento en el que la muestra se selecciona en función de la ubicación de las unidades y/o sus características asociadas (Cressie, 2015). En este tipo de muestreo no se define un marco de las entidades de interés directamente, sino que se construye un marco de muestreo de la población finita de unidades geográficas identificables que las contienen (Kumar,

2007). Como se introdujo en la problematización, este plan de muestreo se propone como una herramienta que auxilie el proceso de elaboración de encuestas sobre hogares urbanos en situación de pobreza energética (o en riesgo de encontrarse en esta situación) para aglomerados o ciudades, considerando la distribución espacial de características de interés vinculadas con la problemática. En este caso particular, se consideran los departamentos que integran el aglomerado Gran Salta, con vistas a su replicabilidad en otras ciudades o aglomerados del país.

Lo anterior implica una serie de desafíos complejos, como la construcción de una variable de interés para el muestreo que opere como proxy de pobreza energética, la medición de su incidencia en la elaboración de un marco de muestreo, la evaluación de la autocorrelación espacial de dicha variable y la selección de casos considerando aspectos espaciales de esa evaluación. La aplicación de esta metodología se constituye en una serie de pasos secuenciales que se describen a continuación junto con la descripción de las fuentes de datos. El alcance de este trabajo se limita a la extracción de las unidades espaciales que, en este caso, son los radios censales, quedando para futuros trabajos el establecimiento de un número mínimo de unidades de análisis (hogares) para completar el plan de muestreo de segundo orden.

Fuentes de datos utilizadas

Se utiliza como insumo a los microdatos del Censo Nacional de Personas, Hogares y Viviendas (CNPHV) del año 2010 en formato de archivo de texto delimitado por comas (csv) y a su respectiva cartografía censal en formato de capa vectorial o shapefile. Ambas bases de datos aportadas por el Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INDEC) de Argentina. La elección de esta edición del CNPHV y no del último —realizado en 2022— obedece a que los microdatos no están disponibles aún, así como tampoco lo está su cartografía censal.

Ambas bases de datos se filtran considerando solo los hogares urbanos y los departamentos que integran el aglomerado Gran Salta: Capital, Cerrillos y La Caldera.

Secuencia metodológica

• Paso 1: elaboración del indicador compuesto como variable de interés

De manera similar a la relación entre la metodología de Necesidades Básicas Insatisfechas y las líneas de pobreza (Arakaki, 2016), se define un indicador como proxy de la situación de pobreza energética, que será denominado como “indicador de vulnerabilidad de pobreza energética” (IVPE). Este indicador considera tres dimensiones: una primera dimensión basada en las características del jefe/a de hogar y la composición del hogar; una segunda dimensión basada en los materiales constructivos de la vivienda y una tercera dimensión basada en los servicios energéticos disponibles en el hogar. Se toma como referencia un trabajo anterior sobre un indicador de vulnerabilidad socio-energética evaluado sobre el CNPHV 2010 para todo el país pero realizado sobre el cuestionario ampliado (Durán & Condorí, 2017). Cabe aclarar que el cuestionario ampliado del censo es relevado sobre una muestra, por lo que no es prudente utilizarla como insumo para un marco de muestreo en un plan basado en el diseño. Además, el cuestionario ampliado agrega variables que no están en el cuestionario básico del censo, por lo que se adaptarán las dimensiones del indicador a las variables censales del cuestionario básico.

Una vez definidas las dimensiones se establece una línea de corte para cada dimensión, y otra línea de corte general en términos de valores agregados de las distintas dimensiones. Los indicadores y subindicadores asumen valores binarios 0-1 de manera que 1 reporta la presencia de una privación en esa dimensión y 0 refiere al caso contrario.

Tabla 1: Dimensiones el indicador de vulnerabilidad de pobreza energética.

Dimensión	Subindicador	Variables censales	Límite (privado si...)
Vulnerabilidad Socioeconómica (VSE)	Hogares que presenten condiciones de vulnerabilidad socioeconómica relacionada con las características del jefe de hogar y la composición de su hogar.	<ul style="list-style-type: none"> - “Relación o parentesco con el jefe(a) de hogar.” - “Edad agrupada.” - “Condición de actividad.” - “Nivel educativo que cursa o cursó.” - “Sexo.” 	<p>El hogar presenta alguna/s de las siguientes condiciones:</p> <ul style="list-style-type: none"> - 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
Vivienda Térmicamente Ineficiente (VTI)	Hogares que presenten condiciones materiales deficientes, considerados como energéticamente ineficientes.	<ul style="list-style-type: none"> - “Material predominante de los pisos.” - “Material predominante de la cubierta exterior del techo.” - “Revestimiento interior o cielorraso del techo.” 	<p>El hogar presenta alguna/s de las siguientes condiciones:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Piso de tierra, ladrillo fijo, carpeta o ladrillo suelto. - Techo de chapa en cualquiera de sus formas. - Techo sin revestimiento interior ni cielorraso.
Necesidades Energéticas Básicas (NEB)	Hogares que no cuenten con heladera y/o que recurran predominantemente a la biomasa como combustible para cocinar.	<ul style="list-style-type: none"> - “Heladera.” - “Combustible usado principalmente para cocinar” 	<p>El hogar presenta alguna/s de las siguientes condiciones:</p> <ul style="list-style-type: none"> - No posee heladera - Recurre a la biomasa como combustible predominante para cocinar.

Se crea una matriz condicional $X = [x_{ij}]$ que representa la suma de privaciones para cada hogar i en la dimensión $j = \{VS, VTI, NEB\}$, donde cada dimensión j es ponderada de igual manera $WVS = WVTI = WNEB$. Al ser solamente tres, se considera a priori una línea de corte de privaciones en 2/3 dimensiones para estar en situación de vulnerabilidad de pobreza energética (IVPE). Esto también garantiza considerar conjuntamente la privación social y energética puesto que solo una dimensión es enteramente socioeconómica mientras que las otras dos consideran aspectos constructivos de la vivienda relacionados con la (in)eficiencia térmica y los servicios energéticos de cocción y refrigeración de alimentos.

Para los subindicadores que componen cada una de las dimensiones las ponderaciones se distribuyen de la misma manera (ej.: para la dimensión de VTI se pondera cada indicador como 1/3). Las líneas de corte se establecerán a posteriori, considerando los valores expuestos en los resultados. El resultado de este proceso es la tasa de incidencia del IVPE, es decir, la cantidad de hogares urbanos de los departamentos que componen el Gran Salta que se encuentran en la situación de vulnerabilidad social y energética que se ha definido. Si bien, también es posible estimar la intensidad del indicador (es decir, cuán vulnerables son los hogares vulnerables), esta excede los intereses de este trabajo. El IVPE se genera con el paquete `dplyr` (Wickham et al., 2023) de R, y se agrega a la base de datos como una variable más.

• *Paso 2: creación del marco de muestreo espacial*

En este caso, las unidades espaciales de primer orden son los radios censales, mínima unidad geoestadística considerada por el INDEC. Los radios censales son polígonos irregulares que agrupan a hogares en función de la distribución logística del territorio a la hora de planificar los censos. En este

paso se añade la variable IVPE que se generó de los microdatos, pero evaluada ya no a nivel de hogares sino a nivel de radio censal, esto es, la proporción de hogares que se identifican en situación de vulnerabilidad de pobreza energética para cada radio.

Se creará una nueva base de datos en donde las filas son los radios censales y las columnas las variables, evaluadas a nivel radio censal. Utilizando el software QGIS se establece una unión de tablas entre la capa vectorial relativa a la cartografía censal 2010 filtrada para los tres departamentos que componen el Gran Salta. Finalmente, quedará como resultado la capa vectorial con el indicador evaluado a nivel de radio censal como variable de interés. Esto constituye el marco de muestreo espacial del presente trabajo.

- *Paso 3: evaluación de la autocorrelación espacial de la variable de interés*

Sobre la base de la cartografía censal, con el indicador compuesto integrado, se utilizarán dos métodos del Análisis de Datos Espaciales ampliamente utilizados para evaluar el grado de autocorrelación espacial. Para todos ellos, se establece una matriz w de pesos espaciales de tipo “contigüidad Reina” (unidades espaciales que comparten contigüidad en los lados o vértice). El primero de ellos es el índice I de Morán, que se utiliza para verificar si las unidades se distribuyen aleatoriamente en el espacio teniendo en cuenta la variable bajo estudio y proporciona una medida resumen de la intensidad de la autocorrelación de las unidades. Se expresa en la Ec.1.

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

donde:

n = número de unidades espaciales en una región S .

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

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

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

Los resultados de la Ec.1 se complementan con el índice de asociación espacial local (LISA, por sus siglas en inglés) que evalúa la autocorrelación espacial para cada unidad i . El índice LISA arroja como resultado la conformación de 5 clusters: Alto-Alto (llamados puntos calientes o *hotspot*), Bajo-Bajo (puntos fríos o *coldspot*), Alto-Bajo, Bajo-Alto y, relación no significativa.

- *Paso 4: extracción de muestras mediante algoritmos basados en distancias*

Una vez evaluada la autocorrelación espacial, se utiliza el método de muestreo espacial “Spatially Correlated Poisson Sampling” (SCPS), cuya utilidad con variables censales y demográficas es satisfactoria (Pagura et al., 2021). Grafström (2012) propuso este método secuencial que ordena de forma aleatoria un listado de las unidades geográficas, decidiendo para cada unidad de la población si ingresa o no a la muestra a partir de las probabilidades de inclusión, las que van cambiando a medida que se incluye una nueva unidad en la muestra. Su aplicación puede resultar útil para trabajar con variables socioeconómicas y demográficas. Se opta por una probabilidad de inclusión proporcional al tamaño, considerando el tamaño de los radios censales no por su extensión sino por la cantidad de hogares que presenta cada radio. Específicamente, el método secuencial que se utiliza en este algoritmo es el de los pesos máximos, que consiste en seleccionar una primera unidad t de manera aleatoria y luego le da el máximo peso posible a la unidad $k=t+1$ más cercana y luego, le otorga el máximo peso posible a la segunda unidad más cercana, y así sucesivamente (Benedetti et al., 2015).

Se extraerán tres muestras de primer orden de tamaño $n=100$, $n=50$ y $n=10$ radios censales. Este procedimiento se lleva a cabo con el paquete “BalancedSampling” de R (Grafström et al., 2024).

- *Paso 5: estimación de la variable de interés en las muestras.*

Finalmente, sobre la base de la variable de interés construida, se calcula el estimador Horvitz-Thompson de la media, típicamente utilizado para los planes de muestreo de poblaciones finitas sin reemplazamiento y con probabilidades de inclusión diferentes (Lohr, 2021). Se expresa en la Ec.2.

$$\hat{Y}_{HT} = \frac{\sum_{i \in S} \frac{y_i}{\pi_i}}{N} \quad (2)$$

donde:

y_i = es el valor de la variable de interés para la i -ésima unidad de primer orden.

π_i = es la probabilidad de inclusión de la i -ésima unidad de primer orden.

S = es el conjunto de unidades de primer orden seleccionadas en la muestra.

N = es el tamaño de la población.

RESULTADOS

En primer lugar, se describe al recorte de las bases de datos con las que se trabaja. Los microdatos del CNPHV 2010 y su cartografía censal se filtraron según espacio urbano de los departamentos que componen el Gran Salta, constituyendo un total de 14442 hogares distribuidos en 481 radios censales. Se observa en la Figura 1 en aquellos radios coloreados de naranja.

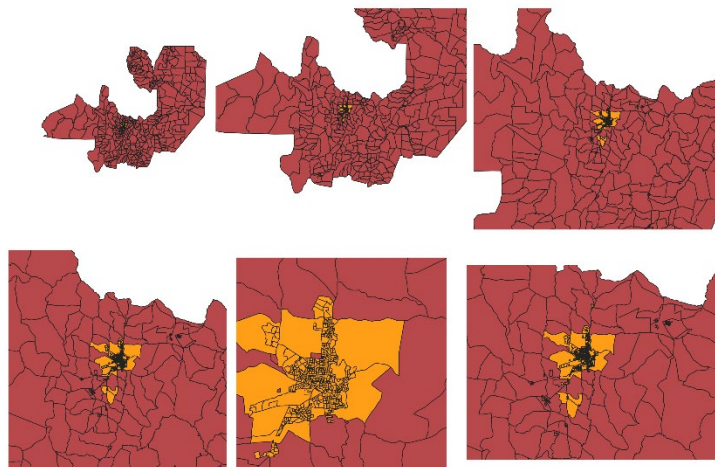


Figura 1: recorte de radios censales urbanos de los departamentos que integran el Gran Salta

Como se mencionó anteriormente, los radios censales son la unidad geoespacial mínima del INDEC y conforman polígonos irregulares que se establecen para tareas operativas y logísticas de los censos, por lo que no necesariamente coinciden con las características físicas (y urbanas) de su entorno. El recorte que se expone en la Figura 1 no coincide exactamente con la continuidad topológica del aglomerado urbano ni del área metropolitana, aunque corresponden a un espacio equivalente. A continuación, se desarrollan los resultados de los pasos secuenciales establecidos en la metodología.

Conformación del indicador compuesto y su cálculo a nivel radio censal

En primer lugar, se operacionalizaron los subindicadores a partir de las variables censales y se estimaron en la base, a los fines de calcular la incidencia relativa de cada dimensión. Para la dimensión de Vulnerabilidad Socioeconómica se identificó una incidencia del 25,45%, para la dimensión de Vivienda Térmicamente Ineficiente una incidencia del 38,9% y, finalmente, para la dimensión de Necesidades Energéticas Básicas una incidencia del 9,94%. Se calcularon proporciones de intensidad de la matriz condicional arrojando como resultado que un 43% del total de los hogares cumple con al menos una condición de alguna de las dimensiones, 13% cumple con dos condiciones y un 2% cumple con 3. En vista de esto y de los descriptivos obtenidos de la base en general, se establece una línea de corte general para el IVPE: debe cumplir al menos dos condiciones de la dimensión VTI y al menos una de VSE. No se considera una línea de corte de la dimensión de NEB por su relativamente baja incidencia.

De esta manera, se caracteriza una situación de privación que integra aspectos socioeconómicos típicamente abordados en los estudios de pobreza y vulnerabilidad junto con aspectos específicos vinculados a deficiencias en las prestaciones de los servicios energéticos domésticos. El hecho de que se utilicen variables censales para definir este indicador es relevante, puesto que sobre la base del censo

es que se puede establecer un marco de muestreo de los hogares de una población. Como resultado final se obtiene que la incidencia global del IVPE es de 15,51% de los hogares urbanos dentro del área comprendida por los departamentos de Salta, Cerrillos y La Caldera. Este indicador se agrega a la base de datos en archivo csv para luego unirse a la capa vectorial de la cartografía censal. Así, queda conformado el marco muestral espacial.

Evaluación de autocorrelación espacial

Cuando se trabaja con el espacio es necesario tener en cuenta el fenómeno de la dependencia espacial, que se define como la relación funcional existente entre los valores que adopta una variable en una unidad de espacio y aquellos valores en unidades contiguas. Esto se expresa en la llamada primera ley de la geografía, en la cual se plantea que todo está relacionado con todo, pero las cosas más cercanas están más relacionadas que las cosas distantes (Tobler, 1970). Este fenómeno representa un problema respecto de la representatividad de los instrumentos muestrales de medición demográfica debido a que los datos autocorrelacionados violan la premisa de independencia de las observaciones en la mayor parte de los procedimientos estadísticos (Legendre, 1993).

Si bien este principio se observa de forma clara en la mayoría de las variables físico-naturales, en el análisis socioespacial (variables socioeconómicas, demográficas, culturales, entre otras) es recomendable medir la autocorrelación espacial en cada caso de estudio en particular. A partir de este marco se procede con el análisis y evaluación de la autocorrelación de la variable IVPE. Como se especificó en el apartado metodológico, mediante el uso del paquete *rgeoda* se calculan los valores de autocorrelación espacial de Morán y el análisis LISA de autocorrelación espacial local.

Según el criterio de contigüidad tipo Reina (considera todas las unidades que limiten con los lados y las aristas de los polígonos) el valor obtenido del índice de Morán es de 0,56 ($p < 0,001$), valor que indica una autocorrelación positiva moderada. Esto implica que la distribución espacial de los radios con mayor número de hogares en situación de IVPE=1 se encuentran relativamente próximos entre sí, al igual que los radios con menor número de hogares en esta situación. Si bien el valor del índice no es lo suficientemente alto para marcar una tendencia espacial fuerte, el valor moderado indica que al menos es prudente considerar los efectos de la redundancia por autocorrelación espacial a la hora de establecer el muestreo.

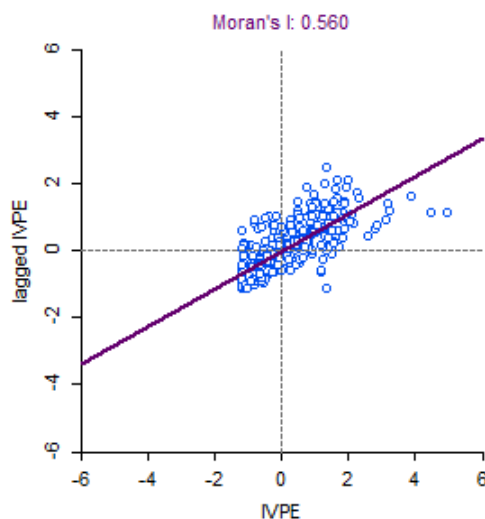


Figura 2: Índice de Morán de la variable construida IVPE para dptos. del Gran Salta.

En la Figura 2 se presenta el gráfico de dispersión de Morán, en donde se observa que la nube de puntos que aparece concentrada mayoritariamente en el cuadrante inferior izquierdo, aunque dispersos hacia la dirección del cuadrante superior derecho. La interpretación de este gráfico es la siguiente: si un cuadrante acumula una mayor cantidad de puntos en relación a los otros cuadrantes significa que existen radios censales con un porcentaje alto de hogares en situación de privación energética cerca de otros radios con valores porcentuales similares. En este caso se observa que para los cuadrantes inferior

derecho y superior izquierdo no parecen tener un nivel de autocorrelación espacial significativa. Estas tendencias se observan con mayor precisión en los mapas LISA de autocorrelación espacial local. Mediante la evaluación de los indicadores de autocorrelación local, se obtiene un mapa de significancia y un mapa de clúster. El mapa de significación muestra las unidades geográficas con un valor de IVPE que resultan significativos, indicando el grado de esa significación, comenzando con un $p < 0,05$ y mostrando todas las categorías de significancia para el número dado de permutaciones (que por defecto son 999). El mapa de clústers, por su parte, indica el tipo de asociación espacial entre unidades espaciales limítrofes. Al considerar una matriz de pesos espaciales de contigüidad tipo Reina, considera todas las unidades que limiten con los lados y las aristas de los polígonos.

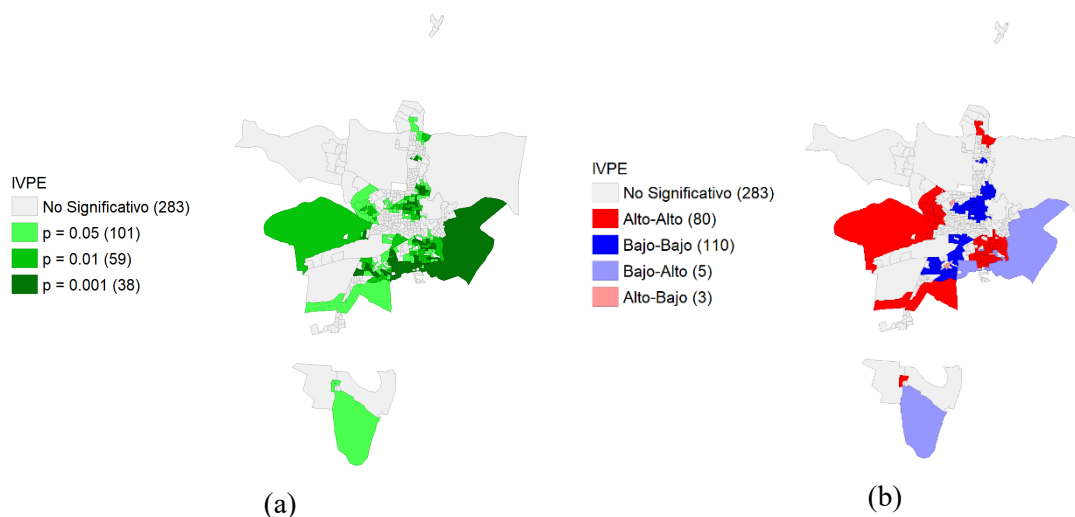


Figura 3: mapas LISA de significancia (a) y de clusters (b)

En 283 radios no se presentan valores de IVPE significativos, mientras que en el mapa de clusters se observa que 80 radios presentan una incidencia Alto-Alto, lo cual significa que existen radios con valores elevados positivos rodeados de valores similares, 110 radios presentan una incidencia Bajo-Bajo indicando una autocorrelación espacial negativa, se observan por el centro de la ciudad de Salta, congruente con análisis espaciales sobre variables socioeconómicas en donde los menores valores de privación suelen estar en el centro de las áreas urbanas configurando la relación de centro-periferia (Buzai & Montes Galbán, 2020). Los valores de disimilitud (Bajo-Alto y Alto-Bajo) suman entre los dos menos de diez unidades espaciales.

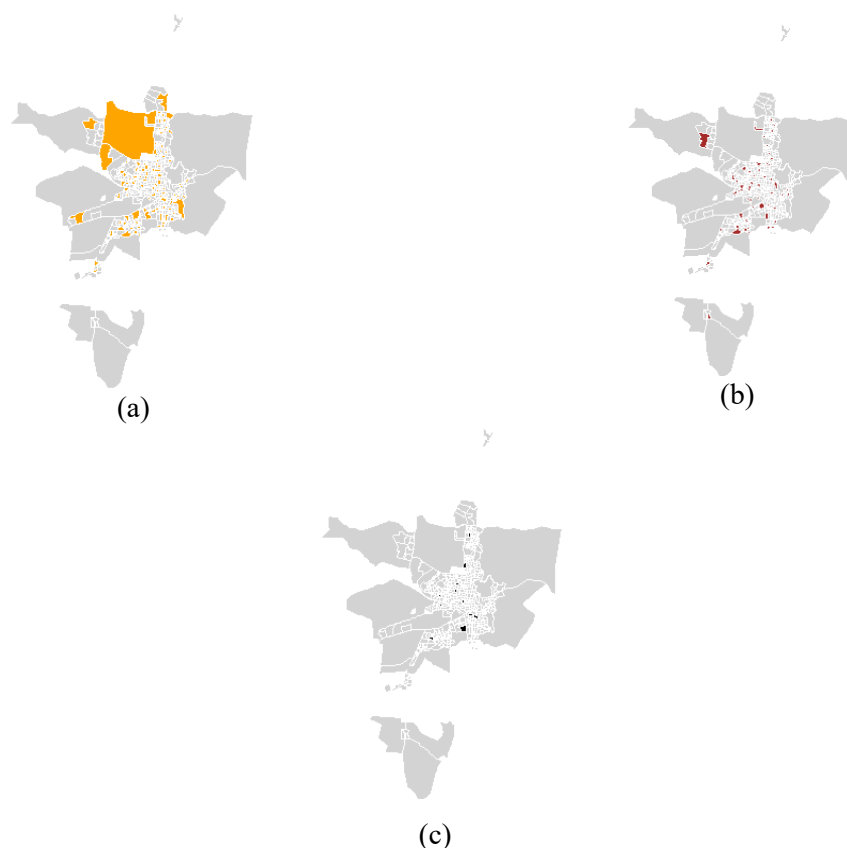
Se observa que la distribución espacial del indicador de vulnerabilidad de pobreza energética definido se comporta de manera esperable respecto de la lógica centro-periferia estudiada en la dimensión geográfica de la pobreza, aunque con un valor de autocorrelación espacial moderado. Se observa, también que los *hot-spots* del mapa LISA (b) de clústers se concentra sobre todo en las proximidades al este y al sur del centro de la ciudad, si bien aparentemente la superficie es menor que por ejemplo, las zonas rojas del este, esta concentra la mayor cantidad de radios censales con incidencia de IVPE. Como sucede con las estimaciones de pobreza por ingresos o pobreza multidimensional, los valores de menor incidencia del IVPE se encuentran en el centro urbano de la ciudad (en este caso, del departamento Capital de la provincia de Salta).

Extracción de la muestra espacialmente balanceada

Teniendo en cuenta que los valores del índice *I* de Morán fueron positivos y moderados, se procede a la extracción de la muestra espacial mediante el algoritmo SCPS que tiene en cuenta las distancias óptimas entre unidades. Se consignaron las tres muestras de primer orden de tamaño $n=100$, $n=50$ y $n=10$. En la Figura 3 se muestran los resultados de este procedimiento.

La muestra (a) contiene 31774 hogares, la muestra (b) unos 15713 hogares y la (c) unos 3430. En cuanto a la incidencia del IVPE para cada una de las muestras, evaluada a nivel de radio censal, es de 15,36% en la primera, de 13,42% en la segunda y, de 12,52% en la tercera.

Se observa también que la muestra (a) abarca una extensión territorial demasiado grande, aun cuando se trabajaran con una cantidad abordable de unidades de segundo orden (hogares) incluye a radios que por sí mismos tienen una gran extensión y que como se observa en los mapas LISA de la figura 3 no poseen valores significativos del IVPE. Las muestras (b) y (c) se ajustan más a los valores significativos de la variable de interés tanto bajos como altos, lo que ofrece una mayor variabilidad, que es deseable en el relevamiento de una muestra.



*Figura 4: muestra espacial de radios censales de los departamentos del Gran Salta mediante SCPS.
(a) n=100; (b) n=50, (c) n=10*

Sobre la base de estas muestras de primer orden es que se puede establecer, consecutivamente, una de segundo orden que considere los hogares como entidades de interés, y una vez establecido el tamaño mínimo para el nivel de error deseable, distribuir esa cantidad en los radios seleccionados y ponderarlos de manera proporcional al tamaño. Finalmente, se estimaron los valores mediante el estimador de Horvitz-Thompson en una etapa, siguiendo el procedimiento de la Ec.2. Los resultados obtenidos se muestran a continuación:

Tabla 2: estimador Horvitz-Thompson en una etapa del Indicador de Privaciones Energéticas Domésticas

Muestra	$\hat{Y}_{HT}(IVPE)$
n=100	0,1453
n=50	0,1226
n=10	0,1179

Como es de esperarse en los planes de muestreo de poblaciones finitas y basados en el diseño, mientras más grande sea el tamaño de la muestra menor será el error y, por tanto, más cercano será el valor del

estadístico al valor del parámetro poblacional. El IVPE para la muestra de 100 radios censales tiene un valor expresado en porcentaje de 14,53%, el más cercano de las tres muestras al valor poblacional de 15,53%.

CONCLUSIONES

Se ha desarrollado un plan de muestreo espacial basado en el diseño y orientado al estudio de privaciones energéticas domésticas sobre el territorio censal del aglomerado urbano Gran Salta. El trabajo con variables censales de largo plazo, el análisis de su distribución espacial y un método probabilístico de selección de casos que tome en cuenta la dimensión geográfica de las unidades de muestreo resultan aportes novedosos en la investigación de fenómenos sociales en general y en la literatura sobre pobreza energética en particular. Este tipo de metodologías resultan de suma utilidad para el diseño de encuestas complejas, como las que abordan aspectos como el uso final de la energía por parte de los hogares, la calidad constructiva del parque de viviendas de una determinada región, la percepción de confort térmico que tienen las personas que la habitan, entre otros aspectos que suelen entrar en el alcance de la cobertura estadística de los institutos oficiales de países desarrollados y que para el contexto de países como Argentina o la región latinoamericana resultan costosos de conseguir.

Del análisis del comportamiento espacial del indicador se concluye que, aunque con un nivel de significancia moderado, se constituye una dinámica desigual entre el centro y la periferia del área urbana. Esto era esperable por cuanto los servicios de infraestructura de red como el gas o la electricidad (no contemplada en el censo, pero deducible de la tenencia de heladera), la concentración de las actividades económicas y comercio favorece más a los habitantes de los centros urbanos de las ciudades. Al mismo tiempo, cabe destacar que los datos con los que se trabajó en este artículo fueron relevados en un contexto macroeconómico considerablemente más favorable que el actual, por lo que sería esperable que la evaluación del mismo indicador con la edición del CNPHV 2022 y su respectiva cartografía censal arroje resultados de mayor incidencia, del indicador compuesto y de las distintas dimensiones de privación.

Luego de evaluar el comportamiento espacial del indicador construido a nivel radio censal y corroborar la existencia de autocorrelación espacial se optó por un mecanismo de selección espacial que tenga en cuenta las distancias en las unidades. Aunque la precisión final del muestreo sería evaluada en un diseño en dos etapas, ya que aún la muestra de menor cantidad de radios tiene una cantidad de hogares demasiado grande para ser abordada. Para contribuciones futuras se espera avanzar hacia una muestra bietápica o poliétápica, que considere el procedimiento de selección de hogares utilizando métodos convencionales del muestreo probabilístico o bien que considere aspectos espaciales de la variable de interés en unidades espaciales más pequeñas como urbanizaciones o barrios. Asimismo, una vez avanzado este procedimiento se espera progresar en el relevamiento de datos primarios para poder realizar evaluaciones empíricas.

REFERENCIAS

- Arakaki, A. (2016). Cuatro décadas de Necesidades Básicas Insatisfechas en Argentina. *Trabajo y sociedad*, 27, 269-290.
- Barrella, R., Romero, J. C., Laguillo, A., & Sevilla, E. (2023). Assessing the Impact of Shallow Renovation on Energy Poverty: A Primary Data Study. *Energies*, 16(21), Article 21. <https://doi.org/10.3390/en16217237>
- Benedetti, R., Piersimoni, F., & Postiglione, P. (2015). *Sampling Spatial Units for Agricultural Surveys*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-46008-5>
- Boardman, B. (1991). *Fuel poverty: From cold homes to affordable warmth*. Belhaven Press. <https://cir.nii.ac.jp/crid/1130000794123994880>
- Boardman, B. (2009). *Fixing Fuel Poverty: Challenges and Solutions*. Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781849774482>
- Borra, V. L. (2015). *Estadística espacial. Muestreo y modelización para la aplicación en estudios socioeconómicos*. [Tesis de maestría, Universidad Nacional de Rosario]. <http://hdl.handle.net/2133/11322>

- Bouzarovski, S., & Petrova, S. (2015). A global perspective on domestic energy deprivation: Overcoming the energy poverty–fuel poverty binary. *Energy Research & Social Science*, 10, 31-40. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2015.06.007>
- Bouzarovski, S., & Thomson, H. (2018). Energy Vulnerability in the Grain of the City: Toward Neighborhood Typologies of Material Deprivation. *Annals of the American Association of Geographers*, 108(3), 695-717. <https://doi.org/10.1080/24694452.2017.1373624>
- Bouzarovski, S., Tirado Herrero, S., Petrova, S., & Ürge-Vorsatz, D. (2016). Unpacking the spaces and politics of energy poverty: Path-dependencies, deprivation and fuel switching in post-communist Hungary. *Local Environment*, 21(9), 1151-1170. <https://doi.org/10.1080/13549839.2015.1075480>
- Brand-Correa, L. I., & 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., & 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 & Social Science*, 87, 102481. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2021.102481>
- Buzai, G. D., & Montes Galbán, E. J. (2020). *El mapa social de la ciudad de Córdoba (Argentina): Construcción cuantitativa e interpretación modelística*. <https://ri.conicet.gov.ar/handle/11336/168273>
- Civitaresi, H. M., Dondo Bühler, M. B., Sarmiento, J. I., Attaguile, M. D., Capuano, A. M., & Savarese, M. (2021). *Medición de pobreza y vulnerabilidad energética de los hogares*. <http://rid.unrn.edu.ar/handle/20.500.12049/7254>
- Cressie, N. (2015). *Statistics for Spatial Data* (Revised Edition). John Wiley & Sons.
- Durán, R., & Condori, M. (2019). Pobreza energética en la Argentina urbana. Validación de un indicador basado en la línea del 10% de los ingresos totales familiares. *Avances en Energías Renovables y Medio Ambiente - AVERMA*, 23, 05.69-05.80.
- Durán, R. J., & Condori, M. Á. (2017). Desarrollo y estimación de un índice de vulnerabilidad socioenergética para departamentos de Argentina. *Avances en Energías Renovables y Medio Ambiente*, 21. <http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/140360>
- Durán, R. J., & Condori, M. A. (2021). *Alcance de la tarifa social sobre los hogares en situación de pobreza energética de la Argentina urbana en el periodo 2016—2018*. <https://doi.org/10.37838/unicen/est.29-075>
- Durán, R., & Morero, B. (2021). *Pobreza Energética en Santa Fe. Aportes para la construcción de un índice multidimensional*. [Technical Report]. Trama Tierra. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.30796.54408>
- ENARGAS. (2021). *Pobreza Energética. Informes gráficos—Temáticas*. <https://www.enargas.gob.ar/secciones/publicaciones/informes-graficos/informes-graficos-categoria.php?tematica=40>
- 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>
- 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>
- Horta, A., Gouveia, J. P., Schmidt, L., Sousa, J. C., Palma, P., & Simões, S. (2019). Energy poverty in Portugal: Combining vulnerability mapping with household interviews. *Energy and Buildings*, 203, 109423. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109423>
- Ibañez Martín, M. M., Zabaloy, M. F., & 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.
- Kumar, N. (2007). Spatial Sampling Design for a Demographic and Health Survey. *Population Research and Policy Review*, 26(5), 581-599. <https://doi.org/10.1007/s11113-007-9044-7>
- Kyprianou, I., & Serghides, D. (2020). Dealing with energy poverty in Cyprus – an overview. *International Journal of Sustainable Energy*, 39(4), 308-320. <https://doi.org/10.1080/14786451.2019.1699560>
- Lavecchia, L., Miniaci, R., Valbonesi, P., & Venkateswaran, G. (2024). *Energy poverty risk: A spatial index based on energy efficiency* (Questioni di Economia e Finanza (Occasional Papers) 864). Bank

- of Italy, Economic Research and International Relations Area. https://econpapers.repec.org/paper/bdiopques/qef_5f864_5f24.htm
- Li, X., & Anselin, L. (2023). *rgeoda: R Library for Spatial Data Analysis* (Versión 0.0.10-4) [Software]. <https://cran.r-project.org/web/packages/rgeoda/index.html>
- Liddell, C. (2012). Fuel poverty comes of age: Commemorating 21 years of research and policy. *Energy Policy*, 49, 2-5. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2012.02.036>
- Lohr, S. L. (2021). *Sampling: Design and Analysis* (3.^a ed.). Chapman and Hall/CRC. <https://doi.org/10.1201/9780429298899>
- Middlemiss, L. (2017). A critical analysis of the new politics of fuel poverty in England. *Critical Social Policy*, 37(3). <https://doi.org/10.1177/0261018316674851>
- Mirza, B., & Szirmai, A. (2010). Towards a new measurement of energy poverty: A cross-community analysis of rural Pakistan. *MERIT Working Papers*, Article 2010-024. <https://ideas.repec.org/p/unm/unumer/2010024.html>
- Nussbaumer, P., Bazilian, M., & Modi, V. (2012). Measuring energy poverty: Focusing on what matters. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(1), 231-243. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2011.07.150>
- Panda, D., & Pradhan, R. P. (2024). Regional disparity in energy poverty: A spatial analysis of Odisha. *Regional Science Policy & Practice*, 16(6), 100056. <https://doi.org/10.1016/j.rssp.2024.100056>
- Pellicer-Sifres, V. (2018). Ampliando la comprensión de la pobreza energética desde el enfoque de capacidades: Hacia una mirada construida desde las personas afectadas. *Revista iberoamericana de estudios de desarrollo = Iberoamerican journal of development studies*, 7(2), 138-163. https://doi.org/10.26754/ojs_ried/ijds.295
- Poggièse, 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>
- Puig, J. M. (2023). *Pobreza energética en Argentina* [Tesis, Universidad Nacional de La Plata]. <https://doi.org/10.35537/10915/162035>
- Thema, J., & Vondung, F. (2021). Expenditure-Based Indicators of Energy Poverty—An Analysis of Income and Expenditure Elasticities. *Energies*, 14(1), Article 1. <https://doi.org/10.3390/en14010008>
- Thomson, H., Bouzarovski, S., & 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. (2017). Energy poverty indicators: A critical review of methods. *Indoor and Built Environment*, 26(7), 1018-1031. <https://doi.org/10.1177/1420326X17718054>
- Urquiza, A., Amigo, C., Billi, M., Calvo, R., Labraña, J., Oyarzún, T., & 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>
- Viñuela, J. M., Juan, G. S., Martini, I., & Chevez, P. (2021). Fundamentos y metodología para el análisis y evaluación de los hogares en condiciones de pobreza energética. *Sistema de envío y evaluación de artículos para las reuniones de trabajo de ASADES*, 25, 315-326.
- Wickham, H., François, R., Henry, L., Müller, K., Vaughan, D., Software, P., & PBC. (2023). *dplyr: A Grammar of Data Manipulation* (Versión 1.1.4) [Software]. <https://cran.r-project.org/web/packages/dplyr/index.html>

SPATIAL SAMPLING STRATEGY TO STUDY OF ENERGY POVERTY: AN APLICATION IN THE GRAN SALTA

ABSTRACT: This study develops a spatial sampling plan for households potentially experiencing energy poverty. The methodology is applied to the urban areas of the departments that make up the Gran Salta agglomeration, based on 2010 census data (the latest available georeferenced census information). To achieve this objective, a series of sequential steps is established, ranging from the development of an indicator as a proxy for energy poverty based on census variables to the evaluation of its spatial behavior and the selection of spatial units using a distance-based algorithm. The final sampling frame included a total population of 14,442 households distributed across 381 census tracts in the study area.

Key findings include the construction of a composite indicator of long-term energy poverty vulnerability, with an incidence of 15.51%. The spatial autocorrelation evaluation yielded a Moran's I value of 0.56, indicating a positive and moderate correlation. This work serves as a resource to support the design of surveys in research on energy poverty in the region.

Keywords: spatial sampling, energy poverty, Gran Salta