



Observatorio de la
Transición Energética
y la Acción Climática

MAYO 2026

Atlas de la Pobreza Energética de España

RESUMEN

Este informe presenta el primer Atlas de la Pobreza Energética de España. Esta primera edición ofrece un análisis del gasto energético doméstico y de la carga energética a nivel de sección censal. Estos resultados ayudan a identificar áreas críticas y a orientar la priorización de políticas públicas. Además, el trabajo sienta las bases metodológicas para incorporar otros indicadores de pobreza energética en futuras ediciones.

[f](#) [@](#) [t](#) www.otea.info

BC3 BASQUE CENTRE FOR
CLIMATE CHANGE
Klima Aldaketa Ikergai

www.bc3research.org

Personas que han participado en el estudio:

Manuel Tomás, Iñaki Arto, Xaquín García-Muros y Mikel González-Eguino.

La responsabilidad por los resultados de este trabajo recae exclusivamente en los autores; en consecuencia, dichos resultados no deben ser atribuidos a los proveedores de datos ni a las instituciones correspondientes.

Agradecimientos

Este informe ha sido realizado gracias al apoyo financiero de la *European Climate Foundation*. Asimismo, agradecemos a todas las personas que han proporcionado comentarios y aportaciones, contribuyendo así a enriquecer y fortalecer este trabajo.

Índice

1. Introducción	9
2. Atlas de la Pobreza Energética de España.....	12
2.1 Facturas energéticas domésticas por sección censal.....	12
2.2 Análisis de vulnerabilidad energética por sección censal.....	14
2.3 Rankings de vulnerabilidad energética y áreas prioritarias de actuación.....	18
3. Conclusiones	25
Anexo. Datos y metodología	30

Índice de tablas

Tabla 1: Indicadores intraurbanos de vulnerabilidad energética y desigualdad en las grandes ciudades de España (más de 300.000 habitantes) en 2023¹⁷

Índice de figuras

Figura 1: Facturas energéticas domésticas de los hogares por sección censal en 2023.....	13
Figura 2: Carga energética media de los hogares por sección censal en 2023	15
Figura 3: Carga energética media de los hogares por sección censal en una selección de grandes ciudades de España (más de 300.000 habitantes) en 2023.....	16
Figura 4: Rankings de secciones censales con mayor carga energética media en 2023.....	20
Figura 5: Ejemplo de identificación de áreas críticas de vulnerabilidad energética: ingreso bajo (Q1), alta carga energética (Q5) y alto porcentaje de edificios antiguos, anteriores a 1970 (Q5)	22
Figura 6: Ranking de áreas críticas de vulnerabilidad energética en 2023...23	

Resumen ejecutivo

La pobreza energética se define como la dificultad de los hogares para cubrir sus necesidades energéticas básicas y responde a una combinación de factores, como bajos ingresos, precios elevados de la energía o viviendas ineficientes. Sus efectos sobre el bienestar, la salud y la igualdad de oportunidades son significativos, y adquieren especial relevancia ante diversas circunstancias que pueden encarecer los precios de la energía, como los conflictos bélicos, las tensiones en los mercados globales o determinadas políticas fiscales, energéticas y climáticas. En este contexto, resulta imprescindible identificar con precisión dónde se concentran los hogares más expuestos, con el fin de focalizar medidas y orientar inversiones.

Este informe presenta los principales hallazgos de la primera fase de desarrollo del Atlas de la Pobreza Energética de España del Observatorio de la Transición Energética y la Acción Climática ([OTEA](#)). Este Atlas estima por primera vez a escala de sección censal el gasto energético doméstico (total y por componentes) de los hogares españoles y su carga energética, definida como la proporción del ingreso neto destinada al pago de la energía.

La información proporcionada por el Atlas pretende contribuir a mejorar de forma sustancial los sistemas de indicadores nacionales y regionales utilizados para medir la pobreza energética, ya que permite localizar la vulnerabilidad con un alto nivel de granularidad territorial, capturando desigualdades intraurbanas y heterogeneidades locales asociadas al clima, la densidad de población, la disponibilidad de infraestructuras energéticas (como la red de gas), el mix de combustibles y la antigüedad del parque residencial. Asimismo, esta información puede ser especialmente útil para identificar áreas de intervención prioritaria, por ejemplo, en materia de rehabilitación energética.

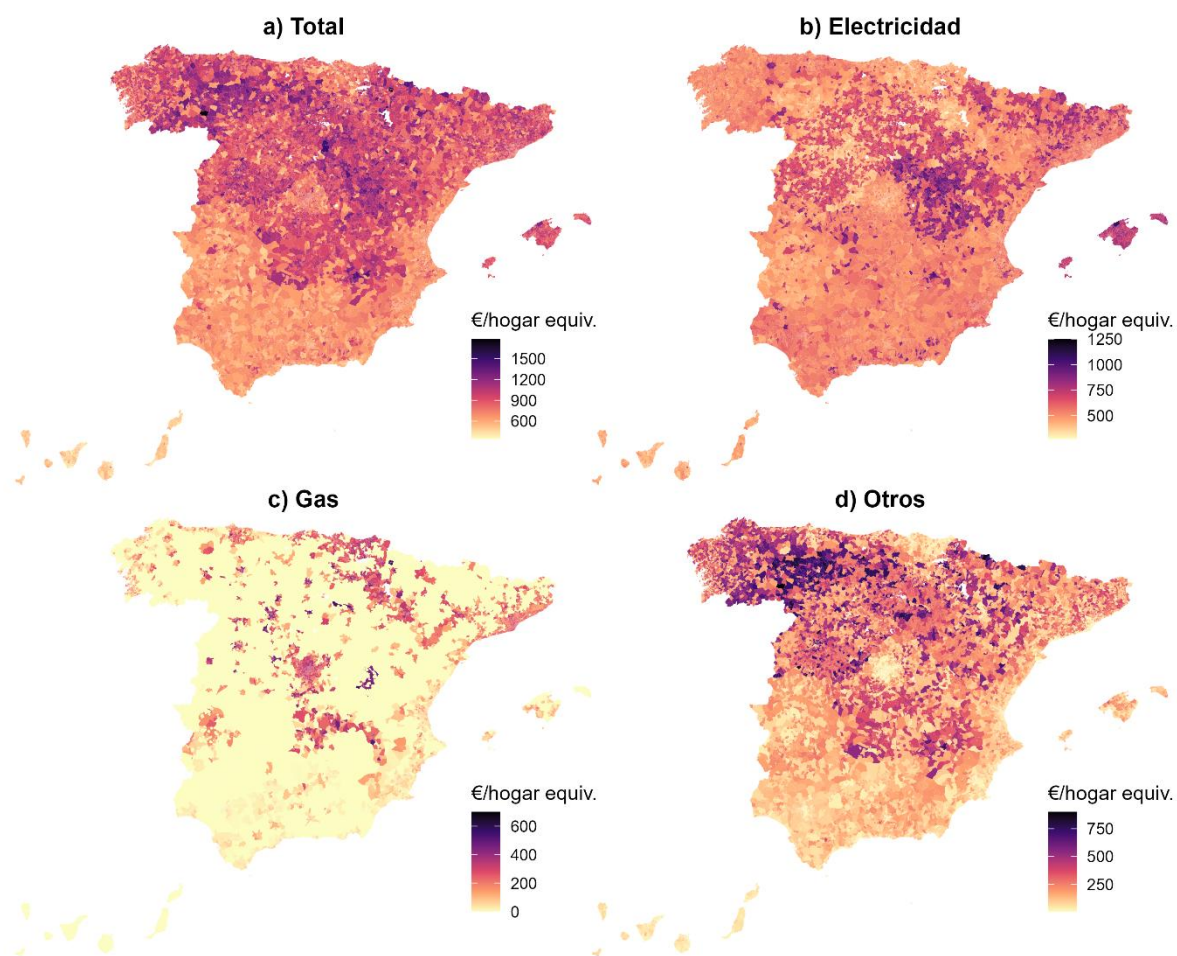
Los resultados muestran que la factura energética doméstica media en 2023 fue de 763 € por hogar en el conjunto de las secciones censales del país (mediana 749 €). No obstante, esta cifra presenta una variabilidad notable entre secciones. En el 10 % de las secciones con menor gasto, la factura media fue de 566 € o inferior, mientras que en el 10 % con mayor gasto alcanzó los 990 € o más. El patrón territorial del gasto total tiende a ser más intenso en el centro-norte, de forma coherente con las mayores necesidades de calefacción en zonas climáticas más severas.

El Atlas representa estos resultados espacialmente como muestra la Figura R1. Esta figura muestra la distribución espacial del gasto energético doméstico medio por hogar desagregando el gasto total (a) y sus componentes: electricidad (b), gas natural (c) y otros combustibles (d). El panel (a) sugiere un mayor gasto total en amplias zonas del centro y norte peninsular, consistente con mayores necesidades térmicas, mientras que en el sur y áreas costeras los valores tienden a ser más bajos. La electricidad (b) presenta un patrón relativamente más homogéneo en comparación con el resto de fuentes. En cambio, el gas (c) muestra una distribución mucho más localizada, concentrada en áreas con mayor implantación de la red de distribución y climas más fríos, y valores bajos o nulos en gran parte del territorio donde el clima es más cálido o no hay acceso a la red. Por último, otros combustibles

(d) destacan en el centro-oeste y en ámbitos más rurales, especialmente en áreas con climas más fríos y sin acceso a gas natural.

En conjunto, la Figura R1 muestra claramente la heterogeneidad territorial del gasto energético y evidencia que la exposición de los hogares a variaciones de precios o cambios regulatorios puede diferir según el mix energético local.

Figura R1: Facturas energéticas domésticas de los hogares por sección censal en 2023



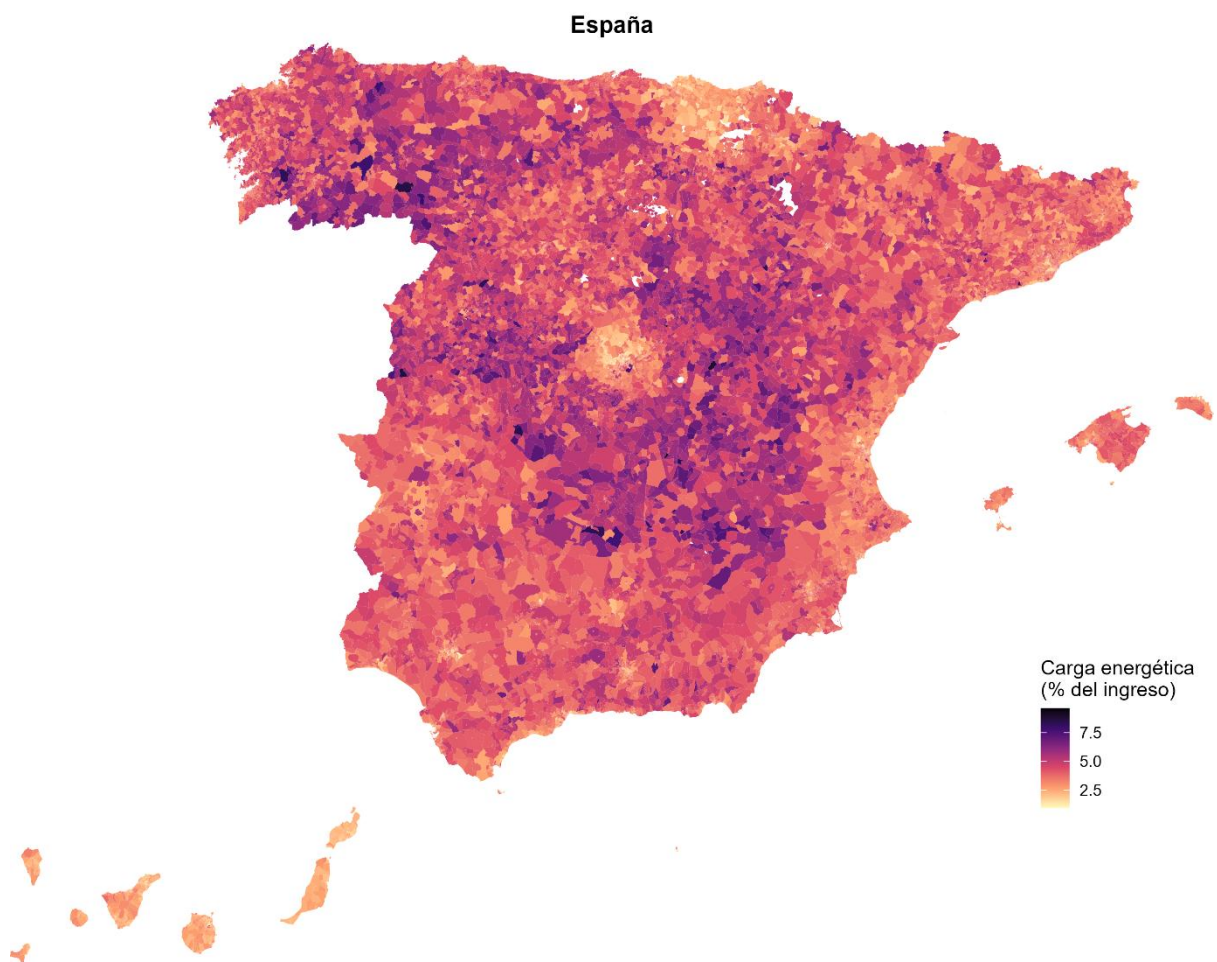
Fuente: elaboración propia a partir de las fuentes de datos y la metodología descritas en el Anexo.

La Figura R2 representa la distribución territorial de la carga energética, definida como el porcentaje del ingreso neto que, en promedio, los hogares de cada sección censal destinan al pago de la energía doméstica. La carga energética media fue del 3,67 % (mediana 3,6 %). En el 10 % de las secciones con menor carga, esta se situó en el 2,4 % o menos, mientras que en el 10 % de las secciones con mayor carga se alcanzan cifras del 5,52 % o más. Las diferencias son aún más acusadas al considerar los valores más extremos, con un mínimo del 0,93 % en una sección censal de Canarias y un máximo del 9,6 % en una sección censal de Castilla-La Mancha.

El concepto de carga energética modifica de forma significativa la visión espacial respecto a los resultados del gasto energético: algunos de los contrastes entre el

centro-norte y el sur-litoral se atenúan, ya que el mayor gasto asociado al clima puede verse parcialmente compensado por mayores niveles de renta. Esto confirma la importancia de medir la vulnerabilidad no solo en términos de gasto, sino también de esfuerzo relativo sobre la renta del hogar. La carga energética permite identificar no solo dónde se gasta más, sino también dónde ese gasto supone un mayor esfuerzo relativo. El mapa muestra una heterogeneidad espacial notable, pero un patrón más equilibrado que el observado en las facturas energéticas totales, ya que zonas con mayor gasto pueden presentar cargas moderadas si los ingresos son más altos, mientras que áreas con ingresos bajos pueden registrar cargas elevadas incluso con facturas no especialmente altas. En definitiva, la Figura R2 ayuda a localizar áreas donde la carga energética es mayor (asociado a una mayor probabilidad de sufrir pobreza energética) y donde las intervenciones de apoyo y eficiencia deberían ser prioritarias.

Figura R2: Carga energética media de los hogares por sección censal en 2023



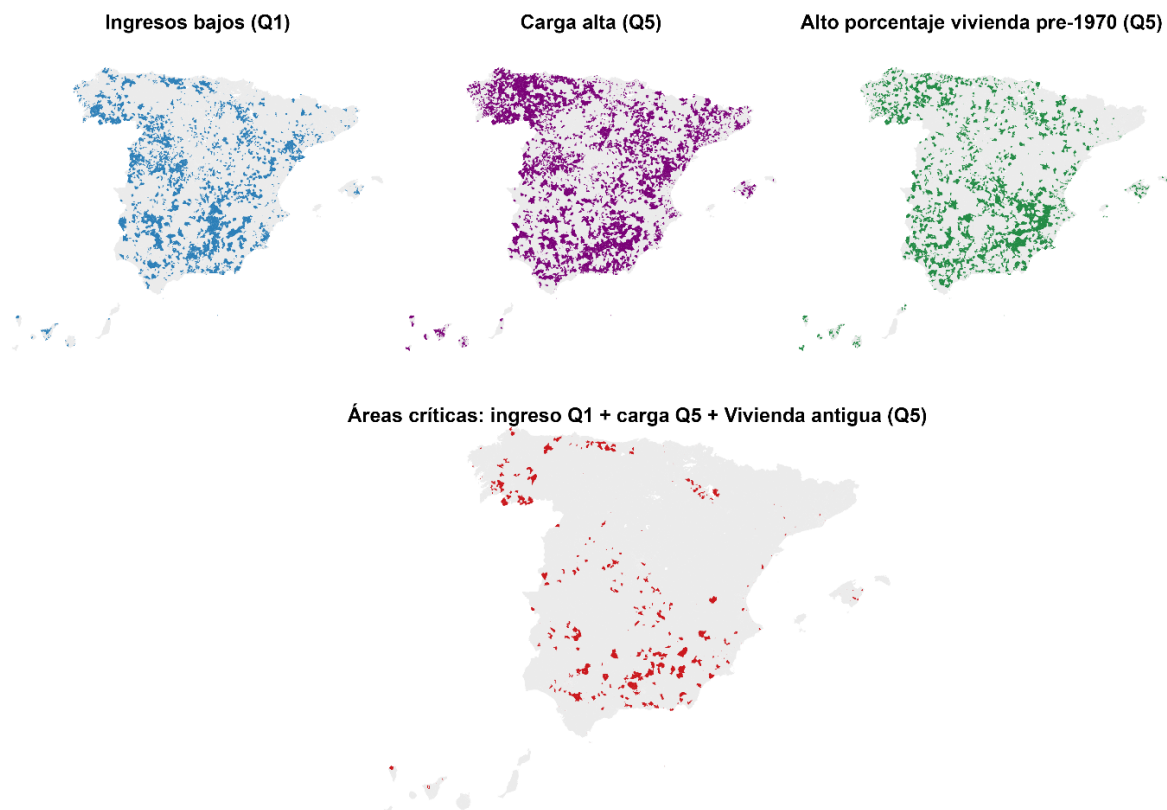
Fuente: elaboración propia a partir de las fuentes de datos y la metodología descritas en el Anexo.

A escala municipal, el Atlas revela una marcada heterogeneidad intraurbana en la vulnerabilidad energética: dentro de un mismo municipio pueden coexistir secciones censales con cargas energéticas bajas y otras donde el esfuerzo relativo para pagar la energía es sustancialmente mayor. Esa heterogeneidad es más patente en las grandes urbes. En general, las cargas más elevadas tienden a concentrarse en barrios periféricos y de menor renta, donde con frecuencia coinciden ingresos más

reducidos y un parque residencial más envejecido o menos eficiente, lo que incrementa el gasto necesario para alcanzar un confort térmico adecuado. Al comparar grandes ciudades, se observa que niveles de gasto relativamente altos no implican necesariamente una mayor vulnerabilidad si van acompañados de ingresos también relativamente superiores (como ocurre en Madrid o Barcelona), mientras que en ciudades con rentas más bajas pueden registrarse cargas medias más elevadas pese a tener facturas moderadas. Estos patrones subrayan la utilidad de la información generada en el Atlas a escala de sección censal para diseñar determinadas políticas (por ejemplo, las de rehabilitación energética) y focalizar las ayudas, identificando “bolsas” de vulnerabilidad energética dentro del tejido urbano donde la intervención pública puede ser más urgente y efectiva.

Para orientar la acción pública no basta con localizar áreas con cargas energéticas altas, donde existe una mayor probabilidad de sufrir pobreza energética. Es necesario identificar dónde la vulnerabilidad es acumulativa y más estructural. El Atlas permite cruzar la carga energética con otras dimensiones espaciales relevantes, como el nivel de ingresos (equidad) y la antigüedad del parque residencial (potencial de rehabilitación). Este tipo de combinación de capas (u otras combinaciones según los intereses) puede ayudar a priorizar áreas donde la intervención puede ser simultáneamente socialmente más justa y técnicamente más coste-efectiva.

Figura R3: Ejemplo de identificación de áreas críticas de vulnerabilidad energética: ingreso bajo (Q1), alta carga energética (Q5) y alto porcentaje de edificios antiguos, anteriores a 1970 (Q5)



Fuente: elaboración propia a partir de las fuentes de datos y la metodología descritas en el Anexo.
 Nota: Los quintiles se calculan dentro de cada Comunidad Autónoma.

La Figura R3 ilustra cómo la información del Atlas puede utilizarse para identificar áreas potencialmente prioritarias de actuación frente a la vulnerabilidad energética, en función del nivel de ingresos, la carga energética y la antigüedad del parque residencial. En concreto, la figura combina tres criterios definidos dentro de cada Comunidad Autónoma (CCAA): ingresos bajos, quintil 1 (Q1 dentro de la CCAA); alta carga energética, quintil 5 (Q5 dentro de la CCAA); y alto porcentaje de edificios antiguos, anteriores a 1970, quintil 5 (Q5 dentro de la CCAA). La combinación de estos tres criterios da lugar a las secciones representadas en rojo en el mapa nacional situado en la parte inferior de la figura, que corresponden a zonas críticas donde coinciden una baja capacidad de pago, una elevada exposición al gasto energético y un parque edificatorio envejecido. Estas áreas podrían considerarse candidatas prioritarias para políticas como la rehabilitación energética focalizada, las actuaciones coordinadas en edificios o los programas de ayudas directas.

Además de los mapas, es posible elaborar rankings de vulnerabilidad energética, que constituyen una herramienta práctica para priorizar actuaciones en puntos concretos, complementando la lectura espacial (el informe detalla las secciones censales más vulnerables del país). Ordenar las secciones por carga energética o por criterios compuestos ayuda a identificar dónde la intervención puede ser más urgente, aunque estos rankings deben interpretarse siempre con cautela y, preferiblemente, combinarse con información local y con conocimiento experto.

En conjunto, los resultados del Atlas permiten avanzar hacia unas políticas públicas con una perspectiva territorial y espacialmente explícita. La escala de sección censal permite orientar inversiones en rehabilitación y eficiencia hacia barrios concretos, mejorar la asignación de ayudas y programas de acompañamiento en aquellos barrios donde el esfuerzo para pagar la factura energética es mayor, y anticipar exposiciones diferenciadas ante cambios en los precios o en la regulación en función del mix energético local. Esta información puede contribuir a una planificación más eficiente y equitativa de las políticas sociales, energéticas y climáticas.

Esta primera edición del Atlas abre la puerta a múltiples líneas de trabajo futuras. En primer lugar, el Atlas no incorpora por el momento algunos de los indicadores de pobreza energética utilizados en el marco de la Estrategia Nacional contra la Pobreza Energética (ENPE), ya que su estimación a escala de sección censal requiere un desarrollo metodológico adicional, si bien este trabajo sienta ya las bases metodológicas para su cálculo. Además, la nueva ENPE 2026-2030 prevé la actualización y adaptación de los indicadores de pobreza energética, por lo que se espera avanzar en la incorporación de estos indicadores en futuras ediciones del Atlas a medida que estas adaptaciones se consoliden.

Por otro lado, en los últimos años el concepto de pobreza energética se ha ampliado para incluir la pobreza de transporte. Aunque ya existen indicadores de este fenómeno a escala nacional, una línea de trabajo futura consiste precisamente en su desagregación a escala de sección censal. La combinación de ambas dimensiones de vulnerabilidad (energía doméstica y transporte) permitiría identificar con mayor precisión barrios de atención prioritaria, por ejemplo, ante cambios en el precio de la energía, como en el caso del incremento de los precios del carbono derivado del ETS2, así como mejorar el diseño y la focalización de instrumentos de política

pública destinados a mitigar los impactos sobre los colectivos más vulnerables, como el Plan Social para el Clima.

1. Introducción

Satisfacer las necesidades energéticas básicas, como mantener el hogar a una temperatura adecuada, es esencial para la salud, así como para garantizar la igualdad de oportunidades. Las familias que no pueden permitirse unas condiciones mínimas de confort se encuentran en situación de pobreza energética. Numerosas publicaciones científicas han estudiado este fenómeno, conceptualizándolo y proponiendo indicadores para medirlo (Boardman, 1991; González-Eguino, 2015; Hills, 2012; Romero et al., 2018). Estos debates, inicialmente académicos, se han ido progresivamente trasladando al espacio político, materializándose en legislación europea¹ y nacional² dirigida a la implementación de políticas públicas para combatir la pobreza energética.

En España, de acuerdo con la nueva Estrategia Nacional contra la Pobreza Energética (ENPE) 2026-2030, se adopta como marco de referencia la definición de pobreza energética incorporada por la Directiva (UE) 2023/1791, entendida como *“toda situación en la que un hogar no puede acceder a los servicios energéticos esenciales cuando dichos servicios proporcionan unos niveles básicos y dignos de vida y salud, como calefacción, agua caliente, refrigeración e iluminación adecuadas, y la energía para hacer funcionar los aparatos, dados el contexto nacional pertinente, la política social nacional existente y otras políticas nacionales pertinentes, como consecuencia de varios factores, incluidos, como mínimo, los siguientes: inasequibilidad, renta disponible insuficiente, gasto energético elevado y escasa eficiencia energética de los hogares”* (MITECO, 2026, p. 12). Como se observa, la pobreza energética responde a factores diversos, que pueden variar de unas familias a otras, entre los que destacan, por un lado, factores económicos como los bajos ingresos y el elevado coste de la energía y, por otro, la baja eficiencia energética de las viviendas y de su equipamiento, lo que obliga a realizar un mayor gasto para alcanzar un nivel adecuado de confort térmico.

En el contexto actual, la aplicación a escala europea de diversas iniciativas que afectan a la fiscalidad de los productos energéticos, como la revisión de la Directiva sobre Fiscalidad de la Energía (ETD) o la ampliación del Régimen de Comercio de Derechos de Emisión de la Unión Europea (UE) a los sectores del transporte y de los edificios (ETS2), aumentará los precios de los combustibles fósiles. Estas políticas, por tanto, pueden aumentar el número de hogares en situación de pobreza energética, por lo que resulta esencial identificar adecuadamente a quienes sufren este problema y diseñar medidas al respecto. Un buen ejemplo de este enfoque es el Fondo Social para el Clima, que exige a los Estados Miembros de la UE identificar a los hogares en situación de pobreza energética y a los más afectados por el ETS2,

¹ La UE introdujo el concepto de pobreza energética por primera vez en la Directiva sobre normas comunes para el mercado interior de la electricidad (2009/72/CE). Desde entonces, dicho concepto se ha incorporado a otros marcos normativos, como las Directivas (UE) 2018/2002 y 2023/1791 sobre eficiencia energética, así como a los Reglamentos (UE) 2018/1999 y 2023/955, que articulan respectivamente los Planes Nacionales Integrados de Energía y Clima y el Fondo Social para el Clima.

² En España se aprobó la primera Estrategia Nacional contra la Pobreza Energética (ENPE) 2019-2024, adoptada por el Consejo de Ministros, el 5 de abril de 2019. Finalizado su periodo de vigencia, el Gobierno acaba de aprobar la nueva ENPE para el periodo 2026-2030.

para adoptar medidas que ayuden a mitigar los impactos adversos sobre estos colectivos.

Una cuestión clave en relación con el fenómeno de la pobreza energética es cómo se mide. En España, al igual que en la UE, se emplea principalmente un conjunto de indicadores³ basados en encuestas de hogares de ámbito nacional, que permiten caracterizar el problema de forma agregada para el conjunto del país y también para algunas desagregaciones a nivel de comunidad autónoma y zona climática (MITECO, 2024). Sin embargo, este enfoque resulta insuficiente para localizar con precisión a las familias en situación de pobreza energética a lo largo del territorio nacional, es decir, a escala municipal, de distrito, o de sección censal.

Este enfoque marca una dirección que es necesario seguir, especialmente si se tiene en cuenta que las causas de la pobreza energética dependen de factores muy heterogéneos, como el clima, la densidad de población, el nivel de renta, las características del parque de viviendas, el equipamiento de los hogares, los estándares de vida locales, etc., que pueden variar de forma notable entre municipios e incluso entre distritos y secciones censales de una misma ciudad. Por tanto, resulta crucial avanzar hacia una medición de la pobreza energética con la máxima granularidad territorial posible, que permitiría diseñar e implementar políticas más focalizadas capaces de abordar las necesidades específicas de cada territorio, así como evaluar con mayor precisión el impacto de las intervenciones realizadas a este respecto.

En la literatura se han producido algunos avances en esta dirección. Para ello, los investigadores han combinado distintas fuentes de datos y técnicas estadísticas avanzadas. En el caso del Reino Unido, por ejemplo, Robinson et al. (2018) analizan la geografía de distintos indicadores de pobreza energética a nivel de barrio y muestran cómo el paso de un indicador basado en el gasto relativo a otro que incorpora la eficiencia energética altera de forma significativa el mapa de la vulnerabilidad energética. De manera complementaria, estudios recientes para el caso de Italia ilustran cómo la integración de datos de certificados de eficiencia energética, censos y encuestas permite estimar el riesgo de pobreza energética a escala municipal (Camboni et al., 2021; Fabbri & Gaspari, 2021).

En España, la literatura también ofrece algunos resultados relevantes. Para la ciudad de Madrid, Martín-Consuegra et al. (2019) y Sánchez-Guevara Sánchez et al. (2020) emplean indicadores socioeconómicos y características del parque residencial para cartografiar la pobreza energética por distritos, mientras que Marí-Dell'Olmo et al. (2022) aplican modelos espaciales bayesianos de área pequeña para obtener estimaciones a escala censal en la ciudad de Barcelona. A escala regional, Terés-Zubiaga (2023) y Sujar-Cost et al. (2024) combinan datos públicos de censos, certificados de eficiencia energética y estadísticas socioeconómicas para construir

³ En España, los indicadores principales son: (i) el gasto desproporcionado (2M), que mide el porcentaje de hogares cuyo gasto energético sobre la renta supera el doble de la mediana nacional; (ii) la pobreza energética escondida (HEP), que recoge el porcentaje de hogares con un gasto energético por unidad de consumo inferior a la mitad de la mediana como indicador de gasto insuficiente; (iii) el porcentaje de hogares que declaran no poder mantener una temperatura adecuada en la vivienda en invierno; y (iv) el porcentaje de hogares que declaran retraso en el pago de facturas de suministros de la vivienda.

índices de vulnerabilidad energética. Además, algunos trabajos han incorporado algoritmos de *machine learning* para identificar áreas vulnerables a la pobreza energética (Aguilar et al., 2025; Bienvenido-Huertas et al., 2023).

Este trabajo pretende ir más allá de las contribuciones existentes, sentando las bases metodológicas para el desarrollo del Atlas de la Pobreza Energética de España. En esta primera fase, el Atlas incluye, a escala de sección censal, indicadores de gasto energético total y de sus componentes: electricidad, gas natural y otros combustibles (GLP, combustibles líquidos y combustibles sólidos), e incorpora además a esa misma escala un indicador de vulnerabilidad energética: la carga energética (porcentaje del ingreso neto que el hogar destina al pago de los suministros energéticos en la vivienda principal).

No obstante, en futuros trabajos se incorporarán progresivamente otros indicadores de pobreza energética, como los usados en la ENPE, que el Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico (MITECO) reporta y que serán adaptados en el marco de la nueva ENPE 2026-2030. Por otro lado, la incorporación futura de aspectos relacionados con la pobreza de transporte permitiría identificar barrios en los que pueden darse ambas vulnerabilidades, lo que sería de gran ayuda para el diseño de políticas relacionadas con el ETS2 y con el Plan Social para el Clima, entre otras.

Además de esta *introducción*, el documento se estructura en dos bloques principales. En primer lugar, la *sección 2* presenta el Atlas de la Pobreza Energética de España y analiza las facturas energéticas domésticas de los hogares (2.1) y la vulnerabilidad energética a escala de sección censal (2.2). Asimismo, incluye rankings de vulnerabilidad energética y muestra cómo la información del Atlas puede contribuir a la identificación de áreas críticas de actuación (2.3). Por último, la *sección 3* sintetiza las principales conclusiones del análisis y sus implicaciones para el diseño de políticas públicas. Además, se incluye un *Anexo* con los datos y la metodología empleados.

2. Atlas de la Pobreza Energética de España

2.1 Facturas energéticas domésticas por sección censal

Las facturas energéticas domésticas reflejan el gasto que realizan los hogares para cubrir sus necesidades energéticas cotidianas en sus viviendas. Incluyen principalmente los pagos por electricidad y gas natural, así como por otros combustibles (gasóleo para calefacción, butano, propano, biomasa, etc.). El análisis de estas facturas ofrece una primera aproximación para comprender cómo los hogares satisfacen sus necesidades energéticas y cómo estas se traducen en un coste para las familias.

La Figura 1 muestra las facturas energéticas en España por unidad de consumo equivalente⁴ en el año 2023. Cada mapa muestra el gasto medio por sección censal para una categoría: gasto energético doméstico total (a), electricidad (b), gas⁵ (c) y otros combustibles⁶ (d).

En 2023, la media del gasto energético doméstico total a lo largo de las secciones censales fue de 763 € por hogar equivalente, con una mediana ligeramente inferior de 749 €. El rango de las facturas medias en la mayoría de las secciones censales (80 % del total) va desde 566 € (percentil 10, P10) hasta 990 € (percentil 90, P90). En los extremos, el mínimo fue de 345 € en una sección censal de Melilla, mientras que el máximo alcanzó 1783 € en una sección de Madrid. A partir de un análisis visual se observa que el gasto energético total (Figura 1.a) es más intenso en la zona central y el norte del país, mientras que en el sur y las zonas costeras tiende a ser menor. Esto puede asociarse a las diferentes condiciones climáticas entre territorios, con unas mayores necesidades de calefacción en climas más fríos en el centro-norte, donde el 78 % de las secciones se sitúan en las zonas climáticas más severas (zonas D/E), mientras que en el sur-litoral esa proporción baja al 9 %, predominando las zonas climáticas suaves (zonas α /A/B/C)⁷.

En el caso de la electricidad, se observa que es un componente del gasto energético cuya distribución respecto al resto de bienes energéticos es relativamente más homogénea (Figura 1.b). La media del gasto eléctrico a lo largo de las secciones

4 Para comparar el gasto energético entre secciones censales formadas por hogares de distinto tamaño y composición, las facturas se expresan en euros por unidad de consumo (es decir, por hogar equivalente). Para ello, el gasto energético medio de los hogares de una determinada sección censal se divide entre el número medio de unidades de consumo equivalentes (o tamaño del hogar equivalente), que se calcula, siguiendo los criterios de la OCDE, como la suma ponderada de los miembros del hogar según estas ponderaciones: el primer adulto cuenta como 1; los demás miembros de 14 o más años como 0,5; y los menores de 14 años como 0,3. Usar estas unidades es importante para comparar el gasto energético entre distintos tipos de familia, porque en la demanda energética de los hogares se producen economías de escala, es decir, cuantas más personas comparten una misma vivienda, una parte del gasto (por ejemplo, calefacción, potencia contratada, iluminación, etc.) se comparte y no aumenta en la misma proporción que el número de miembros. Así, dicha transformación permite comparar mejor la intensidad del gasto energético.

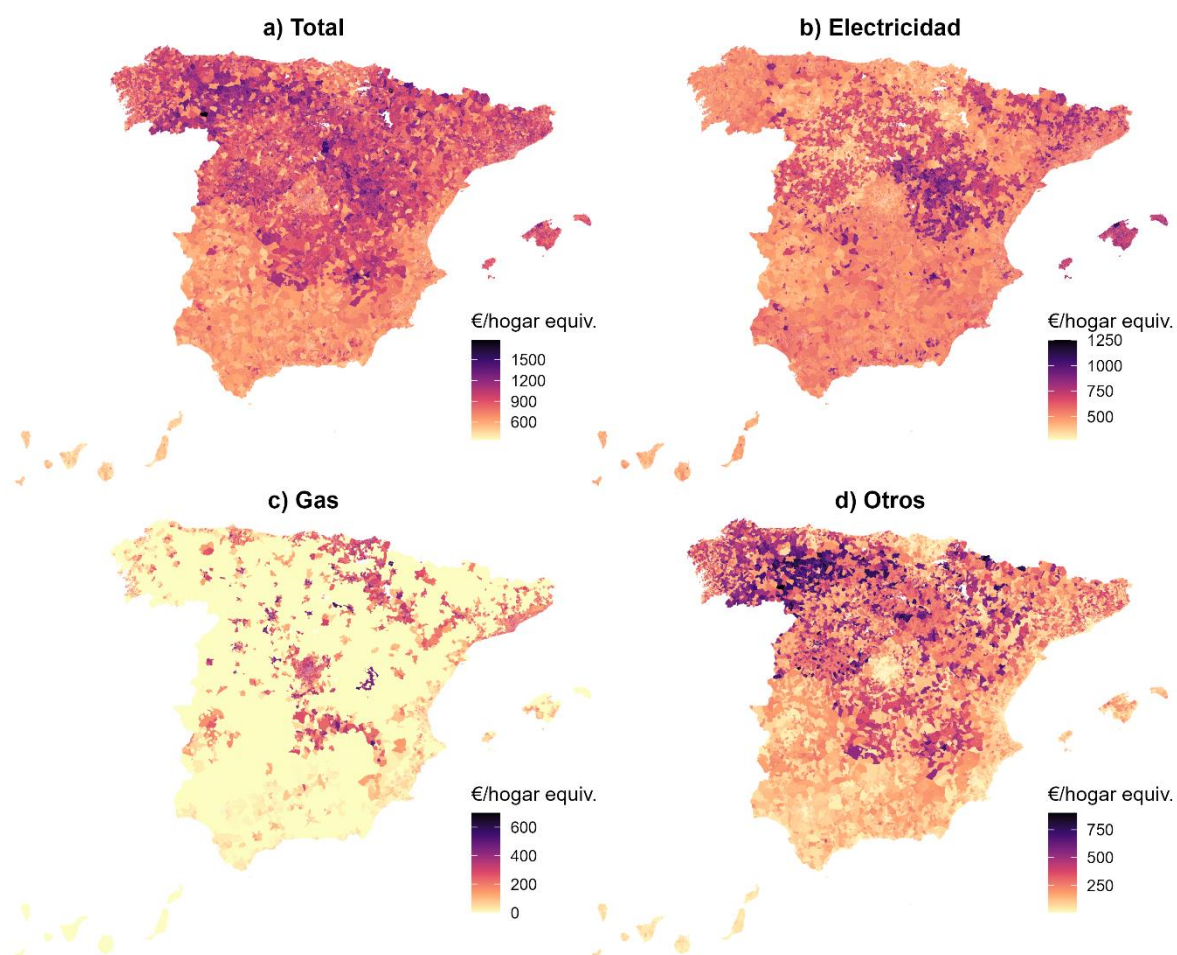
5 Incluye gas natural y gas ciudad.

6 Otros combustibles incluye gases licuados (por ejemplo, butano o propano), combustibles líquidos (por ejemplo, gasóleo o fuel-oil) y combustibles sólidos (por ejemplo, carbón o leña).

7 Las zonas climáticas α , A, B, C, D y E empleadas en este trabajo corresponden a las zonas climáticas de invierno del Código Técnico de la Edificación (CTE) de España.

censales fue de 513 €, con una mediana de 499 €, y un intervalo entre P10 y P90 relativamente estrecho de 402 € a 647 €, lo que indica una dispersión moderada, coherente con la mayor homogeneidad que muestra el mapa para este bien. Esto podría explicarse, en gran medida, porque la electricidad es un bien básico que está presente en prácticamente todos los hogares, al cubrir usos como iluminación y electrodomésticos, y en algunos casos también agua caliente o climatización⁸. Aunque la dispersión del gasto en electricidad es menor que para otras fuentes, existen zonas con mayores niveles de gasto eléctrico. En particular, en zonas del centro-este, en la mitad sur y en las islas, la electricidad aparece como una fuente relativamente más relevante, lo que puede estar relacionado con inviernos menos fríos (que reducen la necesidad de calefacción basada en otros combustibles) y veranos más cálidos (que aumentan la demanda asociada al aire acondicionado). Además, en estos territorios, un menor acceso a redes de gas y una menor utilización de combustibles alternativos podrían incrementar el peso relativo de la electricidad en el gasto energético doméstico total.

Figura 1: Facturas energéticas domésticas de los hogares por sección censal 2023



Fuente: elaboración propia a partir de las fuentes de datos y la metodología descritas en el Anexo.

⁸ El gasto en electricidad no puede desagregarse por usos finales, ya que los datos de la Encuesta de Presupuestos Familiares, principal fuente del ejercicio de estimación, proceden de los recibos de los hogares, que no incluyen ese nivel de detalle.

Respecto al gas natural, el mapa revela un patrón espacial más concentrado, con la zona centro y el noreste mostrando gastos más elevados (Figura 1.c), lo que sugiere, además de una mayor necesidad energética, una mayor penetración de las redes de gas. En otras zonas, donde la infraestructura está menos desarrollada o predominan otros sistemas de calefacción, el gasto medio es considerablemente más bajo. La media del gasto en gas a lo largo de las secciones censales fue de 138 €, con una mediana inferior de 87 €. En este caso, la distribución es más dispersa, con un intervalo entre P10 y P90 que va de 0 € a 326 €, lo que se explica por la disponibilidad o no de la red de distribución y los niveles de consumo más heterogéneos por zonas climáticas.

Por último, en el caso de otros combustibles (gases licuados, combustibles líquidos y sólidos), las zonas de mayor gasto se localizan principalmente en el centro-oeste y en algunos ámbitos rurales (Figura 1.d), donde estos productos mantienen un peso relativamente mayor en la cobertura de las necesidades térmicas del hogar, en parte para compensar la falta de acceso a redes de distribución de gas en zonas más diseminadas. La media del gasto en estos combustibles a lo largo de las secciones censales fue de 112 €, con una mediana baja de 65 €, y un intervalo entre los P10 y P90 de 18 € a 281 €, lo que indica que una parte de las secciones concentra valores particularmente elevados.

Estos resultados ponen de manifiesto la diversidad de patrones de gasto energético en el territorio nacional y la importancia de considerar el tipo de energía al analizar el esfuerzo económico asociado al consumo energético de los hogares. Además, distinguir entre fuentes permite comprender mejor cómo las subidas de precios o los cambios regulatorios podrían afectar de forma diferente a los hogares según su dependencia relativa de la electricidad, el gas u otros combustibles, y ofrece una primera aproximación de las zonas que pueden estar más expuestas a distintos eventos que pudieran alterar los precios de la energía.

2.2 Análisis de vulnerabilidad energética por sección censal

Un indicador relevante para aproximar la vulnerabilidad energética de los hogares es la carga energética, que mide la proporción de los ingresos netos que, en promedio, los hogares de una determinada sección censal destinan a cubrir sus necesidades de energía doméstica. A diferencia de los mapas basados únicamente en el gasto energético, la carga energética incorpora la dimensión de los ingresos, lo que permite identificar situaciones en las que facturas relativamente moderadas o incluso bajas en términos nacionales, pueden suponer un esfuerzo económico elevado para hogares con bajos recursos.

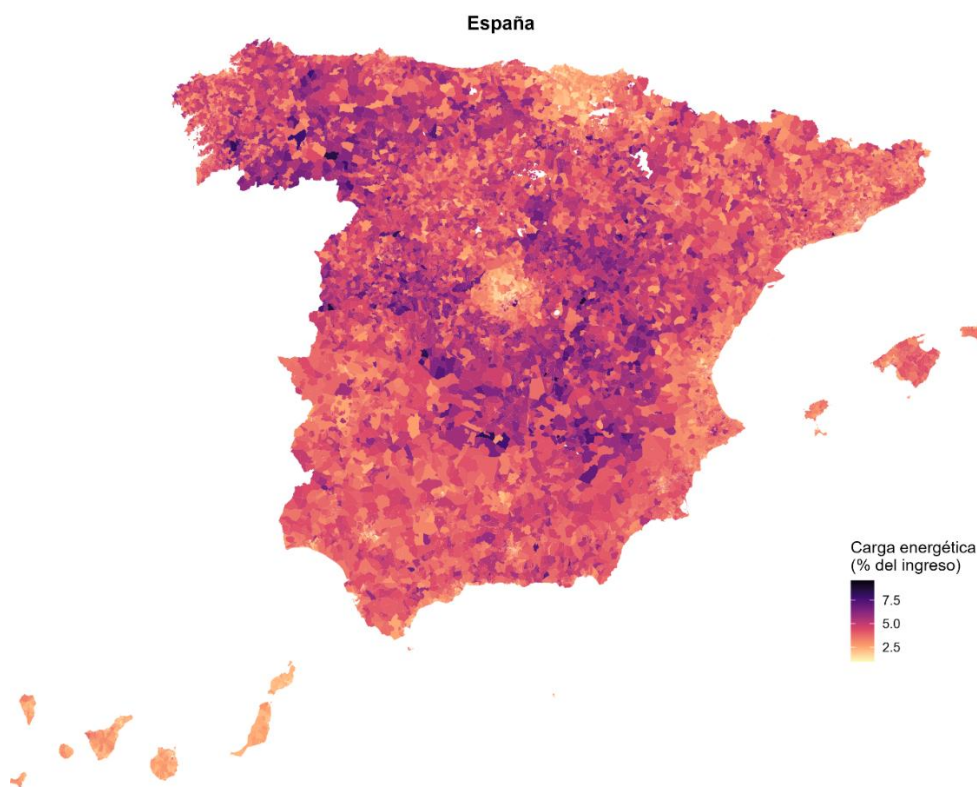
Así, la Figura 2 amplía la lectura territorial que ofrecía la Figura 1 al mostrar la carga energética por sección censal en España en 2023. Mientras que la Figura 1.a mostraba un patrón de gasto energético doméstico total más elevado en las zonas del centro-norte peninsular y más bajo en las zonas del sur-litoral, la carga energética suaviza en gran medida ese contraste, y el mapa de carga energética resulta, a grandes rasgos, más equilibrado entre ambos ámbitos geográficos. Esto se observa claramente en los datos, ya que el gasto energético medio a lo largo de

las secciones es mayor en el centro-norte que en el sur-litoral, con valores de 839 € frente a 682 € por unidad de consumo equivalente. Sin embargo, al expresar ese gasto energético como porcentaje del ingreso, la diferencia se reduce sustancialmente, siendo la carga energética media de las secciones del centro-norte del 3,9 % frente al 3,4 % de las del sur-litoral. Esto ocurre porque, en general, las secciones del centro-norte presentan también unos ingresos medios más altos (23.000 € frente a 21.000 € por unidad de consumo equivalente), de modo que parte del mayor gasto energético asociado a climas más fríos queda compensada por la mayor capacidad económica.

En términos generales, el promedio de las cargas energéticas medias a lo largo de las secciones censales fue del 3,67 %, con una mediana del 3,6 %. La dispersión es moderada pero relevante ya que el 10 % de las secciones con menor carga se sitúa por debajo del 2,4 % (P10) y el 10 % con mayor carga supera el 5,52 % (P90). Los extremos oscilan entre un mínimo del 0,93 % (sección en Las Palmas de Gran Canaria) y un máximo del 9,6 % (sección en Campo de Criptana, Castilla-La Mancha).

La comparación entre las Figuras 1 y 2 permite entender por qué es crucial distinguir entre dónde se gasta más y dónde ese gasto supone un mayor esfuerzo. El patrón climático y de mix energético que se observaba en la Figura 1 no implica necesariamente una mayor vulnerabilidad relativa, porque la carga energética depende también en gran medida de la renta disponible. En efecto, la carga energética media de las secciones está más asociada con sus ingresos (correlación -0,62) que con su gasto energético total (correlación 0,50), lo que sugiere que en muchos territorios las diferencias de ingresos explican una parte sustancial de la heterogeneidad observada en la vulnerabilidad energética.

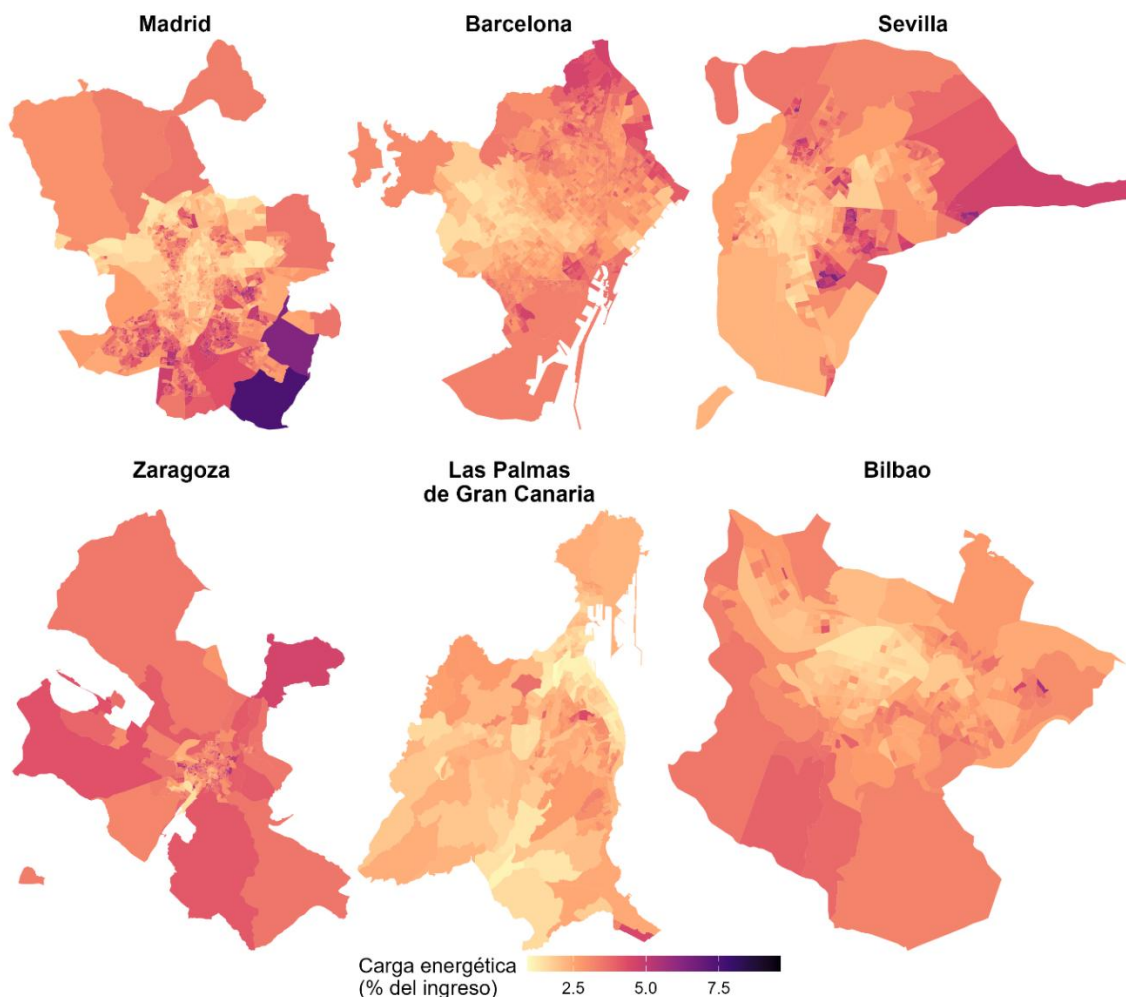
Figura 2: Carga energética media de los hogares por sección censal en 2023



Fuente: elaboración propia a partir de las fuentes de datos y la metodología descritas en el Anexo.

Al descender a la escala urbana, dentro de contextos en los que las condiciones climáticas son relativamente similares, la lógica observada a escala nacional se mantiene, pero se hace más visible una heterogeneidad intraurbana importante. La Figura 3 muestra la carga energética por sección censal en seis grandes ciudades seleccionadas⁹ que tienen distinta localización geográfica y condiciones climáticas (Madrid, Barcelona, Sevilla, Zaragoza, Las Palmas de Gran Canaria y Bilbao), utilizando una escala de color común a la del mapa nacional de la Figura 2 para facilitar la comparabilidad. Los mapas de las diferentes ciudades muestran un patrón en el que las secciones con cargas energéticas más elevadas tienden a concentrarse en áreas más periféricas y, a menudo, en barrios de menor renta. Además, en estas zonas el parque residencial puede presentar peores características en términos de antigüedad, eficiencia térmica o tipología de vivienda, lo que incrementa el gasto y el consumo energético necesarios para alcanzar un nivel de confort térmico adecuado en los hogares.

Figura 3: Carga energética media de los hogares por sección censal en una selección de grandes ciudades de España (más de 300.000 habitantes) en 2023



Fuente: elaboración propia a partir de las fuentes de datos y la metodología descritas en el Anexo.

⁹ Se han seleccionado ciudades que representan distintas latitudes y condiciones climáticas a lo largo del territorio nacional y que, además, son municipios con más de 300.000 habitantes.

La Tabla 1 recoge distintos indicadores que permiten corroborar lo observado en los mapas de la Figura 3 para todas las ciudades grandes del país (más de 300.000 habitantes). Los datos muestran que las diferencias entre ciudades existen, pero no son extremas, con una carga energética media que oscila entre el 2,13 % (Las Palmas de Gran Canaria) y el 3,64 % (Palma), con valores relativamente altos también en Zaragoza (3,55 %), Murcia (3,35 %) y Alicante (3,38 %). No obstante, y como ya se ve en la Figura 3, es importante mencionar que existe una gran heterogeneidad intramunicipal que hace que dentro de una misma ciudad la carga energética cambie notablemente de una sección censal a otra.

Algunos resultados de la Tabla 1 vuelven a evidenciar que la carga energética está estrechamente condicionada por la capacidad económica de los hogares para afrontar el pago de las facturas. Madrid y Barcelona, por ejemplo, registran facturas medias elevadas entre sus secciones (546 € y 538 € por unidad de consumo equivalente, respectivamente), pero también ingresos medios superiores (19.474 € y 19.398 € por unidad de consumo equivalente, respectivamente). En consecuencia, la carga energética media de ambas ciudades (3,16 % y 2,96 %, respectivamente) no se sitúa entre las más altas de las grandes ciudades españolas. En cambio, en ciudades con ingresos más reducidos, como Alicante (13.708 €) y Murcia (13.917 €), se registran cargas energéticas más elevadas (3,38 % y 3,35 %, respectivamente), pese a presentar niveles de gasto energético más moderados, en torno a 428 € y 441 €, respectivamente.

Tabla 1: Indicadores intraurbanos de vulnerabilidad energética y desigualdad en las grandes ciudades de España (más de 300.000 habitantes) en 2023

Ciudad	Carga energética (%)	Gini (carga)	Gasto (€)	Gini (gasto)	Ingreso (€)	Gini (ingreso)	Mix electricidad (%)	Mix gas (%)	Mix otros (%)	Moran's I (carga)
Madrid	3,16	0,184	546	0,076	19.474	0,217	57,9	38,1	4	0,697
Barcelona	2,96	0,129	538	0,048	19.398	0,156	64,9	32,7	2,4	0,768
Valencia	2,93	0,128	446	0,05	16.157	0,15	80,3	13,2	6,4	0,52
Sevilla	3,04	0,18	409	0,058	14.998	0,197	89,8	5,5	4,7	0,711
Zaragoza	3,55	0,113	555	0,076	16.295	0,135	52,5	37,6	9,9	0,363
Málaga	3,11	0,141	402	0,059	13.865	0,16	89,4	5,5	5	0,556
Murcia	3,35	0,117	441	0,065	13.917	0,154	86,6	7,5	5,9	0,404
Palma	3,64	0,099	566	0,057	16.231	0,136	78,2	16,8	4,9	0,488
Las Palmas	2,13	0,154	296	0,046	15.007	0,164	95,6	0	4,4	0,59
Alicante	3,38	0,151	428	0,075	13.708	0,18	80,9	12,5	6,7	0,588
Bilbao	2,62	0,123	477	0,064	19.330	0,163	57,8	37,5	4,7	0,541
Córdoba	3,15	0,152	405	0,056	13.909	0,159	89,8	5,3	5	0,518

Fuente: elaboración propia a partir de las fuentes de datos y la metodología descritas en el Anexo.

Nota: El índice de Gini se calcula entre secciones censales dentro de cada ciudad a partir de los valores seccionales del indicador, ponderando cada sección por su población (mayor peso a secciones más pobladas). El Moran's I mide la autocorrelación espacial entre secciones según la matriz de vecindad y se estima con los valores de las secciones centrados en la media urbana, incorporando ponderación por población.

Asimismo, los indicadores de desigualdad de Gini (con valores entre 0 y 1; cuanto mayor es el valor, mayor es la desigualdad) muestran que el gasto energético dentro de cada ciudad presenta una dispersión relativamente limitada entre secciones (Gini del gasto entre 0,046 en Las Palmas y 0,076 en Madrid y Zaragoza), mientras que la distribución de los ingresos resulta mucho más desigual (Gini de ingresos entre

0,135 en Zaragoza y 0,217 en Madrid). En consecuencia, al medir el gasto energético como proporción de la renta, la carga energética tiende a concentrarse en aquellas secciones donde el pago de las facturas supone un mayor esfuerzo relativo para los hogares, con una desigualdad de la carga que oscila entre 0,184 (Madrid, el valor más alto) y 0,099 (Palma, el más bajo).

En el mix energético también se observan diferencias claras entre ciudades. En general predomina la electricidad, pero su peso varía mucho, yendo desde valores en torno al 50-60 % en Zaragoza (52,5 %), Bilbao (57,8 %), Madrid (57,9 %) hasta cifras muy altas en el sur y en las islas, como Málaga (89,4 %), Córdoba (89,8 %), Sevilla (89,8 %) o Las Palmas de Gran Canaria (95,6 %). La principal contrapartida es el gas, que es mucho más relevante en Madrid, Zaragoza y Bilbao (entre 37-38 %) y bastante menor en ciudades como Sevilla, Málaga o Córdoba (en torno al 5 %). La participación de otros combustibles en el mix de las ciudades es minoritaria, aunque destaca algo más en Zaragoza (9,9 %), mientras que Barcelona presenta un mix más concentrado en electricidad y gas, con otros combustibles siendo muy poco utilizados (2,4 %). Estas diferencias están ancladas a la penetración de la red de gas y a los patrones de climatización (calefacción/refrigeración) y tipologías residenciales en cada ciudad.

Por último, el indicador Moran's I muestra la autocorrelación espacial entre las secciones de las ciudades, indicando hasta qué punto las secciones censales vecinas tienden a presentar valores similares de carga energética, lo que permite detectar bolsas de pobreza energética. Su rango va de -1 a +1: valores cercanos a +1 indican un fuerte agrupamiento espacial (clústeres de secciones con cargas parecidas); mientras que valores próximos a 0 indican ausencia de un patrón espacial claro y valores cercanos a -1 reflejan un patrón disperso, donde se alternan valores altos y bajos. Los valores son positivos en todas las ciudades, lo que indica que la carga energética no se distribuye de forma aleatoria, sino que tiende a concentrarse en determinadas áreas. La intensidad de ese agrupamiento varía de manera clara, siendo especialmente alta en Barcelona (0,768), Sevilla (0,711) y Madrid (0,697), lo que sugiere clústeres más compactos y continuos de alta y baja carga; en un nivel intermedio se sitúan Las Palmas (0,59), Alicante (0,588), Málaga (0,556) y Bilbao (0,541), mientras que Valencia (0,52), Córdoba (0,518) y Palma (0,488) muestran patrones algo menos marcados. En el extremo inferior aparecen Murcia (0,404) y, sobre todo, Zaragoza (0,363), donde la vulnerabilidad es algo más dispersa o fragmentada dentro del tejido urbano.

2.3 Rankings de vulnerabilidad energética y áreas prioritarias de actuación

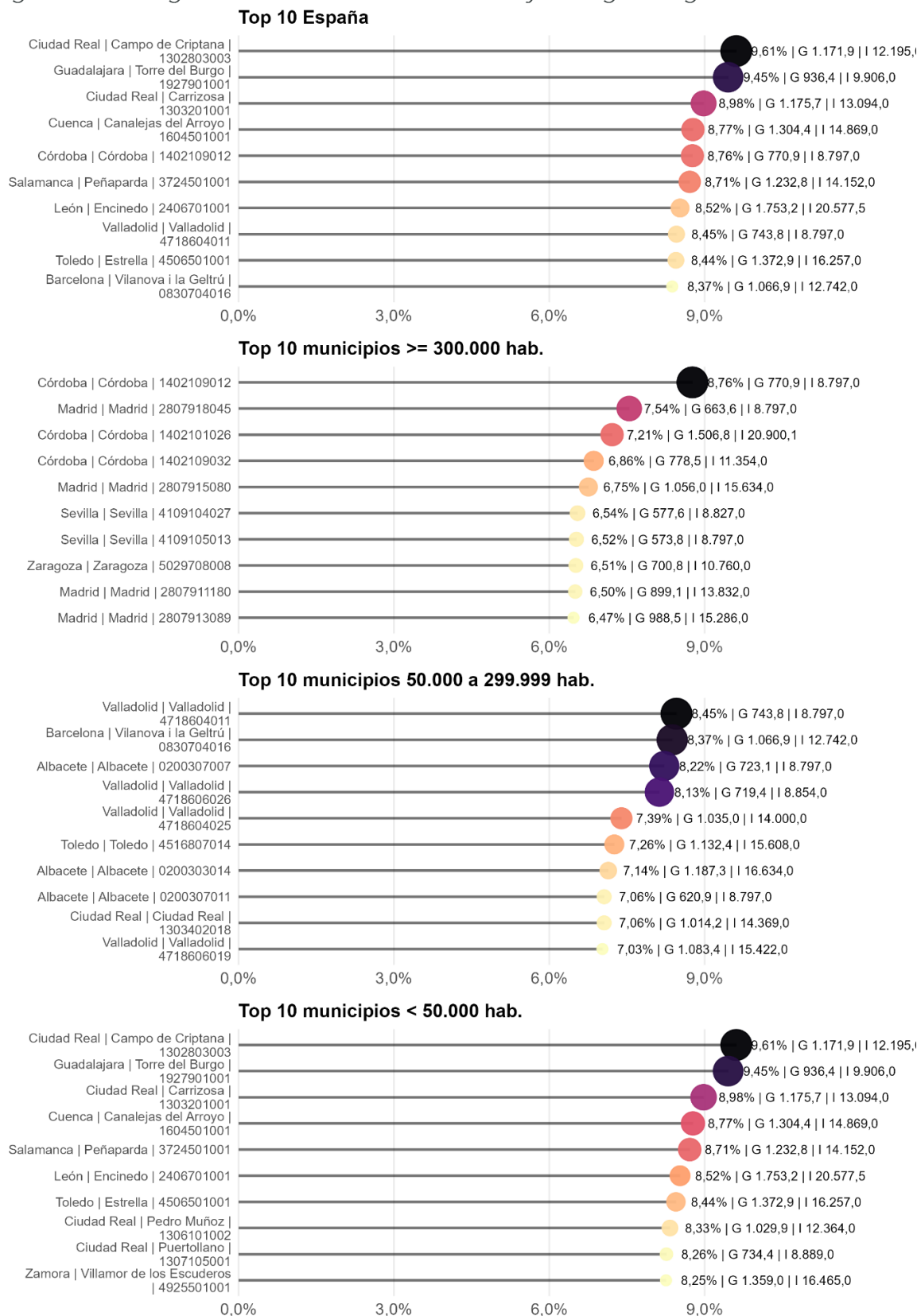
Además del análisis espacial de la vulnerabilidad energética, la elaboración de rankings de las secciones censales más vulnerables, entendidas como aquellas con mayor carga energética y, por tanto, con mayor probabilidad de concentrar hogares en situación de pobreza energética, puede ayudar a identificar dónde se localizan los hogares con mayores dificultades para hacer frente a los pagos energéticos y qué territorios están más expuestos a potenciales cambios en los precios de la energía. Este enfoque aporta una lectura complementaria a las medias y a los mapas mostrados y explicados anteriormente, al pasar de identificar patrones espaciales

generales a construir rankings que señalan puntos concretos donde las intervenciones de política pública podrían resultar más urgentes y tener un mayor impacto social. Como sucede con todos los rankings, conviene, sin embargo, interpretarlos con cautela.

La Figura 4 presenta el *Top 10* de secciones censales con mayor carga energética en cuatro rankings distintos, basados en diferentes agrupaciones: el conjunto de España, los municipios de gran tamaño (300.000 o más habitantes), los municipios intermedios (50.000 a 299.999 habitantes) y, por último, los municipios medianos y pequeños (menos de 50.000 habitantes). Esta desagregación por tamaño municipal ayuda a diferenciar las distintas realidades urbanas y rurales presentes en el territorio.

En el ranking nacional (*Top 10 España*), los valores más altos de carga energética media se concentran entre 8,37 % y 9,61 %, con un predominio de secciones censales situadas en municipios pequeños, como muestra el hecho de que los cuatro primeros puestos coinciden exactamente con el panel de municipios de menos de 50.000 habitantes. Destaca la sección censal 1302803003 de Campo de Criptana (Ciudad Real), con 9,61 % (G=1.171,9; I=12.195), seguida de la sección censal 1927901001 de Torre del Burgo (Guadalajara), con 9,45 % (G=936,4; I=9.906), donde el porcentaje elevado parece explicarse en buena medida por un nivel de ingresos relativamente bajo. En la sección censal 1303201001 de Carrizosa (Ciudad Real) la carga es del 8,98 % (G=1.175,7; I=13.094), y en la sección censal 1604501001 de Canalejas del Arroyo (Cuenca) es del 8,77 % (G=1.304,1; I=14.869), casos en los que la posición en el ranking parece responder a una combinación de gasto relativamente alto e ingresos moderados. También se observa otro tipo de casos en el *Top 10* nacional, como la sección censal 4505601001 de La Estrella (Toledo), que alcanza un 8,44 % de carga energética con uno de los gastos más altos del ranking (G=1.372,9) y un ingreso algo mayor que el de los primeros puestos (I=16.257), lo que sugiere que en algunos casos el ranking está más impulsado por un componente de gasto más elevado, mientras que en otros pesa más un menor nivel de ingresos.

Figura 4: Rankings de secciones censales con mayor carga energética media en 2023



Fuente: elaboración propia a partir de las fuentes de datos y la metodología descritas en el Anexo.

Nota: Las etiquetas de la izquierda identifican cada sección censal mediante provincia, municipio y el código de sección censal (CUSEC). Las etiquetas situadas a la derecha de cada punto muestran, respectivamente, la carga energética de la sección, el gasto energético anual medio (G) y el ingreso neto anual medio (I).

En municipios pequeños, además de repetirse varios de los líderes del ranking nacional, aparecen casos como la sección censal 1306111002 de Pedro Muñoz (Ciudad Real), con 8,33 % (G=1.029,9; I=12.364), la sección censal 1307105001 de Puertollano (Ciudad Real), con 8,26 % (G=734,4; I=8.889,0), o la sección censal 4925501001 de Villamor de los Escuderos (Zamora), con 8,25 % (G=1.359,0; I=16.465,0), este último un caso muy representativo de carga alta asociada a un gasto elevado incluso con un ingreso relativamente mayor que en otros casos del top. En cambio, en los municipios grandes, los valores máximos descienden y se sitúan entre 6,47 % y 8,76 %, y la composición sugiere un patrón algo distinto y más heterogéneo: junto a casos vinculados a ingresos bajos, aparecen también secciones donde pesa de forma importante un nivel de gasto relativamente alto. El primer puesto corresponde a la sección censal 1402109012 de Córdoba (8,76 %; G=770,9; I=8.797,0), que además figura en el *Top 10* nacional, lo que muestra que algunas áreas urbanas pueden situarse entre los valores más altos del conjunto. Tras ese caso, varias secciones de Madrid se sitúan entre el 6,47 % y el 7,54 % de carga, con combinaciones diversas de ingresos y gasto, lo que sugiere que en las grandes ciudades la vulnerabilidad reflejada por el ranking no depende solo de la renta, sino también del componente de gasto energético.

En municipios intermedios, los valores del ranking se mantienen en niveles elevados (7,03-8,45 %) y aparecen concentraciones claras en Valladolid, por ejemplo, en la sección censal 4718604011, con 8,45 % de carga energética (G=743,8; I=8.797), y en la sección censal 4718606026, con 8,13 % (G=719,4; I=8.854). Junto a ellas figuran casos como la sección censal 0830704016 de Vilanova i la Geltrú (Barcelona), con 8,37 % (G=1.066,9; I=12.742), y varias secciones de Albacete, como la 0200307007, con 8,22 % (G=723,1; I=8.797), o la 0200303014, con 7,14 % (G=1.187,3; I=16.634). En conjunto, la comparación entre rankings sugiere que los valores extremos a escala nacional se concentran sobre todo en secciones censales de municipios pequeños. En las grandes ciudades y en los municipios intermedios, en cambio, aparecen perfiles más heterogéneos, con combinaciones diversas de renta y gasto energético, incluidos varios casos asociados a ingresos reducidos.

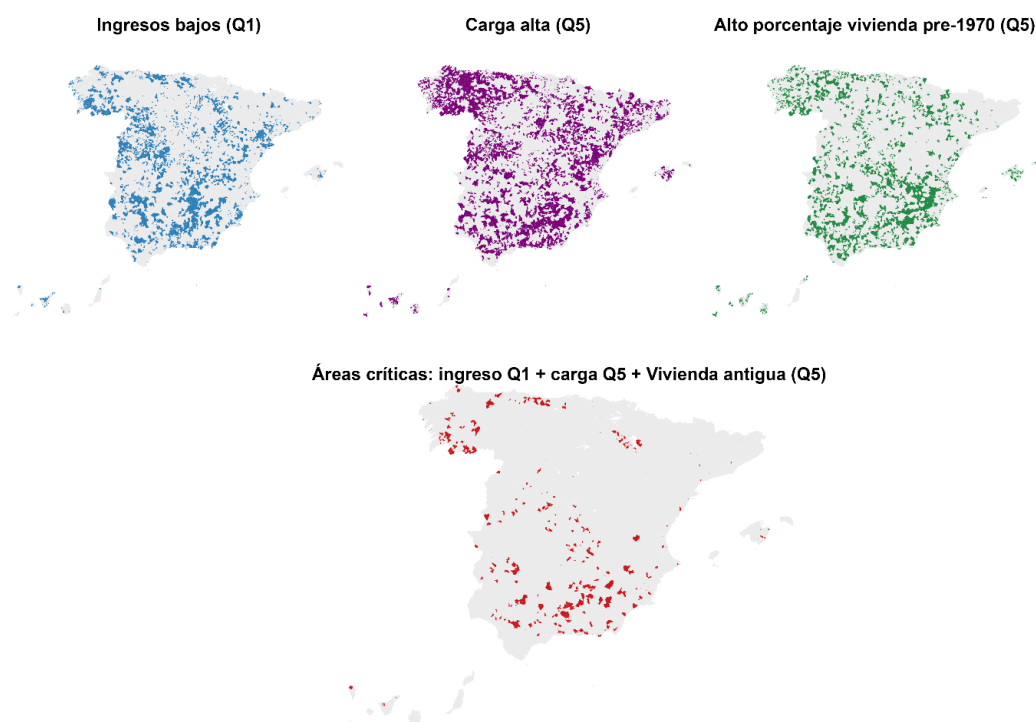
Ahora bien, para identificar áreas críticas de vulnerabilidad energética donde implementar intervenciones de política pública, no basta con localizar valores altos de carga energética. Es necesario cruzar este indicador con información adicional, como el nivel de ingresos (para reforzar la equidad) y la antigüedad del parque residencial (para priorizar la rehabilitación y la mejora de la eficiencia). A modo de ejemplo, la Figura 5 muestra las secciones que podrían considerarse áreas críticas de actuación frente a la vulnerabilidad energética a partir de estas dimensiones, señalando las zonas especialmente expuestas y, por tanto, susceptibles de ser priorizadas en la intervención pública. La figura muestra, para cada Comunidad Autónoma (CCAA), en rojo, las secciones censales de actuación prioritaria; es decir, aquellas en las que coinciden simultáneamente ingresos muy bajos (quintil 1, Q1, dentro de la CCAA), una carga energética elevada (quintil 5, Q5, dentro de la CCAA) y un parque edificatorio envejecido (quintil 5, Q5, dentro de la CCAA, correspondiente a las secciones con mayor porcentaje de viviendas antiguas, construidas antes de 1970).

El mapa de ingresos bajos (Figura 5, arriba izquierda) muestra las secciones con menor renta relativa dentro de cada CCAA. Al estar basado en rankings de renta

autonómicos, es posible identificar situaciones de vulnerabilidad económica dentro de cada territorio, más que comparar directamente niveles absolutos de renta entre comunidades, donde existen distintos niveles de coste de vida. En esta línea, el mapa de carga energética alta (Q5) (Figura 5, arriba-centro), muestra en cada CCAA las secciones censales con las cargas energéticas más elevadas. Por su parte, el mapa de vivienda antigua (Figura 5, arriba-derecha) identifica en cada CCAA las secciones en las que el parque de viviendas está más envejecido, lo que puede darse tanto en zonas urbanas como rurales. En la parte inferior de la Figura 5 se muestran las áreas críticas (en rojo) definidas por la coincidencia simultánea en cada CCAA de ingresos muy bajos (Q1), carga energética alta (Q5) y vivienda antigua (Q5). Visualmente, el cruce de capas filtra solo aquellas secciones en las que la vulnerabilidad es múltiple: baja capacidad de pago, exposición elevada al gasto energético y viviendas con mayor probabilidad de ser ineficientes y costosas de climatizar.

En términos de política pública, el mapa de áreas críticas de la Figura 5 identifica las zonas donde la intervención puede ser más estructural y coste-efectiva, al coincidir simultáneamente los tres factores seleccionados que refuerzan la vulnerabilidad energética. Si bien este ejercicio puede adaptarse a las prioridades de los responsables de la toma de decisiones (por ejemplo, mediante la definición de criterios alternativos de selección), ilustra cómo la información generada en el Atlas puede convertirse en una herramienta estratégica para priorizar actuaciones de eficiencia energética, rehabilitación residencial, apoyo económico y programas de proximidad en aquellos ámbitos donde la necesidad es mayor y la acción pública puede alcanzar un mayor impacto.

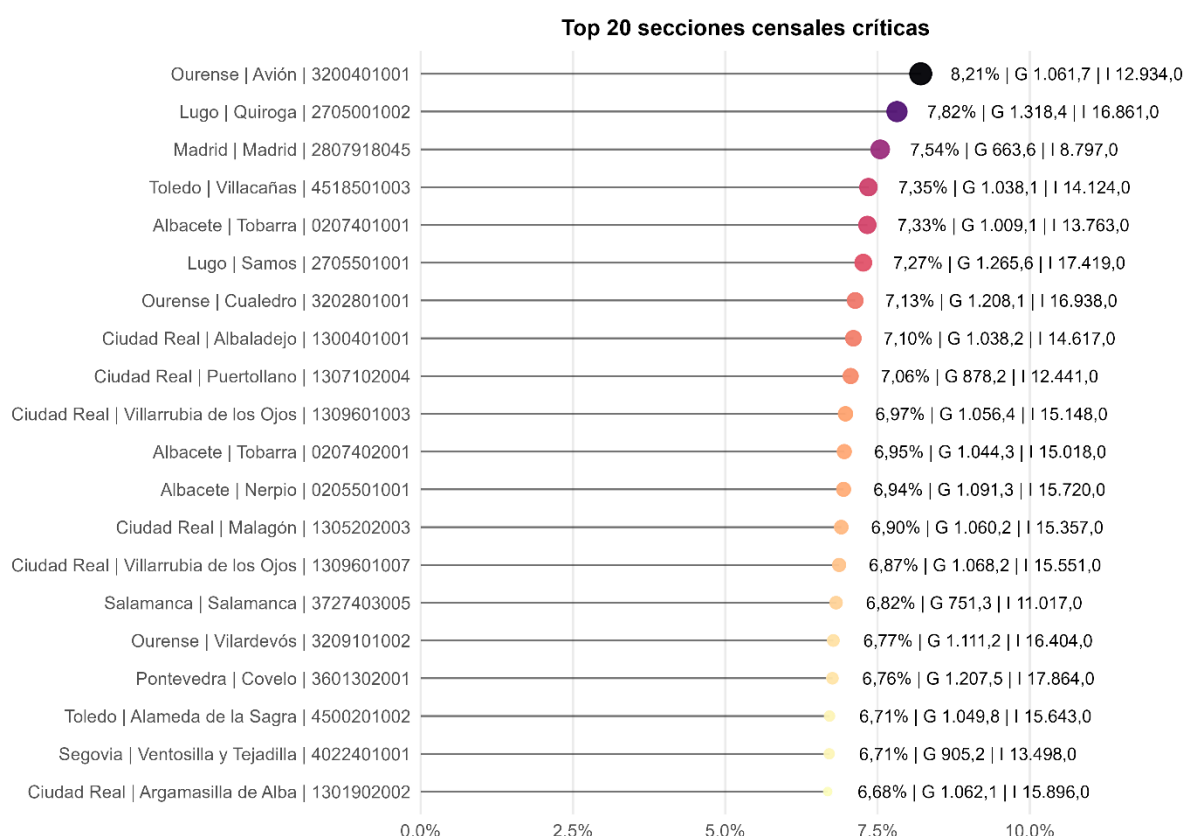
Figura 5: Ejemplo de identificación de áreas críticas de vulnerabilidad energética: ingreso bajo (Q1), alta carga energética (Q5) y alto porcentaje de edificios antiguos, anteriores a 1970 (Q5)



Fuente: elaboración propia a partir de las fuentes de datos y la metodología descritas en el Anexo.
 Nota: Los quintiles se calculan dentro de cada Comunidad Autónoma.

Para finalizar, la Figura 6 presenta el ranking del Top 20 de secciones censales identificadas como áreas críticas de vulnerabilidad energética a partir de los criterios definidos en la Figura 5. El gráfico ordena las secciones por su carga energética (G/I), que en este ranking oscila aproximadamente entre el 6,68 % y el 8,21 %. El primer puesto corresponde a Ourense | Avión (3200401001), con un 8,21 % (G = 1.061,7; I = 12.934,0), un caso en el que la elevada carga energética se explica por la combinación de un gasto energético significativo y un nivel de ingresos reducido. En segundo lugar aparece Lugo | Quiroga (2705001002), con un 7,82 % (G = 1.318,4; I = 16.861,0), donde el valor elevado se asocia especialmente a un gasto energético alto. Le sigue Madrid | Madrid (2807918045), con un 7,54 % (G = 663,6; I = 8.797,0), que representa un perfil distinto: un gasto energético más moderado, pero combinado con ingresos muy bajos. A continuación, se sitúan Toledo | Villacañas (4518501003), con un 7,35 % (G = 1.038,1; I = 14.124,0), Albacete | Tobarra (0207401001), con un 7,33 % (G = 1.009,1; I = 13.763,0), y Lugo | Samos (2705501001), con un 7,27 % (G = 1.265,6; I = 17.419,0). En conjunto, los primeros puestos muestran que la condición de área crítica puede estar impulsada tanto por niveles elevados de gasto energético como por ingresos particularmente reducidos.

Figura 6: Ranking de áreas críticas de vulnerabilidad energética en 2023



Fuente: elaboración propia a partir de las fuentes de datos y la metodología descritas en el Anexo.

Nota: Las etiquetas de la izquierda identifican cada sección censal mediante provincia, municipio y el código de sección censal (CUSEC). Las etiquetas situadas a la derecha de cada punto muestran, respectivamente, la carga energética de la sección, el gasto energético anual medio (G) y el ingreso neto anual medio (I).

Un rasgo relevante del ranking es la concentración territorial y la repetición de algunos municipios, lo que apunta a la existencia de focos territoriales de vulnerabilidad dentro de determinadas áreas. Destaca especialmente la provincia de

Ciudad Real, con seis secciones censales entre las veinte primeras, distribuidas en Albaladejo, Puertollano, Villarrubia de los Ojos (con dos secciones), Malagón y Argamasilla de Alba. También aparecen varias secciones en la provincia de Albacete (dos en Tobarra y una en Nerpio), así como en Ourense (Avión, Cualedro y Vilardevós). Lugo aporta dos secciones, una en Quiroga y otra en Samos, y Toledo otras dos, una en Villacañas y otra en Alameda de la Sagra. Además, el gráfico permite distinguir distintos perfiles dentro de las áreas críticas. Por un lado, aparecen secciones donde la carga energética elevada está asociada a gastos energéticos altos, incluso con ingresos no tan bajos en términos relativos, como Lugo | Quiroga (2705001002), con un 7,82 % (G = 1.318,4; I = 16.861,0), Lugo | Samos (2705501001), con un 7,27 % (G = 1.265,6; I = 17.419,0), Ourense | Cualedro (3202801001), con un 7,13 % (G = 1.208,1; I = 16.938,0), o Pontevedra | Covelo (3601302001), con un 6,76 % (G = 1.207,5; I = 17.864,0). Por otro lado, se observan casos en los que el peso de la carga energética se explica principalmente por ingresos muy reducidos, aun con gastos más contenidos, como Madrid | Madrid (2807918045), con un 7,54 % (G = 663,6; I = 8.797,0), Salamanca | Salamanca (3727403005), con un 6,82 % (G = 751,3; I = 11.017,0), o Ciudad Real | Puertollano (1307102004), con un 7,06 % (G = 878,2; I = 12.441,0). En este sentido, el ranking ofrece una guía operativa para priorizar actuaciones locales, aunque su interpretación debe complementarse con información territorial adicional: en algunos casos, la intervención puede requerir un mayor énfasis en rehabilitación y eficiencia energética, mientras que en otros puede ser clave reforzar las medidas de apoyo económico y acompañamiento a los hogares vulnerables.

3. Conclusiones

Este informe, elaborado por [OTEA](#), presenta los primeros resultados del Atlas de la Pobreza Energética de España, con especial énfasis en la distribución territorial de las facturas energéticas domésticas y la vulnerabilidad energética a escala de sección censal. A continuación, se resumen los principales mensajes que se pueden extraer de este estudio:

- Los mapas de facturas energéticas muestran una geografía en la que el mayor gasto total se produce en la zona centro-norte peninsular, mientras que en el sur-litoral es menor, en línea con las diferencias climáticas y las necesidades de calefacción existentes. Al desagregar por fuentes, la electricidad presenta una distribución más homogénea, mientras que el gas se concentra más en áreas con mayor penetración de redes de distribución, y en ámbitos donde el gas está menos extendido se tiende a gastar más en otros combustibles fósiles. Esta descomposición por fuentes a escala de sección censal ayuda a anticipar potenciales exposiciones diferenciadas ante cambios de precios o medidas regulatorias, según la dependencia local en cada fuente energética.
- La carga energética ofrece una lectura complementaria a la del gasto, al incorporar la dimensión de los ingresos y captar mejor dónde las facturas suponen un esfuerzo relativo más elevado y, por tanto, dónde hay más probabilidad de sufrir pobreza energética. A escala nacional, la carga energética suaviza parte de los contrastes territoriales observados en el gasto, porque las diferencias de ingresos compensan parcialmente las diferencias climáticas. A escala urbana, la carga energética muestra una heterogeneidad intraurbana notable, con contrastes entre secciones y patrones de concentración espacial de la vulnerabilidad.
- Se observan resultados relevantes por barrios en las principales ciudades del país. Madrid y Barcelona presentan, en general, facturas energéticas medias elevadas, pero también niveles de ingresos más altos, lo que hace que la carga energética media de sus secciones no se sitúe entre las más elevadas de las grandes ciudades. En cambio, en ciudades con menores ingresos, como Alicante o Murcia, la carga energética media de las secciones es más alta.
- Asimismo, se han mostrado diversos rankings de las secciones censales con mayor carga energética para el conjunto de España y para municipios grandes, intermedios y pequeños, lo que permite captar distintas realidades territoriales. Mientras que en los municipios intermedios se combinan dinámicas urbanas y suburbanas, en los más pequeños influyen factores como la dispersión residencial, la mayor dependencia de ciertos combustibles y menores niveles de renta.
- La combinación de diferentes capas de información, como la carga energética, la renta o la antigüedad del parque residencial, puede contribuir a la identificación de áreas de intervención prioritarias, donde se acumulan ingresos bajos, cargas energéticas elevadas y un parque edificatorio envejecido, y donde, por tanto, se concentra un mayor riesgo de vulnerabilidad energética. Estas áreas podrían considerarse zonas prioritarias de actuación, sin perjuicio de que puedan realizarse otros tipos de cribados de interés.

En definitiva, los resultados ponen de manifiesto la utilidad de la información generada por el Atlas para avanzar hacia políticas de pobreza energética con un enfoque claramente territorial, utilizando datos a escala de sección censal para orientar intervenciones en barrios concretos, priorizar actuaciones de rehabilitación y eficiencia energética y mejorar la asignación de apoyos allí donde el potencial de reducción de la vulnerabilidad y el impacto social de la intervención pública pueden ser mayores.

Bibliografía

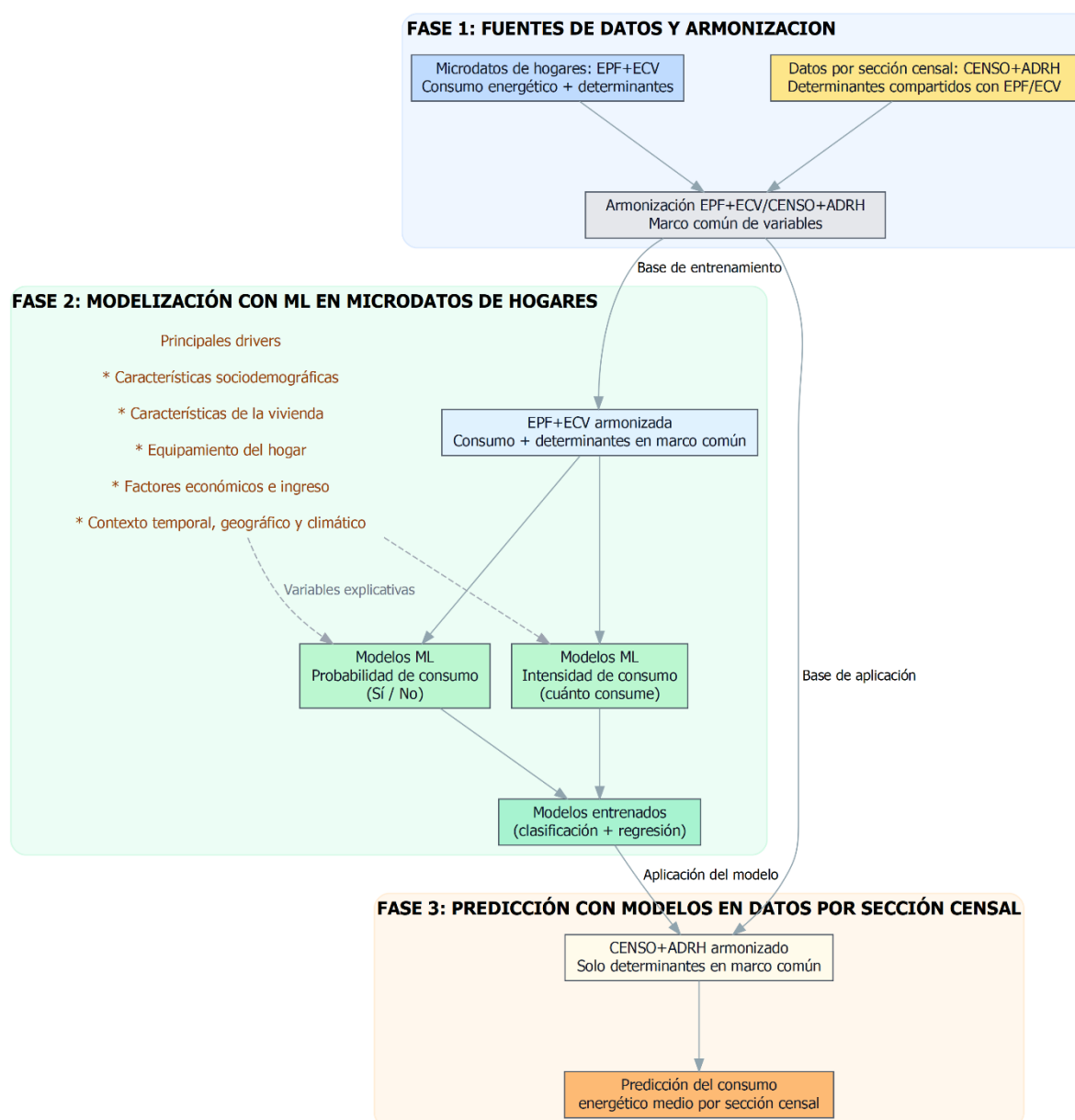
- Adusah-Poku, F., & Takeuchi, K. (2019). Household energy expenditure in Ghana: A double-hurdle model approach. *World Development*, 117, 266–277. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2019.01.018>
- Aguilar, A. J., Guerrero-Rivera, M. F., & de la Hoz-Torres, M. L. (2025). Identifying urban energy-vulnerable areas: A machine learning approach. *Journal of Building Engineering*, 109, 113047. <https://doi.org/10.1016/j.jobe.2025.113047>
- Bienvenido-Huertas, D., Sánchez-García, D., Marín-García, D., & Rubio-Bellido, C. (2023). Analysing energy poverty in warm climate zones in Spain through artificial intelligence. *Journal of Building Engineering*, 68, 106116. <https://doi.org/10.1016/j.jobe.2023.106116>
- Boardman, B. (1991). *Fuel poverty: From cold homes to affordable warmth*.
- Burnett, J. W., & Kiesling, L. L. (2022). How do machines predict energy use? Comparing machine learning approaches for modeling household energy demand in the United States. *Energy Research & Social Science*, 91, 102715. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2022.102715>
- Buuren, S. van, & Groothuis-Oudshoorn, K. (2011). mice: Multivariate Imputation by Chained Equations in R. *Journal of Statistical Software*, 45, 1–67. <https://doi.org/10.18637/jss.v045.i03>
- Camboni, R., Corsini, A., Miniaci, R., & Valbonesi, P. (2021). Mapping fuel poverty risk at the municipal level. A small-scale analysis of Italian Energy Performance Certificate, census and survey data. *Energy Policy*, 155, 112324. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2021.112324>
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, KDD '16*, 785–794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>
- CNMC. (2019). *Relación de Municipios con redes de distribución de gas de presión menor o igual a 4 bar* [Dataset]. Comisión Nacional de los Mercados y la Competencia | CNMC. <https://www.cnmc.es/sites/default/files/3085926.xlsx>
- Fabbri, K., & Gaspari, J. (2021). Mapping the energy poverty: A case study based on the energy performance certificates in the city of Bologna. *Energy and Buildings*, 234, 110718. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.110718>
- González-Eguino, M. (2015). Energy poverty: An overview. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 47, 377–385.
- Hills, J. (2012). *Getting the measure of fuel poverty: Final Report of the Fuel Poverty Review*.
- IDAE. (2025). *Estudio de consumo y gasto energético de los hogares españoles* (Instituto Para La Diversificación y Ahorro de La Energía (IDAE)). IDAE. https://www.idae.es/sites/default/files/estudios_informes_y_estadisticas/20250911_Estudio_CONSUMO_y_GASTO_ENERGETICO_HOGARES_espanol_es.pdf
- INE. (2023a). *Censo Anual de Población 2021-2025* [Dataset]. Instituto Nacional de Estadística. https://www.ine.es/dyngs/INEbase/es/operacion.htm?c=Estadistica_C&cid=1254736176992&menu=resultados&idp=1254735572981#!tabs-1254736195813
- INE. (2023b). *Censos de Población y Viviendas 2021* [Dataset]. Instituto Nacional de Estadística.

- https://www.ine.es/dyngs/INEbase/es/operacion.htm?c=Estadistica_C&cid=1254736177108&menu=ultiDatos&idp=1254735572981
- INE. (2024a). *Atlas de Distribución de Renta de los Hogares*. [Dataset]. Instituto Nacional de Estadística. https://www.ine.es/dyngs/INEbase/es/operacion.htm?c=Estadistica_C&cid=1254736177088&idp=1254735976608
- INE. (2024b). *Encuesta de Presupuestos Familiares (EPF). Microdatos 2023* [Dataset]. Instituto Nacional de Estadística.
- INE. (2024c). *Extensión ad hoc de la Encuesta de Presupuestos Familiares (EPF). Microdatos 2023* [Dataset]. Instituto Nacional de Estadística.
- INE. (2025). *Encuesta de Condiciones de Vida (ECV). Microdatos 2024* [Dataset]. Instituto Nacional de Estadística.
- Marí-Dell'Olmo, M., Oliveras, L., Vergara-Hernández, C., Artazcoz, L., Borrell, C., Gotsens, M., Palència, L., López, M. J., & Martínez-Beneito, M. A. (2022). Geographical inequalities in energy poverty in a Mediterranean city: Using small-area Bayesian spatial models. *Energy Reports*, 8, 1249–1259. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2021.12.025>
- Martín-Consuegra, F., Hernández-Aja, A., Oteiza, I., Alonso, C. (2019). Distribución de la pobreza energética en la ciudad de Madrid (España). *EURE (Santiago)*, 45(135), 133–152. <https://doi.org/10.4067/S0250-71612019000200133>
- Matsaganis, M., Mitrakos, T., & Tsakloglou, P. (2009). Modelling health expenditure at the household level in Greece. *The European Journal of Health Economics*, 10(3), 329–336. <https://doi.org/10.1007/s10198-008-0137-y>
- MITECO. (2024). *Indicadores de pobreza energética 2022-2024: Balance y cierre de la ENPE 2019-2024* [Informe]. Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico.
- MITECO. (2026). *Estrategia Nacional contra la Pobreza Energética 2026-2030*. Ministerio para la Transición Ecológica. <https://www.miteco.gob.es/content/dam/miteco/es/energia/files-1/bono-social/enpe-2026-2030/ENPE%202026-2030.pdf>
- Ramanathan, A., & Ballard, T. (2025). Deconstructing Household Energy Use: A Machine Learning Approach. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5351306>
- Robinson, C., Bouzarovski, S., & Lindley, S. (2018). Underrepresenting neighbourhood vulnerabilities? The measurement of fuel poverty in England. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 50(5), 1109–1127. <https://doi.org/10.1177/0308518X18764121>
- Romero, J. C., Linares, P., & López, X. (2018). The policy implications of energy poverty indicators. *Energy Policy*, 115, 98–108.
- Sánchez-Guevara Sánchez, C., Sanz Fernández, A., Núñez Peiró, M., & Gómez Muñoz, G. (2020). Energy poverty in Madrid: Data exploitation at the city and district level. *Energy Policy*, 144, 111653. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2020.111653>
- Sujar-Cost, A., Lorenzo-Sáez, E., Arce, V. L., & Aliaga, E. C. (2024). Geospatial Analysis of the Distribution of Energy Poverty in the Residential Sector in the Valencian Community. *Buildings*, 14(9), 2651. <https://doi.org/10.3390/buildings14092651>
- Tan, A. K. G., Yen, S. T., Hasan, A. R., & Muhamed, K. (2014). Household Expenditures on Vegetables in Malaysia. *Journal of Agricultural and Applied Economics*, 46(4), 615–634. <https://doi.org/10.1017/S1074070800029138>
- Terés-Zubiaga, J., González-Pino, I., Álvarez-González, I., & Campos-Celador, Á. (2023). Multidimensional procedure for mapping and monitoring urban energy vulnerability at regional level using public data: Proposal and

Anexo. Datos y metodología

La metodología combina microdatos de encuestas de hogares de España sobre gasto energético y sus principales determinantes con datos geospaciales a nivel de sección censal (referidos al conjunto de la sección), que contienen información sobre esos mismos determinantes. La Figura A1 recoge el flujo de trabajo seguido. Primero, se armonizan las variables en ambos conjuntos de datos y, después, se entrenan modelos de *machine learning* usando los microdatos de hogares donde hay información de la demanda energética. Estos modelos se aplican posteriormente a los datos por sección censal para predecir la probabilidad de consumir o no cada bien energético y el nivel de gasto asociado, estimando así cuál sería el gasto energético medio de los hogares ML en las secciones censales de España.

Figura A1: Esquema del flujo de trabajo



Fuente: elaboración propia.

A1. Fuentes de datos

Para este trabajo se emplean múltiples fuentes de información, principalmente procedentes del Instituto Nacional de Estadística (INE) de España y referidas (o lo más próximas) al año de referencia 2023. Estas fuentes se pueden agrupar en dos niveles: por una parte, microdatos de encuestas de hogares y, por otra, indicadores geoespaciales por sección censal. A continuación, se explican en detalle los datos utilizados en este trabajo.

A1.1 Microdatos de encuestas de hogares

Se emplean microdatos de hogares de dos encuestas: la Encuesta de Presupuestos Familiares (EPF) (INE, 2024b) y la Encuesta de Condiciones de Vida (ECV) (INE, 2025). La EPF es una encuesta continua de carácter anual dirigida a los hogares que residen en viviendas familiares principales en todo el territorio nacional. Su objetivo es medir el gasto en consumo final de los hogares, incluyendo tanto los pagos monetarios como algunos consumos no monetarios (por ejemplo, autoconsumo o ciertos conceptos en especie), desglosados en base a la clasificación de bienes y servicios ECOICOP (*European Classification of Individual Consumption by Purpose*). La muestra, que incluye más de 20.000 observaciones, toma como unidades primarias de muestreo las secciones censales, distribuidas a lo largo del territorio nacional entre las distintas comunidades autónomas y provincias en función de su peso poblacional. De este modo, la encuesta es representativa para la estimación de los gastos de consumo anuales del conjunto nacional a un nivel de cinco dígitos de la ECOICOP y, por comunidades autónomas, a cuatro dígitos.

En este estudio, las principales variables de interés de la EPF son las relacionadas con la demanda de energía de los hogares, recogidas en las partidas de gasto del grupo 04.5 de la ECOICOP, que incluyen información sobre electricidad, gas y GLP, combustibles líquidos y combustibles sólidos (para más detalles, véase la Tabla A1). Para nuestro ejercicio se consideran únicamente los gastos energéticos correspondientes a la vivienda principal, excluyendo aquellos asociados a otras viviendas de la unidad familiar. Asimismo, se tiene en cuenta el período de referencia de recogida de cada bien energético, ya que este condiciona la demanda energética reportada por cada hogar (IDAE, 2025). De este modo, y atendiendo a los períodos generales de facturación en España, se toma como mes de referencia el mes anterior a la entrevista para la electricidad, dos meses antes para el gas ciudad y gas natural, y el propio mes de la encuesta para GLP. Para el resto de bienes energéticos, al disponer de un período de recogida anual, se toma el mes de la encuesta como referencia.

Por otro lado, además de la información sobre el gasto energético de los hogares, se consideran todas aquellas variables de la EPF que permiten explicar si los hogares consumen o no cada uno de los bienes energéticos y, en caso afirmativo, cuánto gastan. Estos determinantes del gasto energético de las familias recogen distintos aspectos relevantes a la hora de explicar su demanda energética, tales como: (i) características sociodemográficas del hogar; (ii) características de la vivienda; (iii)

factores económicos; y (iv) el contexto temporal, geográfico y climático. Uno de los determinantes más relevantes de la demanda energética de los hogares es su renta disponible. Sin embargo, en la EPF la información sobre ingresos se recoge a partir de un número limitado de preguntas, lo que reduce la precisión de esta variable para reflejar la distribución real de la renta. Una mejor aproximación a dicha distribución se puede obtener a partir de la ECV, encuesta específicamente diseñada para medir de forma detallada la renta de los hogares y que se apoya, además, en información procedente de ficheros administrativos. Por esta razón, la información de la EPF se complementa con los datos de ingresos de la ECV, combinando ambas fuentes mediante técnicas de *statistical matching*, siguiendo el procedimiento propuesto por Tomás (2025). Además, los datos de la EPF se han extendido para incorporar información sobre las zonas climáticas de invierno de acuerdo con el Código Técnico de la Edificación (CTE) de España y para incorporar el mes de realización de la encuesta (INE, 2024c). Todas las variables de las encuestas de hogares empleadas se recogen en la Tabla A2.

Tabla A1: Partidas de gasto energético en la EPF (grupo 04.5 de la ECOICOP)

Código ECOICOP	Partida	Breve descripción	Ámbito	Recogida
04.5.1	Electricidad			
04.5.1.1	Electricidad vivienda principal	Electricidad de la vivienda principal (incluye garajes/trasteros ligados), contrato, alquiler y lectura contador.	Vivienda principal	Último recibo
04.5.1.2	Electricidad otras viviendas	Electricidad de otras viviendas, garajes y trasteros no ligados a la vivienda principal.	Otras viviendas	Último recibo
04.5.2	Gas	Gas		
04.5.2.1	Gas ciudad y natural vivienda principal	Gas ciudad y natural de la vivienda principal, incluidos contrato y servicios asociados.	Vivienda principal	Último recibo
04.5.2.2	Gas ciudad y natural otras viviendas	Gas ciudad y natural de otras viviendas incluidos contrato y servicios asociados.	Otras viviendas	Último recibo
04.5.2.3	Gas licuado vivienda principal (GLP)	Butano, propano, etc. en la vivienda principal; incluye envases y servicios asociados.	Vivienda principal	Semanal/Último recibo
04.5.2.4	Gas licuado otras viviendas (GLP)	Butano, propano, etc. en otras viviendas distintas de la principal; incluye envases y servicios asociados.	Otras viviendas	Semanal/Último recibo
04.5.3	Combustibles líquidos			
04.5.3.1	Combustibles líquidos vivienda principal	Gasóleo, fuel-oil, etc. para la vivienda principal, incluidos contratos y servicios asociados.	Vivienda principal	Anual/Último recibo

04.5.3.2	Combustibles líquidos otras viviendas	Gasóleo, fuel-oíl, etc. para otras viviendas distintas de la principal, incluidos contratos y servicios asociados.	Otras viviendas	Anual/Último recibo
04.5.4	Combustibles sólidos			
04.5.4.1	Carbón vivienda principal	Carbón para la vivienda principal (excluye carbón barbacoa).	Vivienda principal	Anual
04.5.4.2	Carbón otras viviendas	Carbón para otras viviendas (excluye carbón barbacoa).	Otras viviendas	Anual
04.5.4.8	Otros combustibles sólidos vivienda principal	Madera, leña, pellets, briquetas, biomasa, carbón vegetal y carbón barbacoa para vivienda principal.	Vivienda principal	Anual
04.5.4.9	Otros combustibles sólidos otras viviendas	Madera, leña, pellets, briquetas, biomasa, carbón vegetal y carbón barbacoa para otras viviendas.	Otras viviendas	Anual

Fuente: elaboración propia a partir de documentación de la EPF (INE, 2024b).

Tabla A2: Variables empleadas de microdatos de encuestas de hogares

Variable	Fichero	Descripción
ANOENC	EPF - hogar / miembros	Año de la encuesta.
NUMERO	EPF - hogar / miembros	Número secuencial del hogar en el fichero.
FACTOR	EPF - hogar / miembros	Factor de elevación poblacional del hogar (peso muestral).
CCAA	EPF - hogar	Comunidad Autónoma de residencia.
TAMAMU	EPF - hogar	Tamaño del municipio de residencia.
NMIEMB	EPF - hogar	Número total de miembros del hogar.
HY010	ECV - hogar (fusionada)	Ingreso bruto anual del hogar.
REGTEN	EPF - hogar	Régimen de tenencia de la vivienda principal.
TIPOEDIF	EPF - hogar	Tipo de edificio en el que se ubica la vivienda principal.
ANNOCON	EPF - hogar	Año o periodo aproximado de construcción del edificio.
SUPERF	EPF - hogar	Superficie útil aproximada de la vivienda principal.
FEBISit	Derivada / externa	Fecha de realización de la encuesta.
ZONA	Derivada / externa	Zona climática de invierno.
EDAD_MEDIA	Derivada (EPF - hogar)	Edad media de los miembros del hogar.
EDAD	EPF - miembros	Edad del miembro del hogar (a la fecha de la entrevista).
SEXO	EPF - miembros	Sexo del miembro del hogar.

Fuente: elaboración propia a partir de las fuentes de datos empleadas.

A1.2 Información geoespacial por sección censal

En España, el territorio se organiza en distintos niveles de desagregación administrativa. Además, el INE emplea unidades aún más detalladas, como los distritos censales y, dentro de estos, las secciones censales, que permiten trabajar con información muy localizada. En este estudio se emplean datos correspondientes al año de referencia 2023 (y, para un número reducido de variables, se utiliza la información del año más próximo disponible) en el máximo nivel de desagregación geoespacial, es decir, la sección censal, que recoge también los principales determinantes de la demanda energética observados en los microdatos de hogares. Las fuentes de datos empleadas son el Atlas de Distribución de Renta de los Hogares (ADRH) (INE, 2024a), el Censo Anual de Población 2021-2025 (INE, 2023a) y los Censos de Población y Viviendas 2021 (INE, 2023b). En adelante, el término Censo se utilizará para referirse conjuntamente a la información procedente del Censo Anual de Población y de los Censos de Población y Viviendas 2021. El ADRH integra información administrativa y de encuestas para obtener indicadores del nivel y la distribución de la renta de los hogares a escala de sección censal. El Censo, por su parte, ofrece información exhaustiva sobre la población, los hogares y las viviendas, con resultados por municipio, distrito y sección censal, incluyendo características de los hogares y del parque residencial. Las variables utilizadas de estas fuentes de datos se detallan en la Tabla A3. En los casos en los que existen valores faltantes, se han realizado imputaciones directas basadas en información complementaria de las fuentes de datos mencionadas, así como imputaciones mediante la técnica MICE (*Multiple Imputation by Chained Equations*) (Buuren & Groothuis-Oudshoorn, 2011).

Por último, se ha utilizado información de la Comisión Nacional de los Mercados y la Competencia (CNMC) sobre los municipios con red de distribución de gas natural para identificar las secciones censales con potencial acceso al suministro y aquellas sin acceso a este servicio (CNMC, 2019).

Tabla A3: Variables empleadas a nivel de sección censal

<i>Variable</i>	<i>Fichero</i>	<i>Descripción</i>
<i>net_income_hh</i>	ADRH - sección	Renta disponible media por hogar.
<i>population</i>	Censo - población	Población total residente en la sección censal.
<i>number_hh</i>	ADRH - sección	Número total de hogares en la sección censal.
<i>mean_hh_size</i>	ADRH - sección	Tamaño medio del hogar.
<i>mean_age</i>	ADRH - sección	Edad media de la población residente.
<i>pct_under18</i>	ADRH - sección	Porcentaje de población menor de 18 años.
<i>pct_over65</i>	ADRH - sección	Porcentaje de población de 65 o más años.
<i>pct_single_hh</i>	ADRH - sección	Porcentaje de hogares unipersonales.
<i>FP_Hasta_30_m2</i>	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas principales con superficie ≤ 30 m ² .
<i>FP_30_45_m2</i>	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas principales de 30-45 m ² .
<i>FP_46_60_m2</i>	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas principales de 46-60 m ² .
<i>FP_61_75_m2</i>	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas principales de 61-75 m ² .
<i>FP_76_90_m2</i>	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas principales de 76-90 m ² .
<i>FP_91_105_m2</i>	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas principales de 91-105 m ² .
<i>FP_106_120_m2</i>	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas principales de 106-120 m ² .
<i>FP_121_150_m2</i>	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas principales de 121-150 m ² .
<i>FP_151_180_m2</i>	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas principales de 151-180 m ² .
<i>FP_Mas_180_m2</i>	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas principales de más de 180 m ² .
<i>YC_before_1900</i>	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas principales construidas antes de 1900.
<i>YC_1900_1920</i>	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas principales construidas entre 1900 y 1920.
<i>YC_1921_1940</i>	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas principales construidas entre 1921 y 1940.
<i>YC_1941_1950</i>	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas principales construidas entre 1941 y 1950.
<i>YC_1951_1960</i>	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas principales construidas entre 1951 y 1960.
<i>YC_1961_1970</i>	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas principales construidas entre 1961 y 1970.
<i>YC_1971_1980</i>	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas principales construidas entre 1971 y 1980.
<i>YC_1981_1990</i>	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas principales construidas entre 1981 y 1990.
<i>YC_1991_2000</i>	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas principales construidas entre 1991 y 2000.

YC_2001_2010	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas principales construidas entre 2001 y 2010.
YC_2011_2020	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas principales construidas entre 2011 y 2020.
TD_res_1dwelling	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas en edificios residenciales de 1 vivienda.
TD_res_2dwellings	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas en edificios residenciales de 2 viviendas.
TD_res_3plus	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas en edificios residenciales de 3 o más viviendas.
TD_nonres_building	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas en edificios de uso no exclusivamente residencial (mixtos, etc.).
TR_owner	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas principales en régimen de propiedad.
TR_rent	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas principales en régimen de alquiler.
TR_other	Censo 2021 - viviendas	Porcentaje de viviendas principales en otros regímenes (cesión, otros).
MP_0k_2k	Censo 2021 / derivada	Porcentaje de población del entorno en municipios de 0-2.000 habitantes (intensidad de ruralidad).
MP_2k_5k	Censo 2021 / derivada	Porcentaje de población del entorno en municipios de 2.000-5.000 habitantes.
MP_5k_10k	Censo 2021 / derivada	Porcentaje de población del entorno en municipios de 5.000-10.000 habitantes.
MP_10k_20k	Censo 2021 / derivada	Porcentaje de población del entorno en municipios de 10.000-20.000 habitantes.
MP_20k_50k	Censo 2021 / derivada	Porcentaje de población del entorno en municipios de 20.000-50.000 habitantes.
MP_50k_100k	Censo 2021 / derivada	Porcentaje de población del entorno en municipios de 50.000-100.000 habitantes.
MP_100k_500k	Censo 2021 / derivada	Porcentaje de población del entorno en municipios de 100.000-500.000 habitantes.
MP_500k_plus	Censo 2021 / derivada	Porcentaje de población del entorno en municipios de más de 500.000 habitantes.
climate_zone	Derivada / externa	Zona climática de invierno del municipio en el que se ubica la sección censal.

Fuente: elaboración propia a partir de las fuentes de datos empleadas.

A1.3 Armonización de variables

El objetivo de la armonización es garantizar que los microdatos de hogares (EPF y ECV) y los datos agregados por sección censal (Censo y ADRH), aun procediendo de fuentes distintas, sean comparables a partir de un marco común de definiciones y categorías. Para ello, se ha armonizado toda la información utilizada de ambas fuentes, obteniéndose bases de datos coherentes estructuradas en torno a un conjunto común de códigos de variables, que se detallan en la Tabla A4.

Tabla A4: Variables armonizadas

Variable	Descripción
reg_AND, ..., reg_MEL	VARIABLES dummies (0/1) que identifican la región de residencia del hogar a partir de la CCAA (Andalucía, ..., Melilla).
climate_A...climate_E	VARIABLES dummies (0/1) que indican la zona climática de invierno (A-E).
mean_hh_size	Tamaño medio del hogar.

<i>net_income_pc</i>	Renta neta media por persona del hogar, ajustada mediante un coeficiente de ajuste entre la renta observada en los microdatos y en ADRH.
<i>pct_single_hh</i>	Proporción de hogares unipersonales.
<i>pct_multi_hh</i>	Proporción de hogares con más de un miembro.
<i>mean_age</i>	Edad media.
<i>age_under18_D</i>	Proporción de menores de 18 años por hogar.
<i>age_18_65_D</i>	Proporción de población en edad laboral (aprox. 18-65 años).
<i>age_over65_D</i>	Proporción de personas mayores de 65 años.
<i>MP_0k_10k_D, ..., MP_100k_plus_D</i>	Conjunto de variables que determinan la proporción de hogares según el tamaño del municipio (menos de 10.000 habitantes, 10.000-20.000, ..., 100.000 o más).
<i>FP_Hasta_30_m2_D ... FP_Mas_180_m2_D</i>	Conjunto de variables que recogen la distribución de las viviendas por tramo de superficie (hasta 30 m ² , 31-60 m ² , ..., más de 180 m ²).
<i>YC_less25_D</i>	Proporción de viviendas construidas en los últimos 25 años.
<i>YC_25plus_D</i>	Proporción de viviendas con más de 25 años de antigüedad.
<i>TD_res_1dwelling_D</i>	Proporción de viviendas situadas en edificios de una sola vivienda.
<i>TD_res_2plus_D</i>	Proporción de viviendas situadas en edificios residenciales de dos o más viviendas.
<i>TD_nonres_building_D</i>	Proporción de viviendas ubicadas en edificios de uso no exclusivamente residencial (mixto o no residencial).

Fuente: elaboración propia.

A2 Predicción del gasto energético doméstico y de la carga energética por sección censal

A2.1 Modelización del gasto energético doméstico en los microdatos de hogares mediante modelos de *machine learning*

Para predecir el gasto energético doméstico medio asociado a cada bien energético en cada sección censal, es necesaria una estrategia de modelización que permita determinar, por un lado, si los hogares consumen o no cada tipo de energía y, por otro, en caso de que sí consuman, cuánto gastan. Esta tarea puede abordarse mediante distintos tipos de modelos, que van desde los enfoques econométricos paramétricos tradicionales (como las regresiones lineales o los modelos logit/probit), hasta enfoques metodológicos más complejos basados en modelos no paramétricos de *machine learning* (por ejemplo, random forests, métodos de gradient boosting o redes neuronales).

Una ventaja de los modelos econométricos paramétricos tradicionales es que permiten una interpretación relativamente sencilla de los coeficientes que relacionan el gasto energético con sus determinantes. Sin embargo, cuando se desea considerar un número elevado de variables explicativas, estos modelos suelen verse limitados por problemas de multicolinealidad y por la necesidad de imponer formas funcionales relativamente rígidas a la hora de caracterizar relaciones complejas. En este sentido, los modelos de *machine learning* ofrecen una mayor flexibilidad, al permitir incorporar un gran número de determinantes, capturar interacciones entre ellos y modelizar relaciones no lineales complejas de forma más precisa. Además, diversos estudios muestran que los modelos de *machine learning* suelen ofrecer errores de predicción menores que los enfoques econométricos paramétricos tradicionales en la modelización de distintos tipos de demanda energética residencial (Burnett & Kiesling, 2022). Si bien existen distintos enfoques de *machine learning* que pueden emplearse, los modelos de gradient boosting, como *XGBoost* - *eXtreme Gradient Boosting* (Chen & Guestrin, 2016), han demostrado ser muy precisos en este tipo de aplicaciones de predicción de la demanda energética doméstica sobre microdatos de encuestas de hogares (Ramanathan & Ballard, 2025), por lo que son la opción empleada en este trabajo.

Además de elegir el tipo de modelo que se va a emplear, es necesario definir una estrategia de modelización de la demanda energética doméstica. En este caso, dado que algunos hogares no consumen ciertos bienes energéticos por diversas razones, es oportuno utilizar un modelo en dos etapas (*two-part model*), ampliamente empleado en contextos con presencia de un elevado número de hogares con gasto cero (Adusah-Poku & Takeuchi, 2019; Matsaganis et al., 2009; Tan et al., 2014).

Siendo y_{het} el gasto mensual observado del hogar h en el bien energético e , asociado a un mes de referencia¹⁰ t , su modelización se articula en dos etapas: por un lado, determinar si el hogar consume o no dicho bien y, por otro, en caso de que sí

¹⁰ Es importante aclarar que cada observación corresponde a una combinación hogar-bien-mes, de modo que para cada hogar y bien energético solo se observa un mes de referencia y no una trayectoria mensual completa.

consume, cuánto gasta. Para ello, primero se define d_{het} , que actúa como variable de participación, indicando si el hogar presenta gasto positivo:

$$d_{het} = \begin{cases} 1 & \text{si } y_{het} > 0, \\ 0 & \text{si } y_{het} = 0. \end{cases} \quad (1)$$

También se define $X_h = (Z_h, t_h)$ como el conjunto de variables explicativas asociadas a un determinado hogar h , que incluye tanto las características del propio hogar, Z_h , como la información del mes de referencia de la respuesta, t_h . Considerando estas variables explicativas, el modelo de demanda energética para un bien dado, que determina el gasto esperado, se expresa como:

$$E(y_{het} | X_h) = \overbrace{Pr(d_{het} = 1 | X_h)}^{\text{Parte I}} \overbrace{E(y_{het} | d_{het} = 1, X_h)}^{\text{Parte II}}. \quad (2)$$

La Parte I de la ecuación (2) es un problema de clasificación binaria que sirve para determinar la probabilidad predicha de que el gasto sea positivo, $\hat{p}_{het} = Pr(d_{het} = 1 | X_{het})$. Por otro lado, la Parte II es un problema de regresión, estimado únicamente sobre los hogares con gasto positivo, que permite obtener el gasto predicho condicionado a consumir, $\hat{g}_{het} = E(y_{het} | d_{het} = 1, X_{het})$. Por tanto, el gasto esperado del hogar h en el bien e y mes t puede escribirse como:

$$\hat{y}_{het} = \hat{p}_{het} \hat{g}_{het}. \quad (3)$$

Esta modelización se realiza mediante modelos XGBoost de clasificación y regresión, entrenados sobre los microdatos de encuestas de hogares. Para ello, la muestra se divide aleatoriamente en un 80 % para entrenamiento y un 20 % para validación externa, aplicando validación cruzada de 5 particiones en el conjunto de entrenamiento para evitar el sobreajuste de los modelos. En el caso de la clasificación, se selecciona el modelo que maximiza el área bajo la curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*), mientras que, para la regresión, el que minimiza la raíz del error cuadrático medio.

Finalmente, para cada bien energético, esta estrategia de modelización se puede sintetizar en una función de predicción del gasto esperado a nivel de hogar:

$$\hat{f}^e(X_h) \equiv \hat{y}_{het} \equiv \hat{p}_{het}(X_h) \hat{g}_{het}(X_h), \quad (4)$$

donde los resultados de la función de predicción dependen de las variables explicativas X_h .

A2.2 Predicción del gasto energético doméstico medio por sección censal y cálculo de la carga energética

Ahora el objetivo es predecir, para cada sección censal, el gasto energético doméstico medio asociado a cada bien energético. Para ello, se emplean las funciones de predicción $\hat{f}^e(\cdot)$ definidas anteriormente y estimadas sobre los microdatos de encuestas de hogares. Dichas funciones se aplican al conjunto de variables explicativas del modelo recogidas a nivel de sección censal s , las cuales

incluyen las características referidas a un hogar medio de la sección censal y se denotan por Z_s^{11} .

A nivel de sección censal no se observa directamente el mes de referencia. Sin embargo, las funciones de predicción $\hat{f}^e(\cdot)$ sí incorporan explícitamente el mes de referencia entre sus variables explicativas. Para explotar esto, la información de las variables explicativas por sección censal se amplía con el mes de referencia de manera que:

$$X_{st} = (Z_s, t). \quad (5)$$

Aplicando la función de predicción estimada para cada bien energético sobre las variables explicativas a nivel de sección censal se obtiene, para cada mes del año, una predicción del gasto mensual medio por hogar:

$$\hat{y}_{set} = \hat{f}^e(X_{st}). \quad (6)$$

A partir de estas predicciones mensuales, el gasto energético anual medio por hogar para cada bien energético por sección censal viene dado por la suma de los doce meses:

$$\hat{y}_{se}^{anual} = \sum_{t=1}^{12} \hat{y}_{set}. \quad (7)$$

Dado que se conoce el número de hogares residentes en la sección censal, N_s , el gasto energético total anual estimado para cada sección censal y bien energético se obtiene elevando la predicción media al tamaño poblacional:

$$\hat{Y}_{se}^{anual} = N_s \hat{y}_{se}^{anual}. \quad (8)$$

El gasto energético medio mensual total por hogar de la sección censal se calcula agregando todos los bienes energéticos:

$$\hat{y}_{st} = \sum_e \hat{y}_{set}, \quad (9)$$

de forma análoga, el gasto energético anual medio total por hogar sería:

$$\hat{y}_s^{anual} = \sum_e \hat{y}_{se}^{anual}, \quad (10)$$

y el gasto energético total anual agregado de la sección censal sería:

$$\hat{Y}_s^{anual} = \sum_e \hat{Y}_{se}^{anual}. \quad (11)$$

Para realizar comparaciones entre secciones censales, es conveniente expresar los resultados en términos per cápita. Siendo P_s la población residente en la sección censal s , se puede obtener el tamaño medio del hogar en dicha sección como: $a_s = P_s/N_s$. De esta manera, dividiendo \hat{y}_{set} , \hat{y}_{se}^{anual} , \hat{y}_{st} , \hat{y}_s^{anual} entre a_s se obtendrían esos

11 Para el caso del gas, estas predicciones se ajustan utilizando información auxiliar de la CNMC (2019) sobre el acceso municipal a redes de distribución de gas. De este modo, con independencia de la probabilidad estimada para un hogar, si la sección censal pertenece a un municipio sin acceso a la red de gas, se impone una probabilidad nula de consumo de gas.

indicadores en términos per cápita. Análogamente, estos resultados pueden calcularse utilizando la población ajustada por unidades de consumo equivalente de acuerdo con la escala de la OCDE¹².

A partir de las predicciones de gasto energético a nivel de sección censal descritas en el apartado anterior, es posible obtener agregados por CCAA, que constituyen el máximo nivel de desagregación territorial disponible en los microdatos de hogares. Esto permite comprobar si las predicciones por sección censal, una vez agregadas a nivel de CCAA, son coherentes con los datos agregados de las encuestas de hogares en ese mismo nivel. A partir de dicha comparación, se calibran las predicciones a nivel de sección censal de forma que no existan discrepancias en el agregado por CCAA, tomando como referencia los valores observados en los microdatos de hogares.

Una vez predicho y calibrado el gasto energético doméstico medio por sección censal, es posible construir un indicador de vulnerabilidad energética media basado en la carga o esfuerzo energético sobre la renta. Este esfuerzo se define como la proporción de la renta anual media de los hogares de cada sección censal que se destina al pago del conjunto de bienes energéticos.

¹² De acuerdo con la escala modificada de la OCDE, las unidades de consumo equivalente del hogar se obtienen como la suma ponderada de sus miembros, asignando un peso de 1 al primer adulto, de 0,5 a cada una de las demás personas de 14 o más años y de 0,3 a cada menor de 14 años.