¿Cuál es el perfil de los hogares en condicion de pobreza energética? Un análisis de regresión por cuantiles

María María Ibáñez Martín[1], Milena Poggiese[2] y Silvia London[3]

[1,2,3]Universidad Nacional del Sur (UNS) - Instituto de Investigaciones Económicas y Sociales del Sur (UNS-CONICET)

August 2025

JEL: O13, Q43, Q48
Keywords: POBREZA ENERGÉTICA, DETERMINANTES, REGRESIÓN POR CUANTILES, BAHIA BLANCA

Resumen

La pobreza energética se ha convertido en un problema central en el debate sobre desigualdad y transición energética, pero la literatura argentina sigue siendo escasa y centrada en descripciones o modelos lineales convencionales. Este trabajo aporta evidencia novedosa utilizando una base de datos propia, reciente y local de la ciudad de Bahía Blanca a partir de la Encuesta de Ingresos y Servicios de los Hogares 2024, utilizando principalmente técnicas de regresión condicional por cuantiles y comparando dos enfoques de medición: el criterio del 10 % del ingreso destinado a energía y un índice multidimensional de privaciones (MEPI). Los resultados muestran que la pobreza monetaria es un determinante robusto, aunque los dos indicadores capturan dimensiones distintas de vulnerabilidad: el primero refleja restricciones de asequibilidad, mientras que el segundo expone carencias estructurales vinculadas a vivienda y equipamiento. El análisis por cuantiles revela fuertes heterogeneidades a lo largo de la distribución. Los hallazgos destacan la necesidad de políticas diferenciadas que combinen transferencias focalizadas con intervenciones estructurales en vivienda y acceso a energías limpias.

1. Introducción

La energía constituye un recurso fundamental para el desarrollo de la actividad humana. A nivel social, el acceso a fuentes energéticas favorece el funcionamiento de los sistemas productivos, educativos, de salud y transporte, facilitando la interacción, el intercambio y el desarrollo comunitario Guzowski, Ibáñez Martin y Zabaloy (2021). Asimismo, a nivel residencial, el acceso a servicios energéticos de manera segura, asequible y confiable es determinante para satisfacer necesidades básicas, como la iluminación, la cocción y refrigeración de alimentos y la climatización de los hogares. Consecuentemente, las posibilidades de consumo de servicios energéticos de los hogares han cobrado especial relevancia en la agenda pública, tanto a nivel gubernamental como en organismos supranacionales, como lo evidencia el Objetivo de Desarrollo Sostenible 7 de la ONU: "Energía asequible, segura, sostenible y moderna para todos".

En este marco, surge la necesidad de estudiar la existencia de privaciones energéticas y, por lo tanto, el concepto de pobreza energética. Los trabajos de Boardman (1991) y Lewis (1982) fueron los primeros en presentar la noción de pobreza en combustible, introduciendo a la pobreza energética como un fenómeno principalmente causado por problemas de asequibilidad. En los años sucesivos y en la actualidad, el concepto se ha ampliado a los efectos de incluir limitaciones en el acceso, la infraestructura y la utilización de combustibles altamente contaminantes como factores indicativos de privación (Bouzarovski y Petrova, 2015). Así, una definición amplia de la pobreza energética, según Guzowski, Ibáñez Martin y Zabaloy (2021), entiende al fenómeno como la incapacidad por parte de los hogares de acceder a servicios energéticos de calidad, adecuados y seguros. Esta situación de privación está influenciada por la interacción de políticas tarifarias, condiciones climáticas y características habitacionales (Guzowski, Ibáñez Martin y Zabaloy, 2021).

A los efectos de realizar mediciones que sean útiles para guiar a la política social, numerosos indicadores de pobreza energética han sido desarrollados. Por un lado, están los indicadores de gasto energético, que pretenden medir la PE a través de la dimensión de asequibilidad: el indicador del 10 %, el 2M y el indicador LIHC (Low Income High Costs) son ejemplos de esto. Si bien cuentan con la ventaja de que sus requerimientos informativos son relativamente bajos, dejan por completo de lado la posibilidad de que las privaciones surjan a través de otras dimensiones. Por esta razón, otros autores proponen índices multidimensionales para capturar una imagen más completa de la pobreza energética. Dentro de estos se encuentra el Multidimensional Energy Poverty Index (MEPI), que integra múltiples factores de privación, como la disponibilidad y calidad de los servicios energéticos, el acceso a equipamiento apropiado y combustibles limpios, entre otros (Nussbaumer et al., 2012). La selección de indicadores utilizados para llevar a cabo estudios de la problemática se orienta con frecuencia hacia un enfoque de complementariedad, haciendo uso de múltiples índices, tanto unidimensionales como multidimensionales, entendiendo que este tratamiento permite evaluar diferentes aristas o manifestaciones de la privación energética.

La literatura identifica múltiples factores que favorecen a la generación de situaciones de pobreza energética dentro del hogar. Entre los factores económicos se consideran principalmente el nivel de ingreso y los precios de la energía, en la medida en que inciden directamente sobre la asequibilidad de los servicios energéticos (Harold et al., 2017). También destacan características habitacionales y socioeconómicas del hogar: la composición del mismo, los niveles de educación de sus miembros, la calidad edilicia de la vivienda, influyen en las modalidades de consumo energético (Drescher y Janzen, 2021; Ibañez Martín et al., 2022; Puig, 2023). Finalmente, también existen aspectos sociodemográficos y territoriales que modulan el riesgo de sufrir privaciones energéticas; la presencia de desigualdades territoriales coarta la posibilidad de desarrollo de infraestructura en regiones dispersas o de difícil acceso, inhabilitando así a sus habitantes a transicionar hacia un uso energético de mejor calidad (Gonza et al., 2022).

Estudios recientes incorporan metodologías de estimación que permiten la existencia de efectos diferenciales a través de los distintos puntos de la distribución de gasto energético. En este sentido, se arguye que las estimaciones de efectos promedios no reconocen la posibilidad de que los factores que impactan de una determinada manera a hogares con un gasto mediano no tienen el mismo efecto para aquellos con niveles de gasto muy elevado. En este marco, la utilización de regresiones por cuantiles (RQ) constituye un método que corrige esta limitación de los métodos tradicionales. Debido a que su aplicación permite caracterizar efectos en los extremos de la distribución, la técnica resulta especialmente adecuada para el estudio de la pobreza energética (Koenker y Bassett, 1978).

El objetivo del presente trabajo es evaluar la posibilidad de que exista heterogeneidad en los determinantes de la pobreza energética entre diferentes puntos de la distribución, considerando

como base del estudio dos indicadores de PE: uno de asequibilidad (el indicador del 10 %) y uno multidimensional (MEPI). El estudio es llevado a cabo con microdatos relevados para Bahía Blanca, una ciudad intermedia de la provincia de Buenos Aires con elevada actividad industrial, comercial y educativa. La contribución a la literatura del presente trabajo radica en la aportación de nueva evidencia acerca de los determinantes de la pobreza energética, empleando tanto metodologías tradicionales como técnicas de regresión por cuantiles, un enfoque cuya aplicación al caso de la PE en Argentina ha sido, hasta el momento, muy poco explorado.

El estudio se organiza de la siguiente manera. En la sección 2 se presenta el marco teórico y la revisión de antecedentes relevantes para el campo de la pobreza energética, sus determinantes y la regresión por cuantiles. La sección 3 describe la metodología empleada para llevar a cabo las estimaciones, mientras que la sección 4 presenta la base de datos utilizada, define las variables incorporadas en el estudio y exhibe la estadística descriptiva de las mismas para la población considerada. La sección 5 presenta los resultados obtenidos y, por último, la sección 6 discute las conclusiones e implicancias de política de los hallazgos del trabajo.

2. Marco teórico

2.1. Pobreza energética: ¿Qué es y cómo se vincula con la pobreza monetaria?

La pobreza energética constituye una dimensión de la desigualdad energética, entendida como la distribución desigual de los beneficios y cargas asociados a los sistemas energéticos (Ibáñez Martín et al., 2025). En esta perspectiva, la pobreza energética no se reduce únicamente a la falta de ingresos o al acceso limitado a la energía, sino que expresa una forma particular de privación social vinculada a desigualdades estructurales. Estas incluyen asimetrías territoriales en la provisión de servicios, brechas de género en el acceso y uso de la energía, déficits de infraestructura y los efectos redistributivos de los regímenes tarifarios. Concebir la pobreza energética como un componente de la desigualdad energética permite, así, situarla en un marco analítico más amplio, donde se vincula con procesos de exclusión social, vulnerabilidad ambiental y desigualdad económica.

Su conceptualización ha evolucionado con el tiempo y ha seguido diferentes tradiciones. Desde la definición pionera de Boardman (1991), que la caracterizó como la situación de aquellos hogares que deben destinar más del 10 % de sus ingresos para alcanzar un nivel adecuado de calefacción, el concepto se ha ampliado hacia enfoques más complejos y multidimensionales. En la literatura europea, Bouzarovski y Petrova (2015) y Pye et al. (2015) destacan que la pobreza energética no debe entenderse únicamente como un problema de asequibilidad, sino como una forma de exclusión social derivada de la imposibilidad de acceder a servicios energéticos adecuados, con impactos directos en la salud, el bienestar y la participación en la vida social.

Los organismos internacionales también han aportado definiciones que consolidan esta visión ampliada. La Agencia Internacional de la Energía (AIE, 2011) la define como la dificultad para acceder a servicios energéticos modernos, limpios y asequibles, mientras que las Naciones Unidas, en el marco del ODS 7, la vinculan a la meta de garantizar una energía «asequible, fiable, sostenible y moderna para todos». En el Sur Global se ha hecho hincapié en el acceso físico a la electricidad y a combustibles limpios, y se ha destacado que la privación energética no puede separarse de la disponibilidad de infraestructuras ni de las desigualdades territoriales (Pachauri y Spreng, 2011; Nussbaumer et al., 2012)

En el caso de América Latina, las contribuciones recientes han insistido en que la problemática va más allá de la falta de ingresos y está estrechamente relacionada con las desigualdades estructurales, territoriales y de género (Ibáñez Martín et al. (2020)). Desde esta perspectiva, la pobreza energética aparece como una manifestación de exclusión social y no solo como un problema del mercado energético. En este sentido, Guzowski, Ibáñez Martin y Zabaloy (2021) proponen una definición que la concibe como la incapacidad de los hogares para acceder a servicios energéticos de calidad, adecuados y seguros, derivada de la interacción entre políticas tarifarias, condiciones climáticas y características del parque habitacional.

La pluralidad de definiciones se refleja en la diversidad de indicadores desarrollados para medir la pobreza energética. Los enfoques basados en el gasto son los más extendidos. Por ejemplo, la regla del 10 % y el indicador LIHC (Low Income High Costs) identifican como pobres energéticos a los hogares con altos costes energéticos en relación con sus ingresos. De manera similar, el enfoque del ingreso residual evalúa la capacidad de los hogares para cubrir una cesta de consumo una vez pagadas las facturas energéticas. Estos métodos son útiles por su sencillez y comparabilidad, pero tienen importantes limitaciones: no tienen en cuenta el subconsumo forzado, que se produce cuando los hogares reducen deliberadamente el uso de energía para evitar endeudamiento o desconexiones, y no tienen en cuenta la ineficiencia del parque habitacional ni la variabilidad climática.

Para hacer frente a estas limitaciones, se han desarrollado indicadores ajustados a las necesidades que estiman el consumo energético necesario para alcanzar niveles mínimos de confort térmico, teniendo en cuenta variables como los grados-día de calefacción o refrigeración, la calidad de la construcción y el equipamiento de los hogares. Aplicaciones recientes en la ciudad de Buenos Aires muestran que el uso exclusivo de indicadores de gasto subestima la incidencia de la pobreza energética, ya que no refleja la importancia de la ineficiencia de los edificios en las necesidades energéticas (Ibáñez Martín et al., 2024). Otra vertiente se centra en los indicadores subjetivos basados en privaciones autodeclaradas, como la imposibilidad de mantener el hogar adecuadamente calefaccionado o refrigerado, los retrasos en el pago de facturas y la experiencia de cortes o desconexiones. Aunque están sujetos a sesgos culturales y de percepción, estos indicadores ofrecen una visión cercana a la experiencia de la pobreza energética y su relación con la exclusión social (Ibáñez Martín y Poggiese, 2022). Por último, los indicadores multidimensionales integran distintas dimensiones (asequibilidad, acceso, fiabilidad y sostenibilidad) y se han aplicado en diversos contextos, desde África Subsahariana (Nussbaumer et al., 2012) hasta América Latina (González y Ibáñez Martín, 2023; M. Zabaloy et al., 2022), donde los problemas de segmentación tarifaria, calidad del suministro y persistencia del uso de combustibles contaminantes requieren una perspectiva más amplia.

La relación entre pobreza energética y monetaria ha sido objeto de un debate creciente. Diversos estudios han demostrado que, si bien ambas dimensiones comparten determinantes comunes, no son fenómenos equivalentes. En Irlanda, Healy y Clinch (2002) mostraron que muchos hogares con ingresos suficientes eran pobres energéticos debido a viviendas ineficientes y climas fríos. En España,Martínez et al. (2018) identificaron importantes divergencias en zonas urbanas con viviendas de baja calidad, mientras que, en Canadá, Mould y Baker (2017) analizaron la existencia de «pobreza energética oculta» en hogares que reducen su consumo a niveles perjudiciales para la salud. En Europa, Thomson et al. (2017) evidenciaron que los mapas de pobreza energética y monetaria no se superponen completamente, lo que refuerza la idea de que se trata de fenómenos relacionados, pero distintos. En América Latina, la investigación también confirma esta divergencia: Guzowski, Ibáñez Martin y Zabaloy (2021) mostraron que la pobreza energética persiste en hogares argentinos que no son pobres según los ingresos, mientras que M. Zabaloy et al. (2022) documentaron una fuerte desalineación entre ambas medidas en contextos de segmentación tarifaria.

La evidencia permite afirmar que la pobreza energética debe ser concebida como una dimensión específica de la privación, que complementa, pero no se reduce a la pobreza monetaria. Esta distinción resulta fundamental en el ámbito analítico y en el diseño de políticas públicas: mientras que la pobreza monetaria puede abordarse mediante transferencias de ingresos, la pobreza energética suele requerir la implementación de políticas estructurales, tales como reformas tarifarias, programas de eficiencia energética y la expansión del acceso a fuentes de energía limpias y seguras. El reconocimiento de los determinantes específicos —abarcando desde la calidad de las viviendas hasta el diseño de los subsidios— permite no solo identificar con mayor precisión la heterogeneidad de las experiencias de los hogares, sino también diseñar políticas más eficaces en la intersección entre inclusión social, regulación energética y transición energética justa.

2.2. Pobreza energética y sus determinantes: una revisión

La literatura coincide en caracterizar la pobreza energética (PE) como una privación específica en el acceso y/o la asequibilidad de servicios energéticos adecuados, cuya medición depende de indicadores que capturan tanto condiciones objetivas (gasto, eficiencia de la vivienda, equipamiento) como percepciones de confort (capacidad de mantener la vivienda adecuadamente calefaccionada o refrigerada) (European Parliament, Directorate-General for Internal Policies, 2017; European Parliamentary Research Service (EPRS), 2022; Siksnelytė-Butkienė et al., 2021). Esta naturaleza multidimensional explica por qué la PE no es un simple reflejo de la pobreza monetaria: si bien el ingreso es un determinante central, la evidencia europea reciente muestra desajustes sustantivos entre hogares "pobres de ingresos" y "pobres energéticos", con perfiles de vulnerabilidad distintos asociados a la calidad de la vivienda, los sistemas de calefacción y la localización (Maier y Dreoni, 2024). En consecuencia, el análisis de determinantes debe integrar factores económicos, tecnológicos, habitacionales y territoriales, además de características sociodemográficas.

En términos económicos, el precio relativo de la energía y la restricción presupuestaria del hogar configuran el riesgo de caer en PE a través del canal de asequibilidad. Sin embargo, incluso a igual ingreso, la elasticidad-ingreso del gasto energético y la respuesta de consumo no son homogéneas a lo largo de la distribución: estudios con regresión por cuantiles encuentran variación significativa de elasticidades, con mayores rigideces en los cuantiles bajos del gasto, lo que sugiere "trampas" de consumo mínimo para cubrir necesidades básicas (Harold et al., 2017). Ello implica que shocks de precios o de ingresos tienen impactos distributivamente heterogéneos, reforzando la vulnerabilidad de hogares en los extremos inferiores.

Entre los determinantes tecnológicos y habitacionales, la eficiencia energética de la vivienda, el tipo de calefacción/cocción y la tenencia (alquiler vs. propiedad) se asocian sistemáticamente con mayor probabilidad de PE. Sobre datos panel de Alemania (SOEP), un modelo probit dinámico encuentra: (i) persistencia "genuina" (state dependence) de la PE; (ii) mayor riesgo en hogares con calefacción ineficiente y baja calidad constructiva; y (iii) relación robusta con composición del hogar y educación (Drescher y Janzen, 2021). La persistencia sugiere que, una vez que un hogar entra en PE, la probabilidad de continuar en esa condición en el período siguiente aumenta por encima de lo explicable por heterogeneidad no observada; por lo tanto, políticas puntuales de ingreso pueden ser insuficientes si no se corrige la ineficiencia estructural de la vivienda y del equipamiento (Drescher y Janzen, 2021).

Las características sociodemográficas (edad y educación de la persona de referencia, situación laboral, composición etaria y presencia de niños), así como factores espaciales (ruralidad, clima, y segregación urbana), emergen como determinantes adicionales. La evidencia comparada muestra

que los indicadores perceptuales de "no poder mantener el hogar adecuadamente cálido" y los de gasto desproporcionado (high share of energy expenditure) responden de forma distinta a estos factores, reforzando la conveniencia de emplear baterías de indicadores y no una métrica única (European Parliament, Directorate-General for Internal Policies, 2017; European Parliamentary Research Service (EPRS), 2022; Siksnelytė-Butkienė et al., 2021; Morilla y et al., 2024).

Finalmente, el vínculo entre PE y salud/ bienestar refuerza la relevancia de los determinantes habitacionales y de equipamiento: estudios en países de ingresos altos documentan peores resultados auto-reportados de salud y exceso de mortalidad invernal en contextos de vulnerabilidad energética estructural, lo que convierte a la calidad térmica de la vivienda en un determinante de segunda ronda (Drescher y Janzen, 2021; Recalde et al., 2019). Estas interacciones respaldan intervenciones combinadas (transferencias + mejoras de eficiencia + cambio tecnológico en calefacción/cocción) para aliviar la persistencia.

En Argentina, la literatura ha avanzado en precisar la dimensión de exclusión vinculada a la energía y en caracterizar determinantes específicos. Un primer eje subraya la naturaleza multidimensional de la PE en la región y su conexión con procesos de exclusión social, incluyendo fallas de infraestructura y desigualdades territoriales que exceden la sola insuficiencia de ingresos (Guzowski, Ibañez Martín y Zabaloy, 2021). Este enfoque sitúa a la PE como privación de capacidades (servicios de energía limpios, seguros y modernos) y orienta la medición hacia indicadores compuestos y sensibles al territorio.

Un segundo eje destaca el rol del entorno territorial y de las políticas de acceso en áreas de baja densidad. En mercados rurales dispersos, la distancia a redes, la calidad de las soluciones descentralizadas y la estacionalidad climática condicionan la probabilidad de PE; en este contexto, el PERMER aparece como una política paliativa relevante, aunque con desafíos de sostenibilidad y mantenimiento (Ibáñez Martín et al., 2020). La evidencia cualitativa y documental sugiere que la localización rural y la precariedad de la infraestructura energética incrementan el riesgo de privación, incluso para hogares no necesariamente pobres por ingreso.

Un tercer eje se concentra en los servicios de cocción limpia. Para el período 2004–2015, Ibañez Martín et al., 2022 analizan la evolución de privaciones en cocción mediante modelos logísticos con datos de la EPH, mostrando que variables como ingreso, educación, tamaño del hogar y condición habitacional explican diferencias significativas en el acceso a tecnologías limpias, y que el territorio (urbano/rural ampliado y regiones) modula estas probabilidades. Estos resultados confirman que la PE no se agota en la asequibilidad del gas o la electricidad, sino que involucra transiciones tecnológicas y barreras de adopción específicas.

Finalmente, trabajos recientes enfatizan el "rol del territorio" en la transición energética justa, proponiendo que la vulnerabilidad energética se distribuye de forma desigual entre regiones y barrios, y que las políticas efectivas deben combinar instrumentos de ingreso con mejoras de eficiencia y soluciones de acceso adecuadas a contextos locales (M. F. Zabaloy et al., 2023). En suma, la evidencia argentina reproduce patrones hallados internacionalmente (ingreso, precios y composición del hogar como determinantes), pero añade la centralidad de la infraestructura, la tecnología de cocción y la desigualdad territorial como motores independientes de la PE.

2.3. La pobreza energética y la regresión por cuantiles

El uso de la regresión por cuantiles (RQ) en el estudio de la pobreza energética (PE) ha aumentado en la última década, ya que permite modelar la heterogeneidad de los determinantes a lo largo de la distribución condicional del gasto o consumo energético, o de indicadores de pobreza

energética. A diferencia de los estimadores centrados en la media, la RQ caracteriza los efectos en los extremos, donde se ubican los hogares en situación o riesgo de pobreza energética, por lo que resulta metodológicamente idónea para este campo (Koenker y Bassett, 1978; Koenker, 2005).

Una primera línea de trabajos aplica la RQ directamente sobre medidas de «carga eléctrica/energética» o sobre proxies de pobreza energética. de Arce y Mahía (2019) analizan hogares en España y muestran que la incidencia de las variables clásicas (ingresos, características de la vivienda, clima y tenencia) varía de forma significativa entre los cuantiles de la distribución del gasto eléctrico. Su principal resultado es que los gradientes de ingresos y de atributos habitacionales no son homogéneos: los efectos son más intensos en los cuantiles altos del esfuerzo energético, lo que revela que las políticas sin diferenciar por perfil distributivo pueden ser poco eficaces. Además, comparan los resultados con los obtenidos mediante el método OLS y observan que la RQ ofrece estimaciones más precisas para los segmentos de mayor vulnerabilidad relativa. Este tipo de evidencia sugiere que «los determinantes de la PE» no son constantes, sino cuantil-dependientes (de Arce y Mahía, 2019).

Una segunda vertiente utiliza RQ para identificar la «pobreza energética escondida» (hidden fuel poverty), es decir, hogares con bajos consumos observados que, sin embargo, enfrentan restricciones de bienestar térmico. En un estudio comparativo sobre España e Irlanda, Palencia González et al. (2023) estiman regresiones por cuantiles de consumo y observan que, en la cola inferior, la sensibilidad del consumo frente a los ingresos y a las condiciones de la vivienda es atípicamente baja, lo que evidencia la existencia de restricciones no monetarias y errores en la focalización cuando se utilizan indicadores estándar (por ejemplo, ratios de gasto) como única referencia. El trabajo aporta, además, criterios operativos para la focalización de políticas, haciendo hincapié en que los cuantiles bajos de consumo no deben interpretarse automáticamente como «eficiencia», sino como posible privación (Palencia González et al., 2023).

En el ámbito de las extensiones metodológicas, se han empezado a utilizar variantes de RQ para capturar relaciones no lineales y dependientes del estado de la distribución. Por ejemplo, enfoques de cuantiles «no paramétricos» y de momentos (MM-QR) y esquemas de quantile-on-quantile se han aplicado a la PE para explorar asimetrías macro-sectoriales (p. ej., transición energética, innovación verde) y su transmisión diferencial a lo largo de la PE (véanse, como referencia metodológica aplicada al caso español, los estudios recientes que emplean enfoques M-QQR para vincular la transición a las energías renovables e indicadores de PE). Estos estudios, aunque más agregados, refuerzan la idea de políticas sensibles a la distribución: los beneficios de la transición no son uniformes y los cuantiles más altos del esfuerzo energético se benefician en distinta medida que la mediana.

Otra familia de trabajos utiliza RQ (y, en particular, instrumentos para RQ) para estudiar las consecuencias de la pobreza energética (PE) sobre los resultados del bienestar. Por ejemplo, en un estudio reciente, Zhang et al. (2022) emplearon regresión por cuantiles con variables instrumentales para estimar el impacto de la pobreza energética multidimensional sobre los síntomas depresivos en hogares rurales de China. El hallazgo principal es que los efectos adversos de la pobreza energética sobre la salud mental se intensifican en los cuantiles superiores de la distribución de la puntuación de depresión, lo que sugiere que la vulnerabilidad psicosocial también es cuantil-dependiente y subraya la utilidad de la regresión por cuantiles para estudiar la heterogeneidad de los impactos, no solo de los determinantes.

La literatura argentina sobre la aplicación de la RQ a indicadores de pobreza energética es todavía incipiente. No obstante, existe evidencia local cercana y muy útil: Hancevic y Navajas (2015) aplican regresión cuantílica al consumo residencial de electricidad del AMBA para describir

cómo el ingreso, el equipamiento y las características habitacionales afectan a toda la distribución del consumo. Su resultado, que los impactos marginales difieren fuertemente entre cuantiles, apoya el argumento del diseño de políticas con enfoque distributivo: lo que explica los consumos elevados (y, por ende, los altos esfuerzos energéticos condicionados) no coincide necesariamente con los determinantes de la mediana. Aunque el objetivo del estudio es la eficiencia y la demanda, la metodología y los resultados se pueden transferir directamente al análisis de la PE basada en el gasto o las necesidades energéticas (Hancevic y Navajas, 2015).

En resumen, la evidencia internacional sugiere tres conclusiones sólidas con implicaciones directas para nuestro enfoque empírico: (1) los determinantes de la PE son heterogéneos a lo largo de la distribución y la RQ es más eficaz que la regresión media para identificarlos (de Arce y Mahía, 2019); (2) la RQ permite detectar «PE oculta» al mostrar comportamientos atípicos en cuantiles bajos de consumo, lo que tiene consecuencias en cuanto a la focalización (Palencia González et al., 2023), (3) La RQ permite identificar «PE escondida» al mostrar comportamientos atípicos en cuantiles bajos de consumo, con consecuencias de focalización (Palencia González et al., 2023); y (4) las versiones instrumentales y de momentos de la RQ son valiosas para estudiar tanto las causas como los efectos de la PE en presencia de posible endogeneidad y no linealidades (Zhang et al., 2022). Sobre esta base, nuestra contribución aplica la RQ a una ciudad en Argentina —donde la literatura es aún escasa— para caracterizar la PE utilizando diferentes indicadores de la problemática.

3. Metodología

Uno de los intereses centrales que aparece de manera recurrente en las investigaciones más recientes sobre pobreza energética radica en determinar cuáles son los factores que contribuyen a la generación de las privaciones en esta dimensión. El abordaje de esta pregunta de investigación ha sido variado, empleando tanto metodologías cualitativas (Bartiaux et al., 2019; Groves et al., 2020; Grossmann et al., 2021) como cuantitativas (Abbas et al., 2020; Abbas et al., 2020; Churchill y Smyth, 2021; Sule et al., 2022). Dentro de estas últimas, Fumo y Biswas (2015) destacan el análisis de regresión como una herramienta fundamental para estimar consumos energéticos residenciales, especialmente ante la creciente disponibilidad de microdatos.

La estimación mediante Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) es una de las técnicas más utilizadas para obtener una primera aproximación de los factores determinantes de la demanda de energía (de Arce y Mahía, 2019). Sus ventajas incluyen la fácil interpretación de los coeficientes, la posibilidad de realizar inferencias estadísticas y la simplicidad del método. En el estudio de la pobreza energética, estas aplicaciones suelen emplear como variable dependiente el grado de acceso a servicios energéticos o el gasto en energía, estimado en función de diversas características socioeconómicas, tales como el nivel de educación, el género del jefe de hogar, el número de miembros del hogar y el ingreso, entre otras (Abbas et al., 2020; Zhang et al., 2022; Hou et al., 2022).

Alternativamente, en lugar de centrarse en los determinantes de las formas de satisfacción de los servicios energéticos, algunos estudios se enfocan directamente en los factores que influyen en la probabilidad de que un hogar experimente pobreza energética. En estos casos, por tratarse de modelos con variable dependiente binaria, la aplicación de MCO puede generar estimaciones inapropiadas y predecir valores para probabilidades que estén por fuera del intervalo 0-1. Como consecuencia, la estimación de modelos de variable latente (como un Probit o un modelo logístico) resulta más apropiada. El modelo logístico permite calcular el odds ratio, que indica cómo varía la razón de probabilidades de que la variable dependiente tome valor 1 ante un cambio marginal en una de las covariables, y por esta ventaja ha sido ampliamente utilizado en estudios sobre pobreza

energética (De Maria, 2012; Ismail y Khembo, 2015; Rodrigues y Gonçalves, 2018; Ibáñez Martín et al., 2022).

Los métodos de estimación mencionados anteriormente permiten obtener los efectos promedio de las variables independientes sobre la variable dependiente, por ejemplo: el efecto promedio sobre la probabilidad de caer en pobreza energética de un hogar que es liderado por mujeres. No obstante, es posible que existan heterogeneidades entre distintos subgrupos de la distribución condicional que la utilización de un valor promedio no permita captar; en el caso de estudio, es posible que algunos factores incidan de distinta manera a hogares que están en los extremos de la distribución de consumo energético en relación a otros que se encuentren en el medio. Esta es la principal motivación para desarrollar métodos de estimación por cuantiles: caracterizar la relación entre las variables de una manera mucho más precisa que estimando únicamente la media (Buhai, 2005). También es posible que los supuestos bajo los cuales se sostienen las propiedades de los MCO —como la independencia e idéntica distribución de los errores, la normalidad del término de perturbación o la exogeneidad estricta de las covariables— no se cumplan. Koenker y Bassett (1978) introducen la Regresión Condicional por Cuantiles (RCC) y demuestran que provee estimaciones más robustas y eficientes que MCO al realizarla en contextos de violación de supuestos de Gauss-Markov.

La regresión condicional por cuantiles permite estimar cambios en la distribución condicional de la variable dependiente (en el caso del presente trabajo se trabajará con dos variables de pobreza energética: el porcentaje de ingreso que los hogares destinan a energía y la suma ponderada de privaciones energéticas definida en el MEPI) ante un cambio marginal en uno de sus observables (Rios-Avila y Maroto, 2024).

El cuantil $\tau, \tau \in (0,1)$ de la distribución de una variable y se define como

$$Q(\tau) = \text{ínf}\{y : F(y) \geq \tau\}$$

, donde $F(y)$ es la función de distribución de Y. Cualquier cuantil puede hallarse como

$$Q(\tau) = \arg\text{mín} \sum_{i=1}^{n} \rho_\tau(y_i - q)$$

siendo ρ_τ un factor de ponderación definido como

$$\rho_\tau(x) = \begin{cases} -x(1-\tau), & x < 0 \\ x\tau, & x \geq 0 \end{cases}$$

En lugar de estimar un modelo de media condicional, de la forma $\hat{y} = \mathbb{E}(y|X\hat{\beta})$, RCC estima cuantiles condicionales, de forma que los parámetros de interés α son tales que se verifica $\hat{y} = Q(y|X\hat{\alpha})$. Los mismos pueden ser encontrados con el mismo algoritmo mencionado anteriormente, reemplazando q por $X\alpha$:

$$\hat{\alpha} = \arg\text{mín} \sum_{i=1}^{n} \rho_\tau(y_i - X\alpha)$$

En este marco, $\hat{\alpha}_\tau$ es el vector que contiene los coeficientes estimados para cada covariable $X_j, j = 1, \ldots, k$. El valor del coeficiente para X_j se interpreta como el efecto de un cambio marginal en X_j sobre el cuantil τ de la distribución de y condicional a las observables en X (Alejo et al., 2021). Otra ventaja de este método radica en que la inferencia no requiere supuestos sobre la forma

de la distribución, ya que la estimación se basa exclusivamente en el comportamiento local de la distribución condicional en el cuantil especificado (Buhai, 2005).

En el apartado de resultados se presentan los resultados de estimar por Mínimos Cuadrados Ordinarios y Regresión Condicional por Cuantiles un modelo para explicar el efecto de una serie de covariables sobre dos resultados a nivel hogar: el porcentaje del ingreso destinado a energía y la suma ponderada de privaciones energéticas (c_i). Adicionalmente, se presentan estimaciones de Regresión Logística para evaluar el efecto de las covariables sobre la probabilidad de un hogar de estar en pobreza energética, definida tanto en términos monetarios (por el método del gasto energético) como multidimensionales.

4. Bases de datos y variables

4.1. Base de datos

La fuente principal de información de este estudio es la Encuesta de Inclusión Social Sostenible (EISS 2024), relevada en la ciudad de Bahía Blanca en junio de 2024 por el Instituto de Investigaciones Económicas y Sociales del Sur (IIESS, UNS-CONICET). La EISS constituye la continuidad de la Encuesta del Proyecto de Unidad Ejecutora (EPUE 2021) y fue diseñada con el objetivo de relevar múltiples dimensiones de la inclusión social, incorporando de manera explícita la problemática de las privaciones energéticas.

La encuesta se llevó a cabo sobre una muestra probabilística de 1.411 hogares y 3.851 personas, representativa de la población urbana de Bahía Blanca, que asciende a 331.061 habitantes según el Censo Nacional 2022. El operativo de campo estuvo a cargo de encuestadores formados en la Universidad Nacional del Sur y de trabajadores sociales de la Municipalidad, y los datos fueron posteriormente digitalizados y validados en términos de consistencia.

En comparación con la EPUE 2021, la EISS introduce tres innovaciones metodológicas relevantes. En primer lugar, la muestra fue ponderada utilizando la población de cada punto muestral de acuerdo con el Censo 2022, lo cual asegura representatividad espacial y coherencia con la distribución demográfica más reciente. En segundo lugar, se perfeccionaron los factores de expansión, lo que permite estimaciones más precisas a nivel de hogares y personas. Finalmente, el cuestionario incluyó módulos específicos sobre gasto energético, fuentes de abastecimiento y equipamiento, posibilitando la construcción de indicadores de pobreza energética monetaria y multidimensional.

La EISS 2024 se estructura en distintos módulos que abarcan tanto características sociodemográficas como aspectos específicos de las condiciones de vida de los hogares. Incluye información detallada sobre composición del hogar, educación, empleo, ingresos y transferencias, así como sobre condiciones habitacionales, acceso a servicios básicos y percepción de la calidad ambiental del entorno. En lo que respecta a la energía, la encuesta releva fuentes de abastecimiento, niveles de consumo, gastos energéticos, tenencia y uso de equipamiento, estrategias de sustitución y percepciones subjetivas de confort térmico, lo cual permite construir distintos indicadores de pobreza energética. Asimismo, incorpora preguntas sobre salud, seguridad alimentaria y participación social, lo que habilita la vinculación entre la dimensión energética y otras esferas del bienestar de los hogares. Estas dimensiones adicionales son fundamentales para analizar los determinantes de la pobreza energética, que constituyen el eje central de este estudio.

Si bien existen encuestas nacionales como la Encuesta Permanente de Hogares (EPH) o la Encuesta Nacional de Gastos de los Hogares (ENGHO 2017-2018), la elección de la EISS 2024 se justifica en función de los objetivos de este trabajo. En primer lugar, la EISS incorpora de ma-

nera explícita un conjunto de módulos diseñados para captar distintas dimensiones de la pobreza energética —acceso, gasto y multidimensional—, información que no se encuentra disponible en la EPH y que en la ENGHO resulta obsoleta debido a los significativos cambios en infraestructura y en el esquema tarifario de los últimos años. En segundo lugar, el tamaño muestral y la representatividad espacial de la EISS permiten estimaciones con mayor precisión estadística a nivel local, aspecto relevante para identificar los factores determinantes de la privación energética en contextos urbanos concretos. A ello se suma la pertinencia del caso de estudio: Bahía Blanca es una ciudad intermedia de la provincia de Buenos Aires, pero con una marcada actividad industrial, comercial y educativa, lo que la convierte en un escenario especialmente interesante para analizar la interacción entre pobreza monetaria y privaciones energéticas. Finalmente, la riqueza temática de la encuesta posibilita evaluar la heterogeneidad de los determinantes de la pobreza energética a través de distintos indicadores, lo cual constituye un insumo clave para formular recomendaciones de política focalizadas en los grupos más afectados.

4.2. Variables y estadística descriptiva

En línea con el principal objetivo del trabajo, evaluar si los determinantes de la pobreza energética son heterogéneos al considerar distintos indicadores de la problemática y analizar el efecto de la pobreza monetaria en la generación de situaciones de privación energética, es necesario construir al menos dos indicadores de privación energética. La base de datos utilizada permite generar un amplio conjunto de variables que pueden capturar estados de privación en dimensión energética, sin embargo, debido a la metodología de estimación a utilizar se cuenta con una restricción: la variable dependiente debe ser continua.

Contemplando dicha restricción, se trabaja con dos indicadores de pobreza energética: uno vinculado a la dimensión de asequibilidad, el porcentaje de ingreso destinado a energía; otro, con una perspectiva multidimensional, la suma ponderada de privaciones energéticas que forma parte del denominado Índice de Pobreza Energética Multidimensional (MEPI).

Tal como fue mencionado anteriormente, son numerosos los indicadores de pobreza energética vinculados a la idea de gasto excesivo y la dimensión de asequibilidad. En este trabajo se emplea el que tiene mayor aceptación en la literatura sobre la temática, vinculado al ratio del 10 %. Bajo este indicador un hogar es pobre energético si destina más del 10 % de los ingresos totales a pagar la energía que consume. Así, este ratio se convierte en una variable dicotómica que permite incorporar un umbral que identifica a los hogares pobres energéticos. Sin embargo, debido a que se emplea la regresión por cuantiles, la variable dependiente será el ratio definido como:

$$\text{Porcentaje del ingreso destinado a energía} = \frac{\text{Gasto en energía en el hogar}}{\text{Ingresos totales del hogar}}$$

Bajo la concepción de que los indicadores referidos a la asequibilidad captan limitadamente el fenómeno de la pobreza energética, se incorpora el Índice de Pobreza Energética Multidimensional (MEPI, por sus siglas en inglés). Para la construcción de este indicador, la pobreza energética es entendida como un fenómeno multidimensional en el que interactúan privaciones en múltiples esferas relevantes para la satisfacción de servicios energéticos. La propuesta de Nussbaumer et al. (2012) considera en su cálculo privaciones en múltiples servicios energéticos que pueden darse por falta de acceso o baja calidad en la forma de consumo, y permite estimar tanto la incidencia (la proporción de la población afectada) como la intensidad (el nivel de privaciones promedio sufrida) de la pobreza energética.

El cálculo del MEPI para la ciudad de Bahía Blanca considera seis dimensiones: cocción, calefacción, electricidad, servicios provistos por equipamiento del hogar, educación y entretenimiento y comunicación. El Cuadro 1 presenta los indicadores empleados para medir la satisfacción de necesidades en cada una de las dimensiones, junto con la ponderación de cada uno dentro del índice. Las primeras cuatro dimensiones tienen mayor peso dentro del MEPI de Bahía Blanca estimado debido a que dan cuenta de un nivel de privación más severo; la combustión interior de combustibles tradicionales y/o la utilización de equipamiento inadecuado tiene consecuencias nocivas para la salud (González-Eguino, 2014; Jacinto et al., 2018; Ibáñez Martín et al., 2020), mientras que la conexión irregular a la red eléctrica tiene un elevado riesgo de interrupción en el suministro y accidentes causados durante la conexión.

Cuadro 1: Dimensiones y ponderadores para el Índice de Pobreza Energética Multidimensional de Bahía Blanca

Dimensión	**Indicador**	**El hogar está privado si**	**Ponderación**
Cocción	Combustible utilizado para cocinar	Utiliza combustibles tradicionales (leña/kerosene/ otros) para cocinar	20 %
Calefacción	Combustible utilizado para calefaccionarse	Utiliza combustibles tradicionales (leña/kerosene/ otros) para calefaccionarse o no se calefacciona	20 %
Electricidad	Tipo de conexión a la red	Tiene conexión irregular a la red, generación propia o no tiene electricidad	20 %
Servicios provistos por equipamiento del hogar	Equipamiento del hogar	No tiene heladera	5 %
		No tiene aire acondicionado	5 %
		No tiene horno	5 %
		No tiene anafe	5 %
Entretenimiento / Educación	Acceso a equipamiento para educación y entretenimiento	No tiene computadora	10 %
Comunicación	Acceso a medios de telecomunicación	No tiene celular o tiene celular sin pack de datos móviles	10 %

Fuente: elaboración propia en base a Nussbaumer et al. (2012).

El MEPI sigue la metodología del Índice de Pobreza Multidimensional (IPM), estimado para Bahía Blanca por Santos (2022) y Santos, 2024. En primer lugar, se determina si cada unidad

de observación (personas u hogares) está privada en las dimensiones consideradas utilizando los umbrales definidos en el Cuadro 1. En caso afirmativo, se le asigna un valor de privación (c_i) equivalente a la ponderación del indicador en el que está privado para cada una de las dimensiones. Por ejemplo, un hogar que se calefacciona utilizando kerosene y no tiene horno funcionando recibiría un valor (o puntaje) de privación de 0,25. En segundo lugar se compara el puntaje de privación de cada unidad de observación con un umbral de pobreza (k), determinado por el investigador, que indica la suma total de privaciones que debe sumar un hogar para ser considerado energéticamente pobre.

Como tercer paso, se calculan tanto la intensidad de la pobreza energética (A) como su incidencia (H). La primera representa el puntaje de privación promedio de los hogares identificados como energéticamente pobres (i.e. aquellos cuyo puntaje supera al valor umbral), mientras que la segunda indica la proporción de la población que es energéticamente pobre (i.e. el porcentaje de la población total, , cuyo puntaje de privación excede a). Finalmente, el MEPI es calculado como el producto entre la intensidad y la incidencia de la pobreza energética.

En el presente trabajo se establece un valor umbral de 0,20: son considerados pobres energéticos multidimensionales aquellos hogares que presentan privación en al menos alguna de las cuatro dimensiones principales (que reciben mayor peso dentro del índice) o que padezcan al menos una combinación de carencias en las dimensiones de menor ponderación. Todos los indicadores considerados en la construcción del índice fueron relevados por la EISS 2024 a nivel del hogar dado que son compartidos por sus miembros, lo cual evita tener que convertir privaciones individuales en privaciones del hogar.

Nuevamente, como la regresión por cuantiles requiere una variable dependiente continua, se trabaja con la suma ponderada de privaciones energéticas a nivel hogar c_i y no con el MEPI como variable dependiente.

Como variables explicativas o posibles determinantes de la pobreza energética se incorporan las dimensiones que han sido detectadas por la literatura a nivel regional y nacional. Las mismas se listan en el Cuadro 2, con su definición:

Cuadro 2: Variables explicativas

Variable explicativa	Definición
Género del principal sostén del hogar (PSH)	Variable dicotómica que toma valor 1 si el PSH es mujer y 0 en caso contrario
Nivel educativo del PSH	Variable categórica que toma el máximo nivel educativo alcanzado por el PSH. Las categorías son: nunca asistió, maternal/guardería, jardín preescolar, primaria, secundaria, EGB, polimodal, terciario, universitario, posgrado, educación especial, programa Fines.
Informalidad laboral	Variable dicotómica que toma valor 1 si el PSH trabaja en condiciones de informalidad laboral y cero en caso contrario. La informalidad está definida como la situación en la cual no se efectúan aportes jubilatorios para el PSH.
Pobreza monetaria	Variable dicotómica que toma valor 1 si la totalidad de las fuentes de ingreso del hogar son insuficientes para cubrir la canasta básica total. El valor de la canasta básica corresponde al mes de junio de 2024, momento en el que se realizó el relevamiento.
Vivienda deficitaria	Toma valor 1 si en la vivienda se registran problemas estructurales como materiales inadecuados, tiene goteras, grietas en las paredes, aberturas en mal estado, caídas de revoque, peligro de derrumbe, carencia de luz natural, se inunda.
Vulnerabilidad ambiental	Variable dicotómica que toma valor 1 si la vivienda se encuentra en cercanía de: antena de telecomunicaciones, transformador eléctrico, depósitos de chatarra, zonas inundables, basurales, zonas de quema, fábricas, hornos de ladrillos, otras fuentes de contaminación.
Inseguridad alimentaria	recursos, al menos uno de sus miembros comió menos de lo que debería comer, o se quedaron sin alimentos en el hogar, o sintieron hambre, pero no comieron o, en el extremo, pasaron un día entero sin comer (Santos, 2024). Cero en caso contrario.
Cantidad de miembros del hogar	Variable continua que contabiliza la cantidad de miembros del hogar. La idea por detrás, siguiendo hallazgos de la literatura, es que los hogares más numerosos están más expuestos a condiciones de pobreza energética.

Fuente: elaboración propia en base a EISS (2024).

El Cuadro 3 presenta las tasas de incidencia de la pobreza energética, medidas tanto por el criterio de gasto excesivo en energía como por el enfoque multidimensional. De acuerdo al primer indicador, 38.93 % de los hogares de Bahía Blanca destinaron más del 10 % de sus ingresos totales en energía, mientras que aproximadamente la mitad (20.3 %) de hogares es considerado pobre energético desde el punto de vista multidimensional. Esto pone de relieve el alcance de la problemática en la ciudad: una fracción importante de los hogares está privada en la satisfacción de alguno de los servicios energéticos considerados relevantes, y una proporción aún mayor presenta un gasto excesivo en relación con sus ingresos. Asimismo, revela que la limitación por asequibilidad resulta más difundida que la vinculada al acceso.

Cuadro 3: Tasas de incidencia de pobreza energética en Bahía Blanca

Indicador	**Personas**	**Hogares**
Indicador del 10 %	48.93 % 129,636	38.93 % 40,779
Multidimensional	21.2 % 70,317	20.3 % 26,556

Fuente: elaboración propia en base a EISS (2024).

Una de las grandes ventajas de la utilización del MEPI es que no solo es informativo sobre la cantidad de personas u hogares afectados (H), sino que también permite conocer la intensidad promedio de privación (A). En el caso analizado, esta se sitúa en 28.4 % para las personas y 28 % para los hogares; la población multidimensionalmente pobre enfrenta, en promedio, privaciones simultáneas en aproximadamente una de las dimensiones de mayor ponderación (cocción, calefacción, acceso a electricidad y equipamiento) y en una de las de menor (entretenimiento/educación y comunicación). El valor del MEPI equivale al producto de la medida de incidencia por la de intensidad y toma un valor de 0.006 para personas y 0.0057 para hogares , un punto más elevado que lo reportado por Puig (2023) para el año 2022 en la provincia de Buenos Aires[1].

En el Cuadro 4 se presenta la caracterización de los hogares pobres y no pobres energéticos para ambos indicadores, el ratio del 10 % y el MEPI. El análisis de las estadísticas descriptivas muestra diferencias claras entre la población identificada como pobre energético y aquella clasificada como no pobre energético, tanto para el indicador de asequibilidad (10 %) como para el multidimensional (MEPI). Bajo el indicador del 10 %, la pobreza energética se asocia a una mayor proporción de hogares con jefatura masculina, menor nivel educativo y una fuerte presencia de condiciones laborales informales. En la dimensión educativa, los hogares pobres energéticos concentran mayores proporciones de jefes con escolaridad primaria o secundaria, y menores niveles de educación terciaria o universitaria en comparación con los no pobres. Esta lógica es más pronunciada cuando se utiliza el MEPI: la proporción de jefes con sólo educación primaria asciende al 38.7 %, y la participación de quienes alcanzan educación universitaria se reduce drásticamente (9.8 % frente a 27.5 %).

En cuanto a las condiciones socioeconómicas, ambos indicadores muestran que la pobreza monetaria está fuertemente asociada a la pobreza energética. Sin embargo, el contraste entre pobres y no pobres energéticos es mucho más marcado bajo el indicador del 10 % (49.2 % frente a 11.8 %)

[1]Debe considerarse, no obstante, que la comparación entre ambos cálculos es limitada, dado que las dimensiones consideradas por el autor no coinciden totalmente con las seleccionadas en el presente trabajo.

que bajo el MEPI (50.4 % frente a 25.7 %), lo que sugiere que el enfoque multidimensional captura privaciones energéticas que trascienden la mera insuficiencia de ingresos. En línea con esto, la incidencia de la informalidad laboral se mantiene elevada y similar en ambos casos (alrededor del 56 % para pobres energéticos), lo que refuerza el vínculo entre precariedad ocupacional y privaciones energéticas.

En relación con las condiciones habitacionales, los hogares pobres energéticos presentan mayores tasas de viviendas deficitarias y exposición a vulnerabilidad ambiental, aunque con intensidades distintas según el indicador. El MEPI tiende a captar con mayor frecuencia a hogares en viviendas deficitarias (26.2 % frente a 18,9 % con el 10 %) y en contextos de alta vulnerabilidad ambiental (73.6 % frente a 66.2 %).

La inseguridad alimentaria presenta un comportamiento similar a las condiciones habitacionales, es decir afecta en mayor medida a los hogares pobres energéticos. Bajo el indicador multidimensional, se identifican más hogares con inseguridad alimentaria (20.7 % frente a 15.9 %) y con un tamaño medio menor (3.8 miembros) en comparación con el indicador del 10 % (4.8 miembros).

Así, mientras que el indicador del 10 % tiende a identificar hogares con menor nivel educativo, mayor tamaño y alta coincidencia con pobreza monetaria, el MEPI amplía la población captada hacia hogares que, aun sin destinar un gasto excesivo en energía, acumulan múltiples privaciones vinculadas a la calidad de la vivienda, el entorno y la seguridad alimentaria. Esta divergencia subraya la importancia de emplear más de un indicador para comprender la heterogeneidad de la pobreza energética en Bahía Blanca.

Cuadro 4: Estadística descriptiva de población pobre y no pobre energética para ambos indicadores

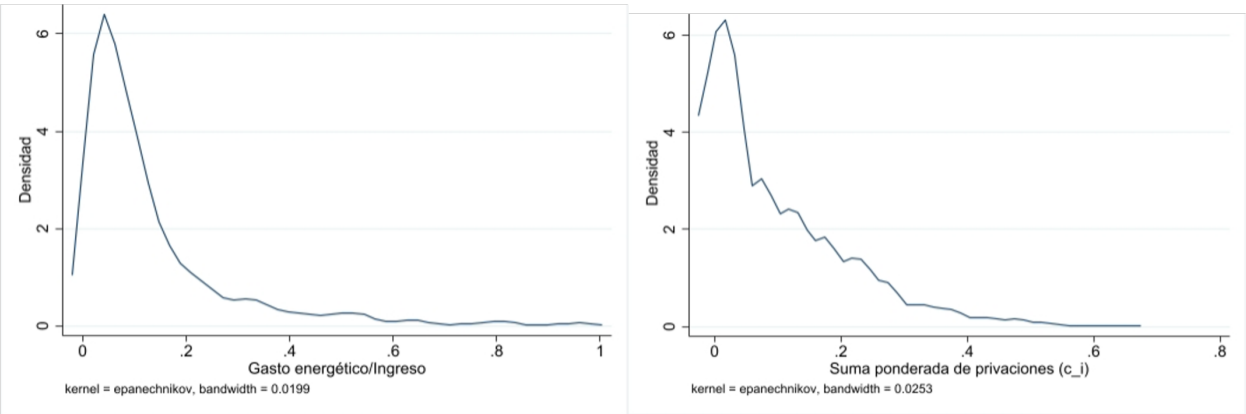
Variable	**Ratio 10 %**		**MEPI**	
	Pobre energético	No pobre energético	Pobre energético	No pobre energético
Género PSH				
Masculino	89,73 %	82,73 %	84,77 %	86,73 %
Femenino	10,27 %	17,27 %	15,23 %	13,26 %
Nivel educativo PSH				
Nunca asistió	1,76 %	0,42 %	0,47 %	0,13 %
Maternal/guardería	0,77 %	0,92 %	0,02 %	0,13 %
Jardín/preescolar	2,91 %	1,51 %	3,12 %	0,70 %
Primaria	22,19 %	17,8 %	38,66 %	13,21 %
EGB	0,44 %	0,06 %	1,03 %	0,13 %
Secundaria	44,72 %	35,33 %	36,07 %	37,18 %
Polimodal	0,4 %	0,10 %	0,52 %	0,52 %
Terciario	9,65 %	17,39 %	9,29 %	18,65 %
Universitario	16,97 %	23,83 %	9,79 %	27,46 %
Posgrado	0,8 %	2,13 %	1,03 %	2,59 %
Informalidad laboral	55,48 %	23,58 %	56,63 %	24,74 %
Pobreza monetaria	49,21 %	11,83 %	50,43 %	25,72 %
Vivienda deficitaria	18,86 %	10,39 %	26,20 %	11,87 %
Vulnerabilidad ambiental	66,18 %	54,56 %	73,63 %	57,20 %
Barrio vulnerable	18,61 %	11,78 %	18,65 %	14,27 %
Inseguridad alimentaria	15,92 %	7,31 %	20,70 %	9,44 %
Cantidad de miembros del hogar (media)	4,79	2,81	3,79	3,35

Fuente: elaboración propia en base a EISS (2024).

5. Resultados

Los Cuadros 5 y 6 presentan los resultados de las estimaciones por Mínimos Cuadrados Ordinarios y Regresión Condicional por Cuantiles para las dos variables de resultado consideradas: el porcentaje del ingreso destinado al gasto energético (Cuadro 5) y la suma ponderada de privaciones energéticas multidimensionales (Cuadro 6). La densidad de ambas variables está sesgada hacia la derecha (Figura 1), por lo que los cuantiles fueron seleccionados a los efectos de estudiar principalmente valores en la cola derecha de la distribución, que indican niveles más elevados de las medidas utilizadas.

Figura 1: Distribución de las variables de resultado estimada por Kernel



Fuente: elaboración propia en base a EISS (2024).

La estimación por MCO para la variable de gasto energético como porcentaje del ingreso muestra una fuerte asociación con las covariables seleccionadas para el análisis. Las variables género del jefe de hogar (que toma valor 1 en caso de jefas mujeres y 0 en caso contrario), informalidad del jefe, inseguridad alimentaria, vulnerabilidad ambiental y tamaño del hogar se asocian positivamente con la variable de resultado. La variable de máximo nivel educativo alcanzado por el jefe de hogar presenta heterogeneidades entre categorías; la categoría base es el nivel primario, por lo cual los coeficientes se interpretan en relación con este grupo. Así, los hogares cuyo jefe alcanzó como máximo el nivel EGB o polimodal destinan, en promedio, una proporción mayor de su ingreso a energía en comparación con aquellos cuyo jefe alcanzó únicamente el nivel primario. Para los niveles secundarios, terciarios y de posgrado, el efecto es en sentido opuesto; estos se asocian con razones de gasto-ingreso más bajas. La magnitud de la reducción crece con el nivel educativo alcanzado y es máxima para los hogares con jefes que han realizado estudios de posgrado, siendo los valores estimados para los niveles terciario y universitario muy similares.

Cuadro 5: Resultados para la variable dependiente Gasto energético/ Ingreso total del hogar

Variable	**MCO**	**RCC**			
		$q = 0{,}45$	$q = 0{,}60$	$q = 0{,}70$	$q = 0{,}80$
Género del PSH	0.038***	0.007***	0.019***	0.026*	0.050***
	(0.0011)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.002)
Pobreza monetaria	0.091***	0.073***	0.118***	0.123***	0.133***
	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.003)
Máximo nivel educativo alcanzado por el PSH					
EGB	0.036***	-0.022***	0.146***	0.116***	0.040***
	(0.006)	(0.007)	(0.007)	(0.008)	(0.016)
Secundaria	-0.17***	-0.311***	-0.034***	-0.013***	-0.018***
	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.002)	(0.004)
Polimodal	0.044***	-0.008	-0.029***	0.211***	0.155***
	(0.006)	(0.007)	(0.006)	(0.007)	(0.015)
Terciario	-0.026***	-0.032***	-0.043***	-0.03***	-0.456***
	(0.001)	(0.002)	(0.001)	(0.002)	(0.004)
Universitario	-0.024***	-0.037***	-0.038***	-0.023***	-0.038***
	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.002)	(0.004)
Posgrado	-0.047***	-0.042***	-0.049***	-0.049***	-0.047***
	(0.003)	(0.003)	(0.003)	(0.004)	(0.008)
Informalidad del PSH	0.032***	0.011***	0.021***	0.029***	0.033***
	(0.0006)	(0.0006)	(0.0006)	(0.0007)	(0.001)
Inseguridad alimentaria	0.031***	0.008**	0.006***	0.010***	0.039***
	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.003)
Vulnerabilidad ambiental	0.007***	0.003**	0.006***	0.009***	0.028***
	(0.0009)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.002)
Vivienda deficitaria	0.028***	0.020***	0.022***	0.035***	0.054***
	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.003)
Tamaño del hogar	0.03**	0.023***	0.029***	0.037***	0.041***
	(0.0003)	(0.0004)	(0.0003)	(0.0004)	(0.0009)

Fuente: elaboración propia en base a EISS (2024).
Nota: (*) Significativo al nivel del 90 % de confianza, (**) Significativo al nivel del 95 % de confianza, (***) Significativo al nivel del 99 % de confianza

Los resultados de las estimaciones por cuantiles condicionales muestran estabilidad en el signo de los coeficientes, pero evidencian variaciones sustantivas en su magnitud a lo largo de los distintos cuantiles considerados. Tener una jefa de hogar mujer ejerce un efecto creciente a lo largo de los cuantiles superiores de la distribución; el coeficiente para el cuantil 0.80 es más del doble que el correspondiente al cuantil 0.45. Para las variables de informalidad del jefe, vivienda deficitaria y tamaño del hogar, la dinámica observada es similar. Por otra parte, el efecto de la pobreza monetaria también es creciente para cuantiles superiores, aunque la mayor heterogeneidad se ve al pasar del cuantil 0.45 al 0.60. Así, las estimaciones para los puntos de la distribución 0.60, 0.70 y 0.80 arrojan resultados muy similares. En el caso de la vulnerabilidad ambiental y la inseguridad alimentaria, estas inciden de manera relativamente pequeña sobre los cuantiles condicionales 0.45, 0.60 y 0.70, pero con un impacto mucho mayor sobre el cuantil 0.80. Finalmente, el efecto de tener un jefe de hogar con educación secundaria, universitaria, terciaria o de posgrado se relaciona de manera negativa con los cuantiles condicionales. Para el caso de la educación secundaria, la magnitud del impacto es mayor hacia la mitad de la distribución, mientras que se mantiene relativamente estable entre cuantiles para los restantes niveles superiores considerados.

Al repetir el análisis utilizando como variable dependiente la suma ponderada de privaciones energéticas, se observa que, si bien se mantiene el signo de las covariables de género del jefe de hogar, pobreza monetaria, informalidad del jefe e inseguridad alimentaria, la magnitud de los coeficientes es considerablemente menor. En el caso de la vulnerabilidad ambiental y la condición de vivienda deficitaria, los resultados obtenidos mediante MCO son muy similares a los observados cuando la variable dependiente es el porcentaje del ingreso destinado a gasto energético.

Por otra parte, y en contraste con lo observado en la regresión presentada anteriormente, el tamaño del hogar exhibe un efecto negativo sobre la variable de privaciones multidimensionales. La evidencia existente acerca de la relación entre ambas variables en otros países en desarrollo resulta heterogénea: Abbas et al. (2020) encuentran que dicha asociación es positiva en algunos países del sur de Asia, pero negativa en otros. De manera complementaria, L. Xie et al. (2022) muestran que, en las zonas rurales de China, los hogares con menor número de miembros presentan una mayor probabilidad de experimentar pobreza energética, mientras que Ismail y Khembo (2015) encuentran evidencia en sentido contrario para el caso de Sudáfrica. Para Argentina, Ibáñez Martín et al. (2025) encuentran que el tamaño del hogar es relevante para explicar situaciones de privación energética pero que la incidencia depende de cómo se mida dicho fenómeno. En el caso de la pobreza energética vinculada a la idea de gasto excesivo encuentran un efecto positivo, mientras que este opera en sentido contrario cuando se observan privaciones energéticas vinculadas al acceso. Por último, también se verifica que cualquier nivel de educación alcanzado por el jefe de hogar que sea superior al nivel primario afecta negativamente al nivel promedio de privaciones.

Los resultados de la regresión por cuantiles evidencian que, inversamente a lo hallado para el caso de la variable de gasto, el efecto de tener una jefa de hogar mujer sobre los cuantiles condicionales es decreciente a mayores niveles de privación, siendo no estadísticamente significativo para valores muy elevados del indicador (cuantil 0.95). Según la revisión realizada no hay trabajos que documenten este comportamiento en países en desarrollo y menos aún para Argentina, sin embargo, Belaid y Rault (2021) encuentran un efecto decreciente para Egipto tanto en gasto como en MEPI. Este patrón decreciente refleja que el efecto "protector" o mitigador que puede ejercer una jefa mujer sobre la privación energética no se mantiene en los casos de mayor vulnerabilidad, lo que apunta a limitaciones estructurales que superan las diferencias de género en la jefatura.

Cuadro 6: Resultados para la variable dependiente privaciones energéticas acumuladas

Variable	**MCO**	**RCC**			
		$q = 0{,}65$	$q = 0{,}75$	$q = 0{,}90$	$q = 0{,}95$
Género del PSH	0.008*** (0.0007)	0.023*** (0.0006)	0.008*** (0.001)	0.01*** (0.001)	0.005 (0.004)
Pobreza monetaria	0.032*** (0.0009)	0.04*** (0.0008)	0.055*** (0.002)	0.036*** (0.001)	0.05*** (0.005)
Máximo nivel educativo alcanzado por el PSH					
EGB	-0-016*** (0.004)	-0.06*** (0.004)	-0.10*** (0.012)	-0.05*** (0.007)	-0.19*** (0.027)
Secundaria	-0.039*** (0.001)	-0.05*** (0.001)	-0.061*** (0.003)	-0.05*** (0.001)	-0.05*** (0.006)
Polimodal	0.092*** (0.004)	-0.014*** (0.004)	-0.108*** (0.011)	-0.203*** (0.007)	-0.20*** (0.026)
Terciario	-0.084*** (0.001)	-0.106*** (0.001)	-0.133*** (0.003)	-0.166*** (0.002)	-0.175*** (0.007)
Universitario	-0.090*** (0.001)	-0.12*** (0.001)	-0.136*** (0.003)	-0.156*** (0.002)	-0.175*** (0.007)
Posgrado	-0.050*** (0.002)	-0.08*** (0.002)	-0.066*** (0.006)	0.04*** (0.003)	-0.025* (0.013)
Informalidad del PSH	0.009*** (0.0004)	0.013*** (0.0003)	0.011*** (0.0011)	0.023*** (0.0007)	0.025*** (0.002)
Inseguridad alimentaria	0.015*** (0.011)	0.026** (0.001)	0.022*** (0.002)	-0.036*** (0.001)	-0.0006 (0.0015)
Vulnerabilidad ambiental	0.008*** (0.0006)	0.003** (0.0006)	0.005*** (0.001)	0.006*** (0.001)	0.05** (0.0039)
Vivienda deficitaria	0.037*** (0.0001)	0.04*** (0.0009)	0.033*** (0.002)	0.046*** (0.001)	0.1 (0.005)
Tamaño del hogar	-0.0005** (0.0002)	-0.003*** (0.0002)	-0.002*** (0.0006)	0.003*** (0.0004)	-0.0003 (0.0015›)

Fuente: elaboración propia en base a EISS (2024).
Nota: (*) Significativo al nivel del 90 % de confianza, (**) Significativo al nivel del 95 % de confianza, (***) Significativo al nivel del 99 % de confianza

El tamaño del hogar y la vulnerabilidad ambiental ejercen un efecto de magnitud relativamente constante a lo largo de los distintos cuantiles considerados. En particular, el efecto del tamaño del hogar es negativo para los niveles bajos y moderados de privación (cuantiles 0.65 y 0.75), mientras que la vulnerabilidad ambiental mantiene un signo positivo a lo largo de toda la distribución.

Inversamente, la inseguridad alimentaria se relaciona positivamente con el nivel de privación para los primeros dos cuantiles, y negativamente en los puntos de la cola derecha de la distribución. Este hallazgo está en línea con los resultados encontrados por Cao y Nguea (2025) para distintos países en desarrollo, con foco en países africanos y Y. Xie y Xie (2023) para el caso de China. Este cambio de signo podría explicarse de la siguiente manera:

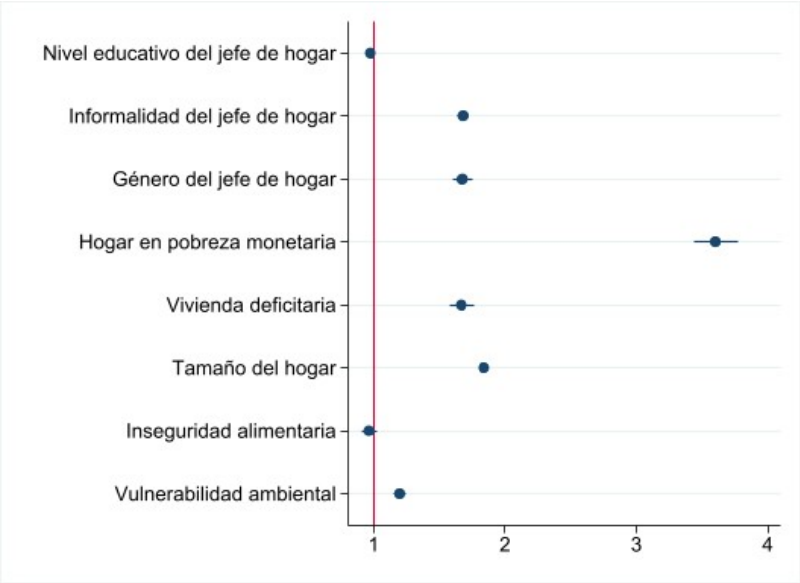
- En los hogares de los dos primeros cuantiles: la falta de alimentos y la falta de acceso a energía comparten causas comunes: recursos limitados, ingresos insuficientes o condiciones de pobreza generalizada. En otras palabras, la inseguridad alimentaria agrava la privación energética en estos hogares, generando un efecto complementario.

- En los hogares con más privaciones energéticas acumuladas: podría haber un fenómeno de "trade-off" o priorización: los hogares podrían estar asignando sus recursos escasos principalmente a cubrir necesidades alimentarias, sacrificando mejoras en acceso energético. Otra posibilidad es que estos hogares estén recibiendo algún tipo de apoyo o intervención focalizada que alivia parcialmente la inseguridad alimentaria, pero que no logre reducir la privación energética de manera significativa

Finalmente, el efecto de la educación del jefe de hogar influye negativamente sobre los cuantiles condicionales de la distribución, con magnitudes diferenciadas de acuerdo al nivel educativo considerado. Así, tener un jefe de hogar que haya cursado algún nivel igual o superior al polimodal tiene un impacto mucho mayor que en el caso de que haya cursado hasta secundaria o EGB. El efecto de la educación secundaria se mantiene relativamente estable para todos los cuantiles considerados, mientras que los coeficientes encontrados para niveles superiores son crecientes con el punto de la distribución considerado. La variabilidad registrada en estos últimos sugiere que la educación avanzada adquiere mayor relevancia en los hogares que mayores niveles de privaciones (dados los valores de sus observables) exhiben.

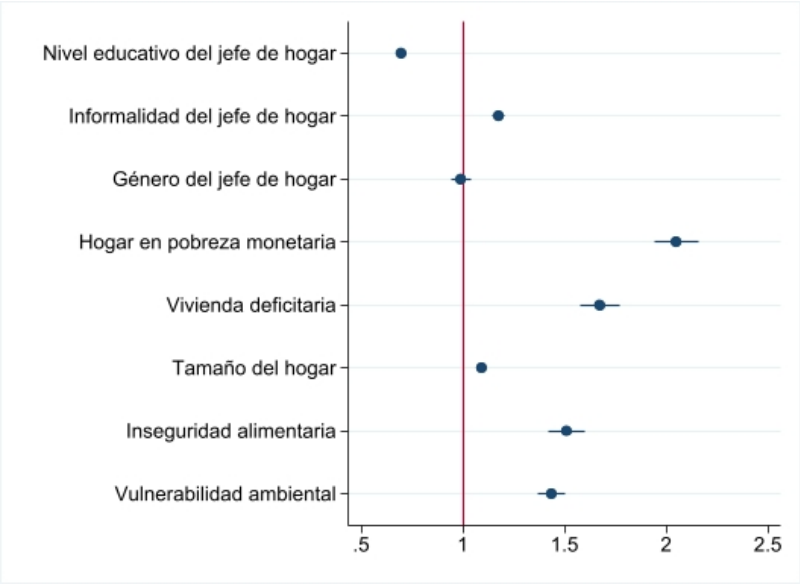
Por último, las Figuras 2 y 3 exhiben los resultados de estimar un modelo logístico para ambas variables dependientes. En particular se presentan los odd ratios, que reflejan en qué medida varía la probabilidad de que un hogar se encuentre en situación de pobreza energética ante una variación marginal en sus covariables. En ambos casos se observa que las variables de pobreza monetaria, vivienda deficitaria y vulnerabilidad ambiental inciden de manera positiva sobre la posibilidad de los hogares de sufrir pobreza energética. La magnitud del efecto, no obstante, es mucho mayor en el caso de la PE definida por el indicador del 10 % que al medirla siguiendo el criterio del MEPI.

Figura 2: *Odds ratio* del modelo logístico con variable dependiente pobreza energética por el indicador 10 %



Fuente: elaboración propia en base a EISS (2024).

Figura 3: *Odds ratio* del modelo logístico con variable dependiente pobreza energética multidimensional



Fuente: elaboración propia en base a EISS (2024).

Las variables de educación, por su parte, presentan un comportamiento cualitativamente similar en ambas regresiones. En cualquier caso, tener un jefe de hogar con máximo nivel educativo de EGB aumenta en gran proporción la probabilidad de estar en PE. Cualquier nivel superior a este tiene asociado un odds ratio menor (siendo el efecto no significativo para el nivel polimodal al usar el indicador del 10 %). La informalidad laboral, el tamaño del hogar y el género del jefe de hogar aumentan la probabilidad de experimentar pobreza energética cuando esta se mide mediante el gasto energético relativo. No obstante, su contribución es mucho más modesta al utilizar el indicador multidimensional, siendo las últimas dos variables no significativas en este caso.

En conjunto, los resultados muestran que los determinantes de la pobreza energética en Bahía Blanca dependen en gran medida del indicador utilizado y del segmento de la distribución analizado. Mientras que el criterio de gasto excesivo da mayor protagonismo a los hogares con ingresos limitados, jefatura femenina, informalidad y viviendas deficitarias, el enfoque multidimensional destaca la persistencia de privaciones energéticas vinculadas al acceso y a las condiciones estructurales del hogar. La estimación por cuantiles da cuenta además que los efectos de ciertos factores se intensifican en los niveles más altos de privación, lo cual sería difícil de detectar con técnicas tradicionales como MCO. Un resultado robusto es la relación entre pobreza monetaria y pobreza energética: los hogares con ingresos insuficientes no solo enfrentan mayores probabilidades de encontrarse en situación de privación, sino también niveles más intensos de carencia energética. Finalmente, la comparación con los modelos logísticos confirma que la elección del indicador no solo altera la magnitud de la incidencia, sino también la capacidad explicativa de las covariables. En este sentido, los resultados ponen en evidencia la necesidad de un abordaje integral de la pobreza energética, que combine distintos enfoques de medición y contemple políticas diferenciadas según los perfiles de vulnerabilidad identificados.

6. Conclusiones y recomendación de política

El objetivo principal del trabajo era aportar evidencia sobre los determinantes de la pobreza energética en el contexto argentino, en base al análisis del caso de estudio de Bahía Blanca, dados los escasos antecedentes que abordan la temática. Los antecedentes se concentran mayormente en la medición del fenómeno e indagar las variables que inciden en su manifestación en base a técnicas de regresión lineal, sin contemplar la heterogeneidad de la problemática. En este sentido, la utilización de la regresión por cuantiles condicional sobre una base de información propia, reciente y local (EISS 2024) constituye un aporte original, en tanto permite identificar cómo varían los efectos de distintas covariables según el nivel de privación energética de los hogares. Asimismo, la comparación entre dos indicadores y enfoques de medición —el criterio del 10 % y el índice multidimensional (MEPI)— ofrece un abordaje más completo de la problemática, haciendo hincapié en que la pobreza energética no puede ser comprendida adecuadamente desde un único indicador.

Los resultados encontrados ponen en evidencia que la pobreza energética, estrechamente vinculada a situaciones de pobreza monetaria, es un fenómeno con sus propias características y manifestaciones y por ello merece ser estudiado de forma particular. La carencia de ingresos afecta positivamente a la generación de situaciones de pobreza, tanto desde la lógica de la asequibilidad como de la acumulación de privaciones energéticas (multidimensional). Sin embargo, la incidencia no es igual para los dos indicadores utilizados: mientras que el 10 % capta restricciones de asequibilidad, el MEPI identifica carencias estructurales en el acceso y el equipamiento que no se explican únicamente por el nivel de ingresos. Este hallazgo coincide con la literatura internacional que destaca la no superposición de los mapas de pobreza monetaria y energética (Healy y Clinch, 2002; Thomson

et al., 2017; M. Zabaloy et al., 2022), y refuerza la necesidad de abordajes multidimensionales en el análisis.

Otro aspecto que se desprende del ejercicio empírico realizado es que el perfil de hogares pobres energéticos es altamente dependiente de la concepción de pobreza con que se trabaja, es decir que no puede hablarse de un único perfil de hogares pobres energéticos. Bajo el criterio del 10 %, se identifican principalmente hogares con PSH de sexo femenino, mayor cantidad de miembros, situaciones irregulares en el ámbito laboral y fuerte presencia de pobreza monetaria. Por su parte, el MEPI amplía el universo captado hacia hogares con privaciones vinculadas a la calidad de la vivienda, la inseguridad alimentaria y la exposición a vulnerabilidad ambiental, incluso entre quienes no destinan una proporción excesiva de sus ingresos a la energía. Este contraste refuerza la idea de que los indicadores capturan dimensiones distintas de la privación energética y que la elección de un único umbral condiciona los diagnósticos y, por ende, las políticas derivadas.

Un aspecto novedoso dentro de la temática y los antecedentes es la utilización de regresión por cuantiles. Su aplicación resulta en que factores como el liderazgo femenino, la informalidad laboral y la pobreza monetaria muestran un efecto creciente en los cuantiles superiores de la distribución del gasto energético, lo cual indica que su influencia se intensifica en los hogares más vulnerables. Por el contrario, en el caso de las privaciones multidimensionales, el efecto género del PSH resulta decreciente y se va diluyendo en los cuantiles más altos, lo que sugiere que las ventajas relativas de género observadas en algunos hogares no alcanzan para contrarrestar las carencias más severas. Asimismo, el tamaño del hogar exhibe un comportamiento heterogéneo: se asocia positivamente con la pobreza energética medida por gasto, pero negativamente cuando se analiza mediante el MEPI. Este hallazgo, también documentado en estudios para otros países en desarrollo, subraya que el impacto de la composición familiar depende del enfoque de medición adoptado.

Los hallazgos del presente trabajo están en consonancia con antecedentes internacionales que utilizan el mismo método de estimación (de Arce y Mahía, 2019; Palencia González et al., 2023). Así, puede sostenerse que los determinantes de la pobreza energética son cuantil-dependientes y de ello se deriva la necesidad de aplicar políticas heterogéneas con el objetivo de aliviar las situaciones de privación energética. A su vez, si bien los ingresos son un factor central, las condiciones habitacionales, la informalidad y las desigualdades territoriales desempeñan un rol independiente en la generación de privaciones energéticas (Guzowski, Ibáñez Martin y Zabaloy, 2021).

Otro de los objetivos centrales del trabajo era esbozar recomendaciones de política pública para abordar la problemática de la pobreza en la dimensión energética, que se vuelve cada vez más relevante en un contexto internacional de suba de precios de la energía y redefinición de subsidios a nivel nacional y provincial. Desde esta perspectiva, los resultados dan cuenta de la necesidad de un enfoque integral y diferenciado para la programación de políticas. Concretamente se identifican tres ejes centrales:

- Las políticas de ingresos —como subsidios a la demanda o transferencias directas— pueden aliviar la dimensión de asequibilidad y son particularmente relevantes para los hogares identificados por el indicador del 10 %. Sin embargo, estas medidas resultan insuficientes frente a las privaciones estructurales captadas por el MEPI. En tales casos, se requieren intervenciones de mayor alcance, como programas de mejora habitacional y eficiencia energética, acceso a tecnologías limpias de calefacción y cocción, y regulación de la calidad del suministro.

- El fuerte vínculo entre pobreza energética- informalidad laboral y pobreza energética-vulnerabilidad ambiental pone de manifiesto la necesidad de programas e intervenciones coordinados con otras áreas de política social y urbana. El fortalecimiento de la seguridad laboral, la reducción de la

exposición a entornos contaminados y la urbanización de barrios vulnerables pueden contribuir indirectamente a reducir la pobreza energética, en tanto atacan los factores estructurales que la reproducen.

- Debido a la relevancia de considerar la heterogeneidad territorial y sociodemográfica, las políticas deberían incorporar criterios de focalización que reconozcan los distintos perfiles de hogares pobres energéticos. Esto implica no solo utilizar diversos indicadores para su medición, sino también diseñar instrumentos diferenciados: subsidios focalizados para hogares con alta carga energética relativa, programas de acceso para hogares sin equipamiento adecuado, y mejoras de infraestructura en barrios con vulnerabilidad social.

Finalmente, este trabajo aporta evidencia empírica sobre la heterogeneidad de la pobreza energética en un contexto urbano de Argentina, dejando el mensaje claro de que la elección del indicador como la técnica de estimación condicionan los diagnósticos y las recomendaciones de política. Así, una de las principales conclusiones de este estudio es que la pobreza energética no puede ser reducida a la dimensión de asequibilidad, sino que debe ser abordada desde una perspectiva multidimensional. El abordaje desde la agenda pública requiere de políticas que incidan en el precio y la carga que enfrentan las familias para pagar la energía que consumen, pero también deben aplicarse políticas de mediano y largo plazo que ataquen las condiciones estructurales de vulnerabilidad que son relevantes para promover la aparición de privaciones energéticas más severas.

Referencias

Abbas, K., Li, S., Xu, D., Baz, K., & Rakhmetova, A. (2020). Do socioeconomic factors determine household multidimensional energy poverty? Empirical evidence from South Asia. *Energy Policy*, *146*, 111754.

Alejo, J., Favata, F., Montes-Rojas, G., & Trombetta, M. (2021). Conditional vs unconditional quantile regression models: A guide to practitioners. *Economía*, *44*(88), 76-93.

Bartiaux, F., Maretti, M., Cartone, A., Biermann, P., & Krasteva, V. (2019). Sustainable energy transitions and social inequalities in energy access: A relational comparison of capabilities in three European countries. *Global Transitions*, *1*, 226-240.

Belaid, F., & Rault, C. (2021). Energy expenditure in Egypt: Empirical evidence based on a quantile regression approach. *Environmental Modeling & Assessment*, *26*(4), 511-528.

Boardman, B. (1991). *Fuel poverty: From cold homes to affordable warmth.* Belhaven Press.

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

Buhai, S. (2005). Quantile regression: overview and selected applications. *Ad Astra*, *4*(4), 1-17.

Cao, L., & Nguea, S. M. (2025). Vulnerable energy, vulnerable food: Assessing the effects of energy vulnerability on food security in Africa. *Energy*, *320*, 135105.

Churchill, S. A., & Smyth, R. (2021). Energy poverty and health: Panel data evidence from Australia. *Energy economics*, *97*, 105219.

De Maria, P. F. (2012). Determinantes da pobreza no Brasil: estudo com regressões logit.

de Arce, R., & Mahía, R. (2019). Drivers of electricity poverty in Spanish dwellings: A quantile regression approach. *Energies*, *12*(11), 2089. https://doi.org/10.3390/en12112089

Drescher, K., & Janzen, B. (2021). Determinants, persistence, and dynamics of energy poverty: An empirical assessment using German household survey data. *Energy Economics*, *102*, 105433. https://doi.org/10.1016/j.eneco.2021.105433

European Parliament, Directorate-General for Internal Policies. (2017). Energy poverty: Addressing energy poverty in the EU—Indicators, data and policy (IPOL_STU(2017)607350).

European Parliamentary Research Service (EPRS). (2022). Energy poverty in the EU (Briefing 733583).

Fumo, N., & Biswas, M. R. (2015). Regression analysis for prediction of residential energy consumption. *Renewable and sustainable energy reviews*, *47*, 332-343.

Gonza, C. N., González, F. D. F., & Duran, P. A. (2022). Hábitat, Pobreza Energética y Mujeres Indígenas en el noroeste argentino: una propuesta interseccional para comunidades en zonas rurales aisladas del chaco salteño.

González, F., & Ibáñez Martín, M. (2023). Multidimensional energy poverty in Latin America: Tariffs, access, and inequality. En *Energy policy and inequality in Latin America* (pp. xx-xx). Routledge.

González-Eguino, M. (2014). La pobreza energética y sus implicaciones. *Basque Centre for Climate Change (BC3) Working Paper Series*, *8*.

Grossmann, K., Jiglau, G., Dubois, U., Sinea, A., Martín-Consuegra, F., Dereniowska, M., Franke, R., Guyet, R., Horta, A., Katman, F., et al. (2021). The critical role of trust in experiencing and coping with energy poverty: Evidence from across Europe. *Energy Research & Social Science*, *76*, 102064.

Groves, C., Shirani, F., Pidgeon, N., Cherry, C., Thomas, G., Roberts, E., & Henwood, K. (2020). 'The bills are a brick wall': narratives of energy vulnerability, poverty and adaptation in South Wales. *Energy Research & Social Science*, *70*, 101777.

Guzowski, C., Ibañez Martín, M. M., & Zabaloy, M. F. (2021). Pobreza energética: Conceptualización y su vínculo con la exclusión. Breve revisión para América Latina. *Ambiente & Sociedade*, *24*, e00027. https://doi.org/10.1590/1809-4422asoc20200027r2vu2021L2DE

Guzowski, C., Ibáñez Martin, M. M., & Zabaloy, M. F. (2021). Pobreza energética: conceptualización y su vínculo con la exclusión. Breve revisión para América Latina. *Ambiente & Sociedade*, *24*, e00272.

Hancevic, P., & Navajas, F. (2015). Consumo residencial de electricidad y eficiencia energética: Un enfoque de regresión cuantílica. *El Trimestre Económico*, *82*(328), 897-927. https://doi.org/10.20430/ete.v82i328.188

Harold, J., Cullinan, J., & Lyons, S. (2017). The income elasticity of household energy demand: A quantile regression analysis. *Applied Economics*, *49*(54), 5570-5578. https://doi.org/10.1080/00036846.2017.1313952

Healy, J., & Clinch, J. P. (2002). Fuel poverty, thermal comfort and occupancy: Results of a national household-survey in Ireland. *Applied Energy*, *73*(3-4), 329-343. https://doi.org/10.1016/S0306-2619(02)00102-5

Hou, J., Zhou, W., & Jiang, Y. (2022). Multidimensional energy poverty and depression among China's older adults. *Frontiers in Public Health*, *10*, 977958.

Ibañez Martín, M., Zabaloy, M. F., & Guzowski, C. (2022). Privación y pobreza energética: cocción limpia en Argentina. *SaberEs*, *14*(1), 53-84.

Ibáñez Martín, M. M., Guzowski, C., & Maidana, F. (2020). Pobreza energética y exclusión en Argentina: Mercados rurales dispersos y el programa PERMER. *Revista Reflexiones*, *99*(1), 40-71.

Ibáñez Martín, M. M., Nastasi, F., & Poveda, Y. E. M. (2025). *Luces sobre la desigualdad: ¿Es la energía una forma de desigualdades entre, y dentro, América Latina y Europa?* Fundación EULAC.

Ibáñez Martín, M. M., Zabaloy, M. F., & Guzowski, C. (2022). Privación y pobreza energética: Cocción limpia en Argentina. *SaberEs*, *14*(1), 53-84. https://doi.org/10.35305/s.v14i1.268

Ibáñez Martín, M., & Poggiese, D. (2022). Energy poverty as social exclusion: Evidence from survey-based indicators.

Ibáñez Martín, M., Zabaloy, M., & Dubois, A. (2024). Measuring energy poverty in Buenos Aires households: A needs-based approach. *Regional Statistics*, *14*(1), 63-84.

Ismail, Z., & Khembo, P. (2015). Determinants of energy poverty in South Africa. *Journal of energy in southern Africa*, *26*(3), 66-78.

Jacinto, G. P., Carrizo, S. C., & Gil, S. (2018). Energía y pobreza en la Argentina.

Koenker, R. (2005). *Quantile regression.* Cambridge University Press.

Koenker, R., & Bassett, G. (1978). Regression quantiles. *Econometrica*, *46*(1), 33-50.

Lewis, P. G. (1982). *Fuel poverty can be stopped.* National Right to Fuel Campaign.

Maier, S., & Dreoni, I. (2024). Who is "energy poor" in the EU? (JRC Technical Report JRC138418).

Martínez, C., Sánchez, J., & Hernández, D. (2018). Energy poverty in Spain: Determinants and policy implications. *Energy Policy*, *113*, 420-429. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2017.11.068

Morilla, D., & et al. (2024). Energy poverty assessment: Indicators and implications for policy. *Energy Policy*, *190*, 113223.

Mould, R., & Baker, K. J. (2017). Documenting fuel poverty from the householders' perspective. *Energy Research & Social Science*, *31*, 21-31. https://doi.org/10.1016/j.erss.2017.06.004

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

Pachauri, S., & Spreng, D. (2011). Measuring and monitoring energy poverty. *Energy Policy*, *39*(12), 7497-7504. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2011.07.008

Palencia González, J. A., O'Malley, E., & O'Neill, D. (2023). Hidden fuel poverty in Spain and Ireland: A comparative study of measuring and targeting (ESRI Working Paper No. 765).

Puig, J. M. (2023). *Pobreza energética en Argentina* [Tesis doctoral, Universidad Nacional de La Plata].

Pye, S., Dobbins, A., Baffert, C., Brajković, J., Deane, P., & De Miglio, R. (2015). Addressing energy poverty and vulnerable consumers in the energy sector across the EU. *L'Europe en Formation*, *378*(4), 64-89.

Recalde, M., Peralta, A., Oliveras, L., Tirado-Herrero, S., Borrell, C., Palència, L., Gotsens, M., Artazcoz, L., & Marí-Dell'Olmo, M. (2019). Structural energy poverty vulnerability and excess winter mortality in the European Union. *Energy Policy*, *133*, 110869.

Rios-Avila, F., & Maroto, M. L. (2024). Moving beyond linear regression: Implementing and interpreting quantile regression models with fixed effects. *Sociological Methods & Research*, *53*(2), 639-682.

Rodrigues, T. P., & Gonçalves, S. (2018). Pobreza energética: evidências para famílias da área rural do Brasil. *LVI Congresso da Sociedade Brasileira de Economia.*

Santos, M. E. (2022). *Informe de Pobreza Multidimensional en Bahía Blanca – II Semestre 2021* (Documento de trabajo EPUE N°1). IIESS CONICET. Bahía Blanca.

Santos, M. (2024). *Informe de Pobreza Multidimensional en Bahía Blanca: Encuesta de Inclusión Social Sostenible 2024* (inf. téc. N.º 1) (Dirección: Dra. María Emma Santos). UNS–CONICET.

Siksnelytė-Butkienė, I., Streimikienė, D., Lekavičius, V., & Baležentis, T. (2021). Energy poverty indicators: A systematic literature review and comprehensive analysis of integrity. *Sustainable Cities and Society*, *67*, 102756.

Sule, I. K., Yusuf, A. M., & Salihu, M.-K. (2022). Impact of energy poverty on education inequality and infant mortality in some selected African countries. *Energy Nexus*, *5*, 100034.

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. https://doi.org/10.1177/1420326X17718019

Xie, L., Hu, X., Zhang, X., & Zhang, X.-B. (2022). Who suffers from energy poverty in household energy transition? Evidence from clean heating program in rural China. *Energy Economics*, *106*, 105795.

Xie, Y., & Xie, E. (2023). Measuring and analyzing the welfare effects of energy poverty in rural China based on a Multi-Dimensional energy poverty index. *Sustainability*, *15*(18), 13603.

Zabaloy, M., Ibáñez Martín, M., & Guzowski, C. (2022). Tarifas energéticas y pobreza en Argentina: Limitaciones de los indicadores tradicionales.

Zabaloy, M. F., Ibañez Martín, M. M., & Guzowski, C. (2023). La transición energética justa y la pobreza energética en Argentina: ¿Qué rol juega el territorio? *Revista Planeo*, (47), 11. https://doi.org/10.7764/plan.047.096

Zhang, D., Wang, M., & Zhang, Y. (2022). Multidimensional energy poverty and depression among China's rural households: Evidence from instrumental-variable quantile regressions. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, *19*(24), 17088. https://doi.org/10.3390/ijerph192417088