



# **Demanda de energía eléctrica y temperatura: estimaciones semi-paramétricas con datos diarios para Argentina**

Leandro Martinez Villa

Tesis de Maestría  
Maestría en Economía  
Universidad Nacional de La Plata

Director de Tesis: Jorge P. Puig

Co-Director: Leonardo C. Gasparini

**Fecha de defensa**

Códigos JEL: Q33, Q4, Q54, Q55, O13.

Universidad Nacional de La Plata  
Facultad de Ciencias Económicas

## **Maestría en Economía**

# **Demanda de energía eléctrica y temperatura: estimaciones semi-paramétricas con datos diarios para Argentina**

Tesis de Maestría

Leandro Martínez Villa<sup>1</sup>

Director/a: Jorge Puig  
Codirector/a: Leonardo Gasparini

La Plata, Buenos Aires, Argentina  
2026

---

<sup>1</sup>Agradezco especialmente a Jorge Puig y Leonardo Gasparini por su guía y apoyo permanente durante todo el proceso de investigación, como también a Gustavo Barbarán cuya experiencia profesional y discusiones sobre la operación del sistema eléctrico nacional despertaron mi interés por este tema y dieron origen a las preguntas que motivan esta tesis. Agradezco también los comentarios de Facundo Crosta sobre la versión preliminar de este trabajo. Cualquier error u omisión es de mi exclusiva responsabilidad. Comentarios a [Leandromartinezvilla@gmail.com](mailto:Leandromartinezvilla@gmail.com)

## Resumen

Este estudio analiza la relación entre temperatura y demanda eléctrica utilizando información diaria de 29 empresas distribuidoras durante 15 años (2007–2021), el panel de mayor resolución espacial y cobertura territorial aplicado hasta la fecha para Argentina. Mediante un enfoque semiparamétrico de bandas de temperatura que explota la variación intra-unidad diaria, se documenta una respuesta no lineal y asimétrica: un día con temperatura media de entre 24 y 25°C incrementa la demanda en 20,8% respecto de un día de 17°C, mientras que un día con temperatura media de entre 10 y 11°C la eleva en 10,1% respecto de la misma base. Asimismo, se observa heterogeneidad sustancial entre distribuidoras y una sensibilidad térmica creciente en el tiempo. Las proyecciones indican aumentos de requerimientos energéticos superiores al 3,8% hacia mediados de siglo, incluso bajo escenarios climáticos de referencia y sin considerar adaptación extensiva. En conjunto, los resultados consolidan y amplían la evidencia existente con datos de alta frecuencia y mayor desagregación, proporcionando insumos empíricos relevantes para la planificación energética y el diseño de políticas de gestión de la demanda.

## Abstract

This study analyzes the relationship between temperature and electricity demand using daily data from 29 distribution companies over 15 year (2007–2021), constituting the highest-spatial resolution panel with the broadest territorial coverage applied to Argentina to date. Using a semi-parametric temperature-bin approach that exploits within-unit daily variation, the results document a strongly nonlinear and asymmetric response: a day with an average temperature of 24°C increases demand by 20.8% relative to a 17°C day, while a 10°C day raises demand by 10.1% relative to the same baseline. Substantial heterogeneity across distributors and an increasing thermal sensitivity over time are also observed. Projections indicate increases in energy requirements exceeding 3.8% by mid-century, even under business as usual climate scenarios and without accounting for extensive adaptation. Overall, the findings consolidate and extend the existing evidence using high-frequency and more disaggregated data, providing relevant empirical inputs for energy planning and demand-side policy design.

**Clasificación JEL:** Q33, Q4, Q54, Q55, O13.

**Palabras clave:** Demanda de energía eléctrica, temperatura, cambio climático, datos de panel, Argentina, planeamiento energético.

## Índice

<b>1. Introducción</b>	<b>2</b>
<b>2. Literatura relacionada</b>	<b>5</b>
<b>3. Hechos estilizados para Argentina</b>	<b>8</b>
<b>4. Datos y Metodología</b>	<b>12</b>
4.1. Metodología . . . . .	12
4.2. Datos . . . . .	15
<b>5. Resultados</b>	<b>18</b>
5.1. Resultados principales . . . . .	18
5.2. Pruebas de robustez . . . . .	19
5.3. Heterogeneidad regional y evolución . . . . .	21
<b>6. Aplicación: Estimación de requerimientos energéticos futuros</b>	<b>23</b>
<b>7. Discusión y conclusiones</b>	<b>24</b>
7.1. Implicancias de política . . . . .	24
7.2. Limitaciones . . . . .	25
7.3. Conclusión . . . . .	26
<b>A. Estadísticas descriptivas</b>	<b>31</b>
<b>B. Tablas de resultados</b>	<b>34</b>
<b>C. Robustez</b>	<b>37</b>

## 1. Introducción

El Panel Intergubernamental de Cambio Climático registró en su reporte de 2023 un aumento de la temperatura global de más de 1°C en la década 2011-2020 respecto del período 1850-1900, e identificó una aceleración en el proceso de calentamiento, IPCC (2023). La energía eléctrica tiene al respecto un rol en términos de adaptación mediante el acondicionamiento térmico de espacios, y también en términos de mitigación, dada la participación de la generación de energía eléctrica en la emisión total de gases de efecto invernadero. Podrían existir también efectos recursivos en el cambio climático a partir del aumento de la demanda de energía para fines adaptativos. El costo y la asequibilidad del servicio, a su vez, condicionan el mecanismo de adaptación<sup>2</sup>. Así, la evaluación de los requerimientos energéticos futuros en un contexto de cambio climático constituye un campo de interés para la comunidad científica, como también para los gobiernos y organizaciones encargadas de la planificación energética. Por sus características climáticas y estructurales, y la evolución reciente de sus patrones de consumo energético, Argentina resulta un caso empírico útil para evaluar estos efectos en economías en desarrollo. El análisis puede además mejorar el entendimiento de los patrones de consumo locales, aportando fundamentos empíricos para el planeamiento energético en el corto y largo plazo.

En Argentina, la historia reciente ha mostrado un aumento de la estacionalidad del consumo eléctrico (CE). La demanda máxima registrada continúa creciendo pese a que la tendencia parece no replicarse para la demanda media diaria, con los nuevos máximos históricos registrándose en días de temperaturas extremas (Mastronardi et al., 2016), y con grandes interrupciones en la provisión de energía eléctrica atribuibles a esas temperaturas (Santágata et al., 2017). La caracterización de la relación entre el consumo de energía eléctrica (CE) y la temperatura (T) puede mejorar nuestra capacidad de planificación del sistema energético local en la medida en que nos permita anticipar los requerimientos futuros. La inclusión de distintas medidas de temperatura en los modelos de predicción de la demanda de energía de corto plazo (Dagoumas, 2021), como también su inclusión entre los temas de investigación prioritarios para la comunidad científica local, dan cuenta de la importancia de esta necesidad<sup>3</sup>. Estudios anteriores verifican la existencia de la relación para países desarrollados como también países en desarrollo aunque con resolución temporal limitada<sup>4</sup>, dando lugar a potenciales sesgos (Jones et al., 2026). Análisis recientes para Argentina

---

<sup>2</sup>Nótese que el mecanismo de adaptación requiere de una capacidad de pago de la energía consumida, y también de equipos que permitan transformar la energía eléctrica en formas que atiendan el uso final.

<sup>3</sup>El CONICET incluyó el ítem "Variabilidad climática y demanda energética" en el listado de temas prioritarios para la convocatoria de becas 2025: <https://convocatorias.conicet.gov.ar/convocatoria-2025/>

<sup>4</sup>Berkouwer (2020); Shi et al. (2025) son ejemplos de aplicaciones en Sudáfrica y China, usando datos de alta frecuencia, aunque la baja cobertura territorial, la parcialidad de la demanda atendida, y la corta extensión del período analizado limitan la extrapolación de los resultados.

aplican datos de mayor frecuencia, aunque presentan problemas de agregación o cobertura espacial y limitaciones metodológicas (Mastronardi et al., 2016; Propato et al., 2021).

En este trabajo se estima la relación entre la demanda de energía eléctrica y la temperatura ambiente, y se caracteriza su forma funcional. Para ello, se emplea un panel de datos observacionales con frecuencia diaria, a nivel distribuidora, que comprende 29 unidades observadas durante un período de 15 años, entre enero de 2007 y diciembre de 2021. La metodología aplicada es una variante de la introducida por Deschênes and Greenstone (2011), que consiste en identificar bandas de temperatura y computar el efecto de un día adicional en cada banda sobre la demanda anual de energía. En este trabajo se definen bandas de temperatura de 1°C y se estima el efecto marginal de un día con temperatura media en cada una de ellas respecto de una temperatura confortable, sobre el consumo eléctrico diario. Si bien el método es paramétrico, no impone una forma funcional específica para la relación entre consumo de energía eléctrica y temperatura. Como extensiones, se analiza la existencia de heterogeneidades espaciales en dicha relación y se evalúa su evolución temporal. Finalmente, se aplica la relación estimada para simular los requerimientos energéticos para el período 2045-2050 bajo distintos escenarios de cambio climático.

Los resultados confirman la relación no lineal entre la demanda de energía eléctrica y la temperatura ambiente, identificando una curva en forma de U asimétrica, con un mínimo en torno a una temperatura de confort y una mayor elasticidad ante temperaturas elevadas que ante temperaturas bajas. Estos patrones son consistentes con la evidencia internacional, regional y local, en cuanto a la fase intensiva de respuesta del CE a la temperatura en cuanto a la magnitud relativa de los efectos (temperaturas más extremas tienen efectos mayores) y la forma agregada de la relación, aunque no son directamente comparables. Las estimaciones se mantienen robustas a diversas especificaciones econométricas. Asimismo, los análisis de heterogeneidad revelan diferencias regionales significativas y una creciente sensibilidad térmica a lo largo del tiempo, reflejada en un mayor pronunciamiento de la curvatura de la función de demanda, lo cual podría deberse a una fase extensiva de adaptación climática. Las simulaciones para el período 2045-2050 indican un aumento del consumo energético relacionado con la temperatura de 2.8 % para el SSP2 y de 4.2 % para el SSP3, asumiendo constante la relación CE-T del período 2007-2021. Estos valores ascienden a 3.1 % y 4.7 % respectivamente si se consideran la relación CE-T del período 2017-2021.

Numerosos estudios para diferentes regiones y períodos han documentado la relación CE-T, su no linealidad, y su heterogeneidad espacial, y en algunos de ellos se aplican las relaciones estimadas para simular los requerimientos energéticos en el largo plazo frente a escenarios climáticos. Existen aplicaciones recientes que confirman los hechos estilizados para países de la región (Colelli and Mistry, 2022; McRae, 2023; Botzen et al., 2021) y también para Argentina (Mastronardi et al., 2016; Propato et al., 2021). Mientras que

las limitaciones de resolución temporal en las observaciones de consumo energético son una constante en la bibliografía, dando lugar a potenciales sesgos que podrían atribuir causalidad en correlaciones espúreas (Jones et al., 2026), tanto Mastronardi et al. (2016) como Propato et al. (2021) cuentan con un panel de datos diarios, aunque analizan las unidades en forma individual. Estas aplicaciones en Argentina operan con baja cobertura territorial, o con un alto nivel de agregación espacial, y tienen limitaciones metodológicas por imponer formas funcionales en métodos paramétricos, o de interpretación de resultados en métodos no paramétricos.

Parte de esta literatura distingue entre una fase intensiva de la relación CE-T, asociada a variaciones en el uso de la capacidad instalada existente, y una fase extensiva, vinculada a procesos de adaptación que modifican las dotaciones de equipamiento y alteran la relación CE-T en el tiempo. Algunos estudios buscan identificar explícitamente estos mecanismos de adaptación, utilizando la heterogeneidad espacial para estimar esos efectos y sus determinantes. En este trabajo la heterogeneidad espacial es utilizada para una mejor identificación de la fase intensiva, mientras que se identifica la evolución en la relación CE-T sin analizar sus determinantes como alternativa para abordar la fase extensiva.

Este trabajo realiza diversas contribuciones sobre el estado actual del arte. En primer lugar, desde el punto de vista metodológico, adapta un enfoque empírico existente a un panel de alta frecuencia temporal, pasando de observaciones anuales o mensuales a diarias, lo que incrementa sustancialmente la variación intra-unidad disponible y permite mitigar potenciales sesgos de agregación recientemente documentados en la literatura; y sin resignar cobertura territorial, lo cual permite conservar variabilidad en la dimensión transversal, robusteciendo así la identificación de la relación causal entre temperatura y demanda eléctrica. En segundo lugar, reexamina y consolida la evidencia existente sobre los determinantes de la variabilidad temporal de corto plazo de la demanda eléctrica en Argentina, utilizando datos con mayor cobertura territorial y resolución espacial, y estrategias de identificación más robustas, y proporcionando fundamentos empíricos relevantes para el planeamiento energético y el diseño de políticas orientadas a mejorar la eficiencia, el costo y la asequibilidad del servicio. En tercer lugar, construye una nueva base de datos para Argentina —la más desagregada y actual disponible, a mi mejor conocimiento— que constituye un insumo original para la investigación aplicada en energía. Finalmente, los resultados sientan las bases para futuras investigaciones que identifiquen las trayectorias individuales de la relación CE-T y sus determinantes.

En lo que sigue, el trabajo se estructura de la siguiente manera. La sección 2 ubica el presente trabajo en relación con la literatura existente, la sección 3 describe hechos estilizados para Argentina en la historia reciente, la sección 4 describe el abordaje metodológico y los datos utilizados, la sección 5 presenta los resultados, la sección 6 presenta la estimación de los requerimientos energéticos futuros como aplicación de los resultados principales,

mientras que en la sección 7 se elaboran discusión y conclusiones.

## 2. Literatura relacionada

Este trabajo contribuye a la literatura de economía de la energía que estudia la relación entre temperatura y consumo eléctrico, y que tiene bases metodológicas en el trabajo seminal de Deschênes and Greenstone (2011), quienes desarrollaron un enfoque econométrico robusto para identificar los efectos causales de las variaciones climáticas sobre la mortalidad y el consumo energético. Su metodología utiliza la variación aleatoria anual en la distribución de temperaturas diarias como fuente de identificación. Los autores modelan la relación entre consumo de energía eléctrica y temperatura (CE-T) de manera semi-paramétrica mediante diez categorías de temperatura (bandas), permitiendo que los datos revelen la forma funcional de la relación temperatura-energía sin imponer restricciones paramétricas fuertes. La robustez de sus resultados se sustenta en el uso de efectos fijos por condado y estado-año, controlando por diferencias permanentes no observadas y shocks específicos a nivel estatal. Los datos utilizados por los autores incluyen más de tres mil unidades observadas en un período que va desde 1968 hasta 2002, en Estados Unidos. Aplican los resultados de su modelo a escenarios de temperatura a largo plazo para estimar requerimientos futuros de energía. Esta metodología surge como alternativa y complemento a los modelos de equilibrio general computable, conocidos como Modelos Integrales de Evaluación (IAMs por sus siglas en inglés), que constituían el estándar para estimar los efectos del cambio climático en el bienestar hasta entonces.

Un antecedente clave en la literatura es el trabajo de Bessec and Fouquau (2008), quienes analizan la relación entre temperatura y consumo eléctrico en un panel de países europeos mediante un modelo de umbrales no lineales. A diferencia de enfoques lineales o polinómicos tradicionales, su estrategia permite identificar distintos regímenes de respuesta según rangos de temperatura, capturando así la forma en U característica de esta relación. Los autores encuentran que los países del norte de Europa presentan una mayor sensibilidad a bajas temperaturas, mientras que los del sur reaccionan con más intensidad al calor, reflejando diferencias en patrones de climatización y adaptación tecnológica. El estudio abarca datos mensuales de 15 países europeos entre 1985 y 2000, y constituye uno de los primeros intentos sistemáticos de modelar no linealidades en este campo.

Numerosos estudios continúan la línea iniciada por Deschênes and Greenstone (2011). Un ejemplo interesante es McRae (2023) para Colombia en 2010-2019, que además de confirmar la heterogeneidad en la forma funcional de la relación CE-T, confirma que esa forma funcional depende del nivel de ingreso de los hogares. Harish et al. (2020) es otro ejemplo de aplicación para India en 2009-2013; Zhang et al. (2022) lo hacen para China en el período 2012-2014. Los estudios hasta aquí nombrados se concentran en lo que

se conoce como *fase intensiva de adaptación*, por la cual las comunidades responden con mayor o menor uso de las capacidades instaladas existentes frente a la variabilidad climática.

Existen también aplicaciones de esta metodología que proponen avanzar en profundidad e identificar la variabilidad de corte transversal en esa relación, y modelarla en base a características climáticas, económicas y sociales, con el fin de evitar la subestimación de los requerimientos futuros de energía eléctrica para acondicionamiento climático al no tener en cuenta posibles variaciones en los patrones de adaptación de corto plazo.

Esta dimensión del análisis apunta a capturar los cambios de capacidad instalada como respuesta a la evolución de las variables climáticas y se conoce como *fase extensiva de adaptación*. Colelli and Cian (2020) enfatizan la relevancia de esta fase extensiva contrastando con los modelos integrados de evaluación, mientras que Auffhammer (2022) para California, y Colelli and Mistry (2022) para Brasil entre 2004 y 2017, son ejemplos de aplicaciones considerando tanto la fase intensiva como la extensiva; todos coinciden en que no computar la fase extensiva resulta en subestimación de los requerimientos energéticos futuros. Por otro lado, aún persisten alternativas paramétricas para esta modelación como puede verse en Botzen et al. (2021) para México en el período 2002-2016.

En términos generales, estas aplicaciones utilizan paneles con un elevado número de unidades de observación y, en muchos casos, amplia cobertura temporal y territorial, aunque la baja frecuencia de los datos es una constante en la bibliografía. Estos trabajos suelen aplicar datos con agregación anual o mensual, de modo que la mayor parte de la variabilidad proviene de la dimensión transversal más que de la variación intra-unidad. Estudios recientes encuentran que existen potenciales sesgos propios de la metodología replicada en la bibliografía que estamos describiendo, que podrían inducir correlaciones espurias y producir coeficientes estadísticamente significativos aun en ausencia de un efecto causal bajo estructuras de datos de este tipo (Jones et al., 2026). Existen, sin embargo, aplicaciones recientes con datos de alta frecuencia, como Berkouwer (2020) quien aplica datos horarios en el período 2010-2013 para la provincia de Gauteng, en Sudáfrica; o bien Shi et al. (2025) que utilizan datos diarios para la ciudad de Jiaozuo entre abril y septiembre de 2021, en China; aunque estos estudios tienen una cobertura territorial limitada y analizan períodos cortos, lo cual compromete la validez externa de los resultados. La mayor resolución temporal, reduce la exposición a los *binning bias* planteados por Jones et al. (2026) al aumentar variabilidad intra-unidad.

Los hechos estilizados a lo largo de la bibliografía aplicada a la región de América Latina, como también al resto del mundo, son i) la confirmación de la relación entre demanda de energía eléctrica y temperatura, ii) la no linealidad en esa relación, caracterizando una forma U o de palo de jockey (en uno u otro sentido dependiendo si se trata de regiones

cálidas o frías); iii) la heterogeneidad regional.

El caso argentino cuenta con algunas ventajas que provienen de la disponibilidad de datos operativos de alta frecuencia y con amplia cobertura territorial, dando lugar a variabilidad climática en la dimensión temporal y también en la dimensión transversal, aunque las aplicaciones recientes analizando la relación entre demanda de energía y temperatura, o bien no aprovechan la cobertura territorial de estos datos, o bien lo hacen con baja resolución espacial, y no incorporan plenamente las estrategias metodológicas que constituyen el estándar empírico en la literatura internacional reciente. Mastronardi et al. (2016) y Propato et al. (2021) en sus trabajos para Argentina en los períodos 2004-2016 y 1997-2014 respectivamente, confirman los hechos estilizados en la teoría. Ambos casos utilizan datos diarios para la modelación de la relación CE-T, siendo la compañía Administradora del Mercado Mayorista de Electricidad (CAMMESA) la fuente de datos de consumo energético. En el primero de ellos se analizan las regiones del AMBA, Córdoba, Mendoza, Tucumán y Santa Fe. Allí utilizan un enfoque paramétrico, lo cual implica imponer restricciones funcionales al modelo, aunque ensayan distintas especificaciones funcionales, y modelan por separado cada una de las unidades observadas, de modo que no se aprovecha la variabilidad transversal de los datos. La unidad de observación es la provincia o área metropolitana. En Propato et al. (2021), en cambio, las unidades de observación son las nueve regiones eléctricas de CAMMESA, cubriendo el total del Sistema Argentino de Interconexión (que no incluye Tierra del Fuego ni las Islas del Atlántico Sur) aunque con baja desagregación espacial. La metodología elegida por los autores consiste en aplicar métodos de series de tiempo a los datos originales para quitar tendencias, estacionalidad, y eventos críticos que pueden afectar la demanda de energía eléctrica por medio de variables ajenas a la climatología, por ejemplo economía y demografía. Un aporte sustancial en ese trabajo es la asignación de la temperatura de referencia mediante datos georreferenciados.

En síntesis, este trabajo representa un avance sobre el estado actual del arte en diversas dimensiones. En primer lugar, contribuye a cerrar la brecha metodológica existente en la literatura internacional mediante la aplicación de i) una estructura de datos de alta frecuencia, que permite explotar en mejor medida la variabilidad intra-unidad, sin resignar cobertura territorial; y ii) una variante metodológica que permite mitigar potenciales sesgos recientemente documentados en la literatura (Jones et al., 2026). Lo dicho representa un avance respecto de estudios con extensa cobertura territorial pero baja resolución temporal (Auffhammer, 2022; Botzen et al., 2021; Colelli and Mistry, 2022; Colelli and Cian, 2020; Deschênes and Greenstone, 2011; Harish et al., 2020; McRae, 2023; Zhang et al., 2022) al mejorar la validez interna de los resultados; y un avance en términos de validez externa respecto de estudios con alta resolución temporal pero que muestran baja cobertura territorial y sobre períodos limitados (Berkouwer, 2020; Shi et al., 2025).

En segundo lugar, desplaza la frontera de conocimiento local al aplicar métodos alineados con el estándar internacional, con cobertura territorial sistémica y alta resolución espacial, consolidando los resultados documentados en estudios locales recientes con limitaciones metodológicas, y que padecen de baja cobertura territorial (Mastronardi et al., 2016), o bien de baja resolución espacial (Propato et al., 2021), pese a contar con paneles de datos extensos y de alta frecuencia. La confirmación de la existencia de una relación entre demanda de energía y temperatura y la identificación de la forma de esa relación, como también la identificación de heterogeneidades regionales y evolución temporal en la forma funcional, en un contexto de mejora de la validez interna y externa de esos resultados, resultan de gran relevancia para economías en desarrollo y con problemas de eficiencia, costo y asequibilidad del servicio, y con políticas de subsidios energéticos, al proporcionar fundamentos empíricos relevantes para el planeamiento energético y el diseño de políticas. En tercer lugar, la base de datos construida en este trabajo es la más desagregada y actual disponible en Argentina, representando un insumo original para la investigación aplicada en energía. Finalmente, los resultados sientan las bases para futuras investigaciones que identifiquen las trayectorias individuales de la relación CE-T y sus determinantes.

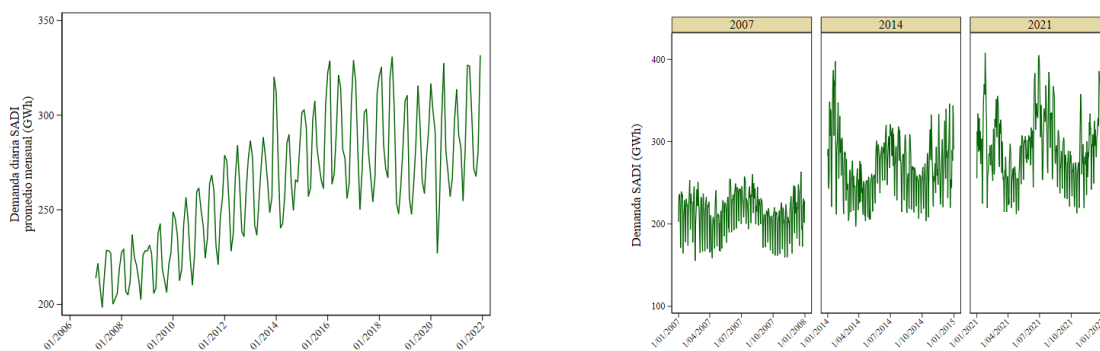
### **3. Hechos estilizados para Argentina**

En esta sección se presenta la evolución de la demanda de energía eléctrica y de la temperatura para Argentina en el período utilizado para el análisis principal de este trabajo. El panel A de la Figura 1 muestra la evolución de largo plazo para la demanda media diaria de energía eléctrica. Puede identificarse una tendencia creciente que se interrumpe en torno al año 2015. Desde entonces, el crecimiento de la variabilidad se hace más notorio. El panel B del mismo compara el patrón estacional del consumo eléctrico a lo largo del período estudiado, al graficar la demanda diaria a lo largo del año para el primer año del período, un intermedio, y el último. Para entender la importancia relativa de las regiones en el total, la Tabla 1 muestra el promedio y el desvío estándar del consumo diario de energía, medida en megavatios hora en las distintas etapas del período analizado. En Tabla A1 del Apéndice A se incluye el detalle por distribuidora.

La Figura 2 muestra el histograma de frecuencia relativa para las bandas de temperatura, nótese que se cuenta con 158.883 observaciones. El agrupamiento se hace a un nivel lo suficientemente bajo para que los datos definan la forma funcional de la relación, y no se aumenta la resolución para evitar perder grados de libertad en la estimación de los parámetros del modelo. Además, las bandas unitarias resultan convenientes a la hora de la interpretación. Puede verse que existe una concentración de las observaciones en torno a temperaturas entre 16 y 24 °C.

Para dar cuenta de la evolución temporal de la distribución de temperaturas, la Figura 3

Figura 1: Evolución del consumo energético medio y su estacionalidad



(a) Evolución de la demanda media de energía eléctrica

(b) Evolución del patrón estacional del consumo energético

**Nota:** La Figura ilustra la evolución demanda diaria de energía eléctrica agregada de las distribuidoras consideradas en este estudio en promedio mensual (total SADI sin incluir Cooperativa Rio Colorado, DPTF ni Cooperativa Rio Grande) en el panel a; mientras que el panel b muestra la evolución del patrón estacional de la demanda.

**Fuente:** Elaboración propia con base en datos de CAMMESA.

Tabla 1: Consumo diario de energía por región

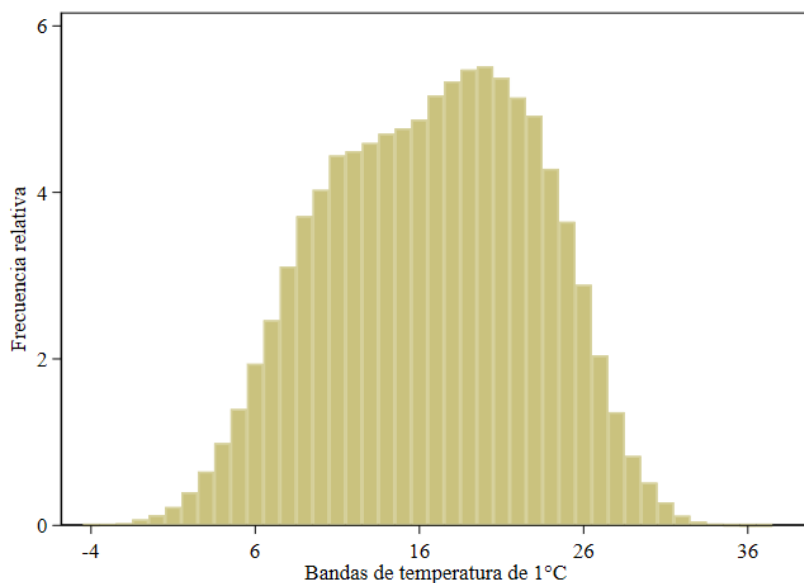
Región	Período					
	2007 - 2011		2012 - 2016		2017 - 2021	
	Media	Desv est	Media	Desv est	Media	Desv est
BUENOS AIRES	16,203	1,602	18,360	1,932	19,085	2,317
CENTRO	23,948	3,125	28,050	3,808	29,178	4,281
COMAHUE	6,383	767	8,425	963	8,770	1,011
CUYO	13,500	1,926	16,870	2,562	17,040	2,745
GRAN BS.AS.	103,841	14,968	121,158	19,584	123,150	22,319
LITORAL	28,937	4,117	33,984	5,533	35,012	6,045
NORESTE	15,856	2,833	21,801	4,697	25,472	5,709
NOROESTE	18,402	2,798	24,458	4,039	26,860	4,494
PATAGÓNICA	490	82	1,285	442	1,904	192

**Fuente:** Elaboración propia con base en datos de CAMMESA.

**Nota:** La tabla muestra la evolución temporal de estadísticos descriptivos seleccionados para la consumo diario de energía, medido en megavatios hora, por distribuidora en cada una de las nueve regiones eléctricas del SADI.

separa el histograma de frecuencia en 3 subperíodos de 5 años, dando cuenta de discrepancias en la distribución. Puede verse una pérdida de masa en las temperaturas por debajo de los 10 °C y un aumento en la cola derecha de la distribución, aunque el período intermedio (2012-2016) es el que más días registra para temperaturas extremadamente cálidas. Esta evolución temporal puede mostrar heterogeneidades a lo largo del territorio como puede verse en la Tabla 2 en la cual se ilustran el promedio, el mínimo y el máximo observados para la temperatura media diaria, a lo largo de las distintas regiones durante cada uno de los períodos. La desagregación a nivel distribuidora se incluye en la Tabla A2 del Apéndice A. Las simulaciones de consumo para mediados de siglo se realizaron sobre los escenarios compatibles con los senderos socioeconómicos compartidos 2 y 3 (SSP 2 y 3). Estos

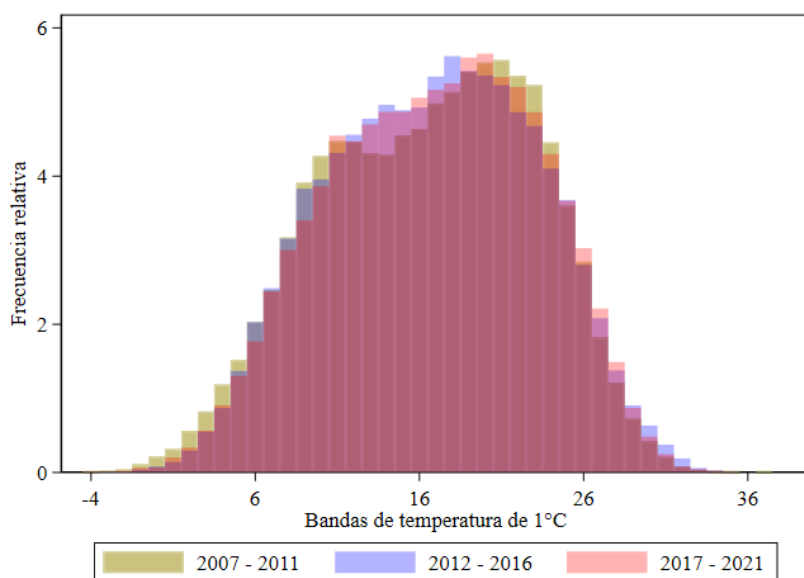
Figura 2: Temperatura media diaria, histograma de frecuencias relativas



**Fuente:** Elaboración propia con base en datos de ECMRWF (C3S, 2024), Secretaría de Energía de la Nación Argentina, GRUMP (CIESIN-Columbia University et al., 2011) y WorldPOP (WorldPop, 2020).

**Nota:** La Figura ilustra la distribución de la temperatura para las 29 distribuidoras estudiadas en el período 2007-2021.

Figura 3: Temperatura media diaria, histograma de frecuencias relativas por período



**Fuente:** Elaboración propia con base en datos de ECMRWF (C3S, 2024), Secretaría de Energía de la Nación Argentina, GRUMP (CIESIN-Columbia University et al., 2011) y WorldPOP (WorldPop, 2020).

**Nota:** La figura ilustra la distribución de la temperatura para las 29 distribuidoras estudiadas en el período 2007-2021, desagregando en subperíodos de 5 años cada uno.

senderos implican un aumento de la temperatura media global de entre 2,1 y 3,5 para el caso 2 y de entre 2,8 y 4,6 para el caso 3. La figura 4 muestra la distribución de temperaturas en cada uno de los escenarios y los contrasta con la distribución para el

Tabla 2: Temperatura media diaria por región

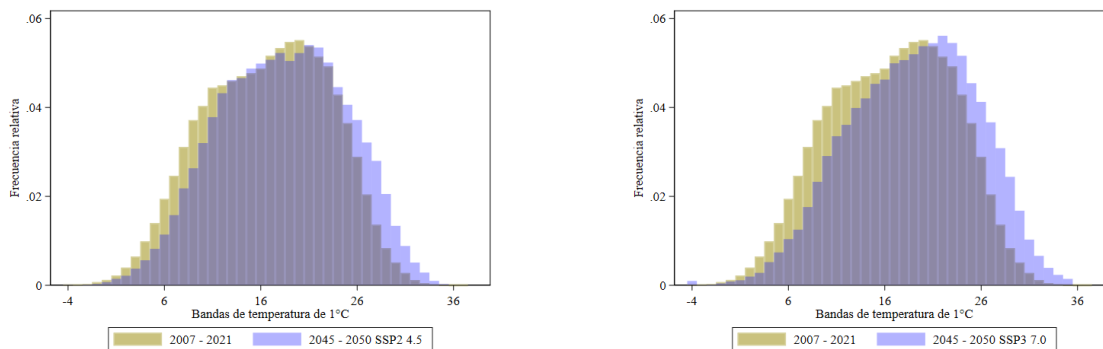
Región	Período								
	2007 - 2011			2012 - 2016			2017 - 2021		
	Media	Min	Max	Media	Min	Max	Media	Min	Max
BUENOS AIRES	15.7	-0.6	30.6	15.9	2.0	32.0	16.0	2.6	30.4
CENTRO	17.2	-2.4	31.3	17.2	1.0	32.7	17.3	1.1	31.9
COMAHUE	14.7	-3.7	30.6	14.7	-0.9	32.9	14.8	-2.6	31.0
CUYO	16.7	-2.4	32.8	16.8	-3.3	33.6	17.0	-0.1	32.0
GRAN BS.AS.	17.0	2.8	30.0	17.4	4.2	31.4	17.6	4.1	30.3
LITORAL	18.6	3.5	31.2	18.8	3.6	33.7	18.8	4.3	30.6
NORESTE	21.6	5.1	35.5	22.0	5.5	35.8	22.1	5.4	35.9
NOROESTE	17.5	-5.0	37.7	17.9	-1.3	36.5	17.8	1.8	36.4
PATAGÓNICA	11.2	-4.7	25.7	11.4	-3.9	26.8	11.6	-3.8	27.5
Total	17.0	-5.0	37.7	17.3	-3.9	36.5	17.4	-3.8	36.4

**Fuente:** Elaboración propia con base en datos de ECMRWF (C3S, 2024), Secretaría de Energía de la Nación Argentina, GRUMP (CIESIN-Columbia University et al., 2011) y WorldPOP (WorldPop, 2020).

**Nota:** La tabla muestra la evolución temporal de estadísticos descriptivos seleccionados para la temperatura media diaria en cada una de las nueve regiones eléctricas del SADI.

período 2007-2021. Puede verse en ambos casos un desplazamiento hacia la derecha en la distribución, con una mayor asimetría a derecha para el caso del escenario SSP3. En la Figura A1 se contrastan los escenarios con la distribución de temperaturas de los últimos 5 años del período analizado.

Figura 4: Temperatura media diaria, historia y proyecciones



(a) SSP2 - 4.5

(b) SSP3 - 7.0

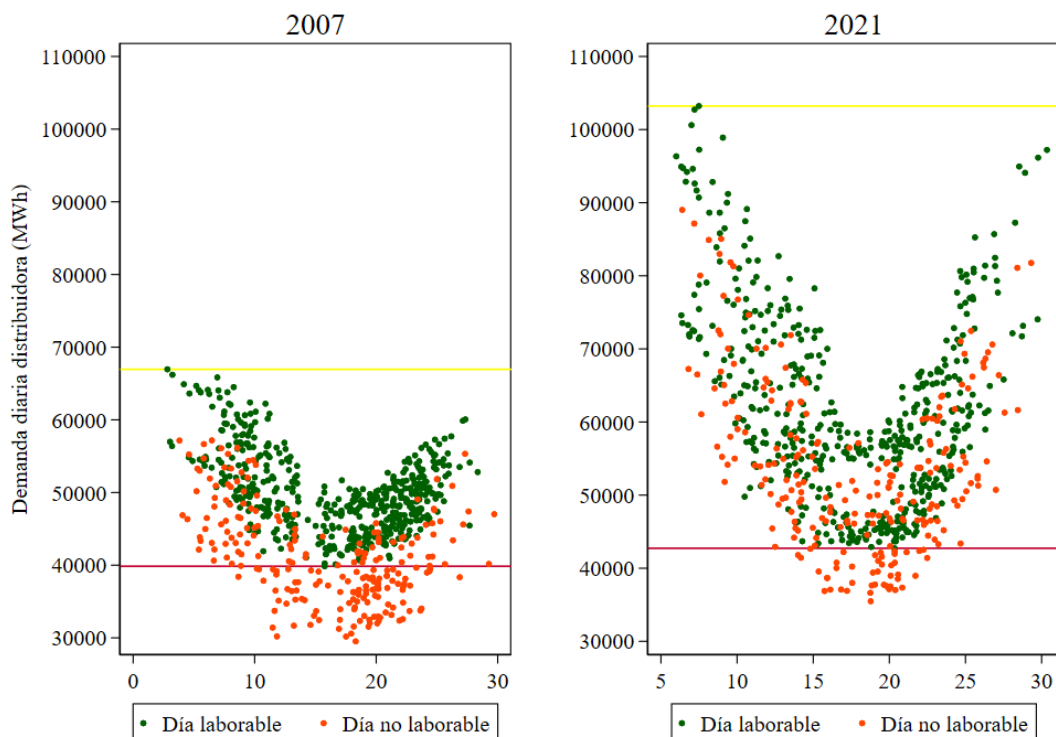
**Fuente:** Elaboración propia con base en datos de ECMRWF (C3S, 2024; Copernicus Climate Change Service, 2021), GRUMP (CIESIN-Columbia University et al., 2011), Secretaría de Energía de la Nación Argentina, y WorldPOP (WorldPop, 2020).

**Nota:** La figura ilustra la distribución de la temperatura para las 29 distribuidoras estudiadas en el período 2007-2021, comparándola con la distribución proyectada para el período 2045-2050 bajo los escenarios climáticos compatibles con los senderos socioeconómicos compartidos 2 y 3.

La Figura 5 muestra la relación no condicionada entre la demanda de energía eléctrica y la temperatura media diaria, para las empresas EDENOR y EDESUR, del Área Metropolitana de Buenos Aires, para el año 2007 y 2021. Puede verse que en las dos distribuidoras con mayor nivel de operación del sistema, la volatilidad de corto plazo en el consumo aumentó marcadamente entre el principio y el final del período. Además, no se observa un aumento

tan marcado de las demandas mínimas compatibles con temperaturas confortables.

Figura 5: Demanda de energía eléctrica y temperatura, análisis no condicionado



**Fuente:** Elaboración propia con base en datos de ECMRWF (C3S, 2024), Secretaría de Energía de la Nación Argentina, GRUMP (CIESIN-Columbia University et al., 2011) y WorldPOP (WorldPop, 2020).

**Nota:** La figura ilustra la relación no condicionada entre la demanda de energía eléctrica y la temperatura para las empresas EDENOR y EDESUR en los años 2007 y 2021.

## 4. Datos y Metodología

### 4.1. Metodología

En este trabajo se emplea una variante de la metodología de *binning* de temperatura desarrollada por Deschênes and Greenstone (2011), la cual permite una estimación flexible de la relación CE-T sin imponer formas funcionales paramétricas. La variante respecto del modelo original consiste en aplicar una frecuencia temporal diaria en lugar de la agregación anual, dando lugar a una mayor variabilidad en la dimensión temporal del panel, y mejorando la identificación del modelo. Así, mientras que Deschênes and Greenstone (2011) utilizan la cantidad de días en el año dentro de cada banda de temperatura como regresores, aquí se utiliza una variable binaria que identifica si el día en cuestión cae dentro de la banda especificada o no. La especificación del modelo es:

$$\log(q_{dt}) = \sum_j \theta_j^{TMEAN} TMEAN_{dtj} + \lambda nolab_t + \beta_1 X_{dy} + \alpha_d + \gamma_{dy} + \tau_m + \varepsilon_{dt} \quad (1)$$

donde  $q_{dt}$  representa la demanda eléctrica para la distribuidora  $d$  en el día  $t$ ,  $TMEAN_{dtj}$  son variables indicadoras para las  $J$  bandas de temperatura de  $1^\circ\text{C}$ ,  $nolab_t$  es una binaria que indica si el día  $t$  fue fin de semana o feriado,  $X$  es un vector de variables de control con frecuencia anual que incluye una medida una medida anual de población, y el producto bruto geográfico de la provincia a la pertenece cada distribuidora,  $\alpha_d$  es un vector de efectos fijos por distribuidora,  $\gamma_{dy}$  contiene efectos fijos interactivos de distribuidora y año, y  $\tau_m$  contiene efectos fijos mensuales. Como pruebas de robustez, para descartar que la dirección de los resultados esté determinada por la estructura de efectos fijos o los controles, se analizan especificaciones alternativas que incluyen menos regresores, o que agregan rezagos para controlar la estructura temporal, y especificaciones alternativas de la variable dependiente.

La elección de bandas de  $1^\circ\text{C}$  representa un refinamiento sobre la mayoría de estudios existentes que usan bandas de  $2^\circ\text{C}$  o  $5^\circ\text{C}$ . La mayor resolución permite la identificación de rangos de temperatura de confort más precisos y captura no linealidades que podrían suavizarse con bandas más gruesas. Todos los resultados presentados aquí provienen de regresiones de panel, con efectos fijos y errores estándar agrupados a nivel distribuidora.

La incorporación de la población abastecida y del producto bruto geográfico (PBG) como regresores permite capturar variaciones en el consumo energético asociadas, respectivamente, al tamaño del mercado servido y al nivel de actividad económica. Estas variables absorben heterogeneidad observable relevante entre distribuidoras y a lo largo del tiempo. No obstante, dado que la especificación más exigente incluye efectos fijos distribuidora-año, gran parte de su variación interanual dentro de cada unidad podría ser absorbida por dicha estructura. En este contexto, su inclusión cumple principalmente dos funciones: (i) aislar explícitamente componentes observables de la heterogeneidad estructural y (ii) evitar que los efectos fijos capturen variación sistemática atribuible a variables económicas medibles, aprovechando el elevado número de grados de libertad disponibles.

La variable indicadora de día no laborable permite incorporar fines de semana y feriados en la muestra sin que la posible correlación entre estos días y la temperatura sesgue los coeficientes por omisión. Su inclusión amplía el número total de observaciones disponibles garantizando que la estimación de la relación entre consumo y temperatura no esté contaminada por patrones sistemáticos de demanda asociados al calendario laboral. Los efectos fijos mensuales controlan por estacionalidad, capturando patrones sistemáticos en la demanda eléctrica vinculados al ciclo climático y a hábitos de consumo recurrentes dentro del año calendario.

Por su parte, los efectos fijos por distribuidora absorben características estructurales invariantes en el tiempo, tales como condiciones geográficas, configuración de la red, composición histórica de la demanda o diferencias institucionales persistentes. La incorporación adicional de efectos fijos distribuidora-año permite controlar por shocks específicos de cada unidad en cada año, tales como la incorporación de grandes usuarios, cambios regulatorios locales, alteraciones en la disponibilidad de energéticos sustitutos (por ejemplo, gas natural para calefacción), eventos climáticos extremos no capturados por la variable de temperatura, o modificaciones en la intensidad energética de la economía que no se reflejen plenamente en el nivel agregado de actividad.

Dada esta estructura, la identificación de la relación consumo-temperatura (CE-T) no proviene de variación interanual del producto o de la población, ni de diferencias estructurales permanentes entre distribuidoras. Tampoco descansa en diferencias promedio entre meses. En la especificación seleccionada, los coeficientes se identifican fundamentalmente a partir de la variación diaria de la temperatura dentro de cada distribuidora-año, una vez controlada la estacionalidad intra-año y los shocks específicos de unidad y período.

En términos econométricos, buena parte de la variación explotada es intra-unidad, aprovechando los desvíos del consumo de cada día respecto de la media de ese año. Es decir, para un mes y año dados, la estimación compara días más cálidos y más fríos dentro de una misma distribuidora, neteando simultáneamente patrones estacionales y shocks anuales específicos. Adicionalmente, para un mismo día calendario, la amplitud territorial de la muestra genera variación transversal en temperatura entre distribuidoras que enfrentan condiciones climáticas distintas, variación que también contribuye a la identificación en la medida en que no esté absorbida por los efectos fijos incluidos.

En consecuencia, la especificación adopta una estructura exigente que restringe severamente las fuentes de variación utilizadas, fortaleciendo la interpretación causal del coeficiente de temperatura bajo el supuesto de exogeneidad condicional a los controles y efectos fijos incorporados. La validez de la estrategia empírica requiere que, condicional a los controles y efectos fijos, la variación de la temperatura sea exógena. Asimismo, se asume que el componente estacional del consumo no explicado por la temperatura puede modelizarse como un efecto común por mes calendario, sin heterogeneidad sistemática entre distribuidoras ni cambios estructurales durante el período considerado; como también que el efecto recursivo del mayor consumo energético en la temperatura percibida es despreciable, lo cual resulta verosímil dada la naturaleza de los datos de temperatura.

Los errores estándar se estiman robustos y agrupados a nivel de distribuidora, contemplando heterocedasticidad y correlación serial arbitraria dentro de cada unidad. Dado que las observaciones diarias de una misma distribuidora no son independientes entre sí, esta corrección evita la subestimación de la varianza y la sobreestimación de la significancia

estadística. Entre otros chequeos de robustez, se incluye el cálculo de los intervalos de confianza utilizando *wild bootstraps* para mitigar los problemas de inferencia surgidos de la baja cantidad de clusters.

## 4.2. Datos

En este trabajo se analiza un panel de datos con frecuencia diaria para un período de 15 años completos comprendidos entre enero de 2007 y diciembre de 2021, para 29 de las 32 empresas distribuidoras de energía eléctrica con territorio geográfico asignado, según datos publicados por la Secretaría de Energía de la Nación <sup>5</sup>, para la identificación de la relación CE-T; y simulaciones de consumo energético en base a proyecciones de temperatura diaria compatibles con los senderos socioeconómicos compartidos (SSP) 2 y 3, en el período 2045-2050, para el cálculo de los requerimientos energéticos futuros. De las tres distribuidoras excluidas del análisis, dos corresponden a la provincia de Tierra del Fuego (DPTF y Cooperativa Río Grande), la cual no está conectada al SADI, mientras que la tercera se encuentra en el territorio de la provincia de Río Negro (Cooperativa Río Colorado), y los datos de consumo no pudieron ser correctamente identificados. La Figura 6 ilustra las jurisdicciones de cada distribuidora. Para relativizar la desagregación geográfica y la cobertura temporal de este análisis, se incluye en la Figura 7 una comparación con aplicaciones recientes en el territorio argentino.

Los datos de consumo energético están a nivel distribuidora, y no incluyen consumo de grandes usuarios en distribución (GUDI) ni grandes usuarios del mercado eléctrico mayorista (GUME). Los datos fueron tomados de informes parciales disponibles en la página oficial de la compañía Administradora del Mercado Mayorista de Electricidad S.A. (CMMESA), y agregados en una única base que acumula todo el período. La demanda diaria total de cada distribuidora incluye el uso residencial, y también los usos de agentes comerciales, industriales pequeños y públicos que no son grandes usuarios, además de las pérdidas técnicas y no técnicas en distribución.

Los datos de temperatura son de elaboración propia del autor en base a ERA5 (Reanalysis Dataset del ECMRWF, (C3S, 2024)) para las temperaturas históricas, CMIP6 (Copernicus Climate Change Service, 2021) para los escenarios climáticos futuros; y WorldPOP (WorldPop, 2020), GRUMP (CIESIN-Columbia University et al., 2011), y Secretaría de Energía de la Nación. El tratamiento de asignación de la temperatura a las distribuidoras se realizó mediante un proceso de agregación espacial de múltiples etapas que garantiza la representatividad geográfica y demográfica de las mediciones.

En primer lugar, se utilizaron los datos de reanálisis ERA5 para todo el territorio argentino,

<sup>5</sup><http://datos.energia.gob.ar/dataset/distribucion-electrica-concesiones-de-empresas-distribuidoras-archivo/e0542ae9-b152-41a7-89eb-9f3bd70e508c>

Figura 6: Jurisdicción de las empresas de distribución de energía eléctrica

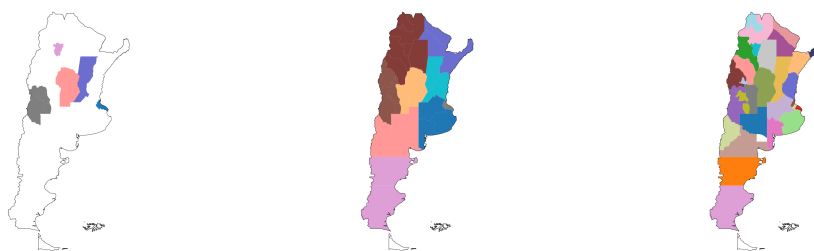


**Fuente:** Elaboración propia con base en datos de Secretaría de Energía de la Nación Argentina.

**Nota:** La figura ilustra la jurisdicción asignada a cada una de las distribuidoras de energía eléctrica del territorio continental argentino y la isla de Tierra del Fuego.

generando una grilla de celdas de  $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ . Esta malla fue cruzada espacialmente con la base de datos Global Rural-Urban Mapping Project (GRUMP) para identificar y localizar los principales centros urbanos dentro de cada celda. Para cada centro urbano identificado se calculó el promedio de la temperatura media diaria correspondiente a su ubicación geográfica. Posteriormente, los centros urbanos fueron asociados con la grilla de población WorldPop, de resolución similar a la grilla de temperaturas, para obtener estimaciones poblacionales precisas a nivel de asentamiento urbano. En la etapa final del proceso, cada centro urbano fue asignado a su distribuidora correspondiente utilizando los polígonos de jurisdicciones y se agregaron todos los centros urbanos pertenecientes a una misma distribuidora utilizando promedios ponderados por población. Este procedimiento permitió obtener una serie temporal diaria de temperatura representativa para cada distribuidora,

Figura 7: Cobertura territorial y desagregación geográfica en aplicaciones recientes para Argentina



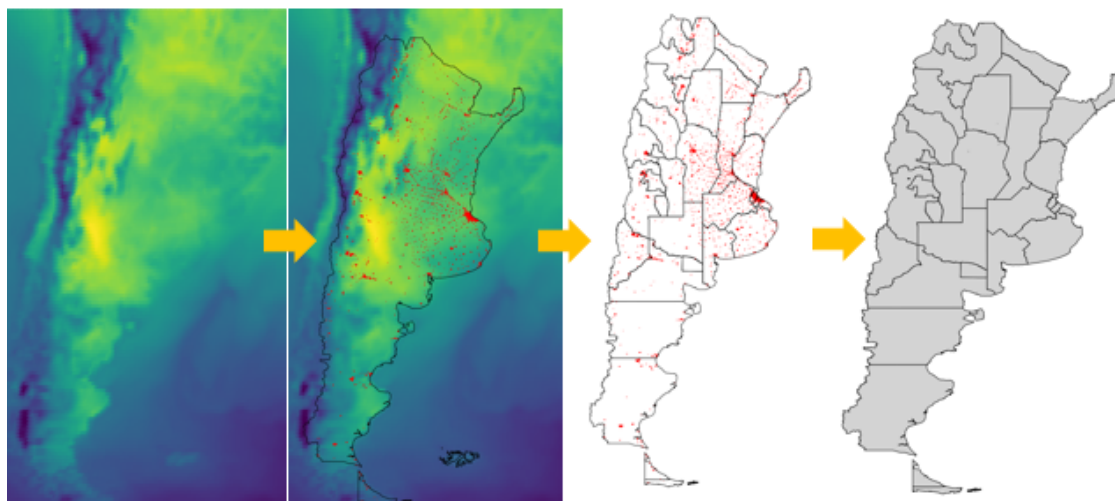
(a) Mastronardi et al. (2016)      (b) Propato et al. (2021)      (c) Este trabajo

**Fuente:** Elaboración propia con base en datos de la Secretaría de Energía de la Nación.

**Nota:** La figura ilustra la cobertura territorial y la desagregación geográfica de este trabajo y de las aplicaciones recientes para estudios similares en Argentina. Cada color representa una unidad observada mientras que los espacios en blanco no fueron cubiertos.

donde las observaciones reflejan adecuadamente la exposición climática experimentada por la población servida por cada empresa distribuidora. El procedimiento de asignación de los datos de temperatura se ilustra en la Figura 8. Un procedimiento idéntico se realizó para la asignación de los escenarios climáticos del CMIP6, en base a los senderos socioeconómicos SSP 2 y 3 para el período 2045-2050.

Figura 8: Proceso de agrupamiento y asignación de los datos de temperatura



**Fuente:** Elaboración propia con base en datos de ECMRWF (C3S, 2024), Secretaría de Energía de la Nación Argentina, GRUMP (CIESIN-Columbia University et al., 2011) y WorldPOP (WorldPop, 2020).

Los datos de producto bruto geográfico a nivel provincial tienen frecuencia anual y fueron tomados de CEPAL (Vega et al., 2023). La lista de feriados fue tomada del Tribunal Fiscal de la Nación para cada año comprendido en el período de análisis y agregada por el autor

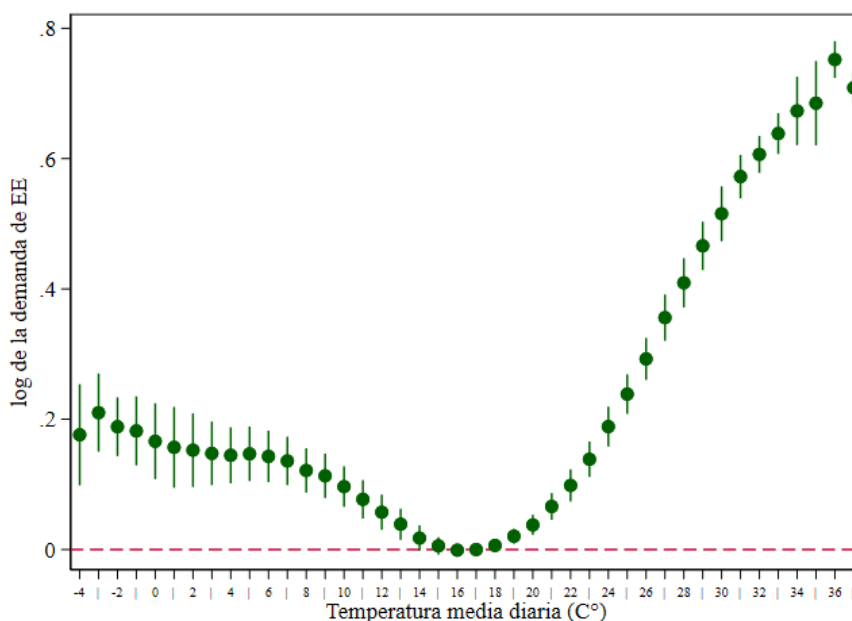
en una única base de datos para el período completo.<sup>6</sup>

## 5. Resultados

### 5.1. Resultados principales

Figura 9: Relación de la Demanda de Energía Eléctrica y Temperatura

Modelo final, estructura completa de efectos fijos y controles



**Fuente:** Elaboración propia.

**Nota:** La figura ilustra los coeficientes estimados de la relación entre demanda de energía eléctrica y temperatura para cada banda de temperatura. Intervalos de confianza del 95 %.

La Figura 9 presenta los resultados principales para el modelo definitivo (ecuación 1), graficando los coeficientes estimados de bandas de temperatura con intervalos de confianza del 95 %. La relación exhibe forma de U robusta con demanda eléctrica mínima a aproximadamente 17°C, que se identifica como temperatura de confort promedio para Argentina. Puntualmente, encuentro que un día con una temperatura media de 30°C eleva la demanda eléctrica diaria en 67,4 % promedio respecto de un día con una temperatura media de 17°C si el resto de los factores se mantiene constante, mientras que un día con una temperatura media de entre 4 y 5 °C aumenta la demanda en 15,6 % respecto de la misma base<sup>7</sup>. A la hora de contextualizar la significatividad económica de estos resultados, alcanza con interpretar la magnitud de los mismos. Si bien el objetivo de este trabajo no es

<sup>6</sup><https://www.argentina.gob.ar/tribunalfiscal>

<sup>7</sup>Los aumentos reportados son compatibles con coeficientes de 0.515 para la banda de 30°C y de 0.145 para la banda de 4°C, y se interpretan como aumentos de consumo energético en un día en la banda de temperatura indicada respecto de un día en la banda de confort (17°C).

el de calibrar un modelo predictivo, los resultados están en línea con lo observado en los datos. Los resultados descriptos aquí se presentan en la Tabla B1 del Apéndice B, junto con los chequeos de robustez desarrollados en la siguiente sección.

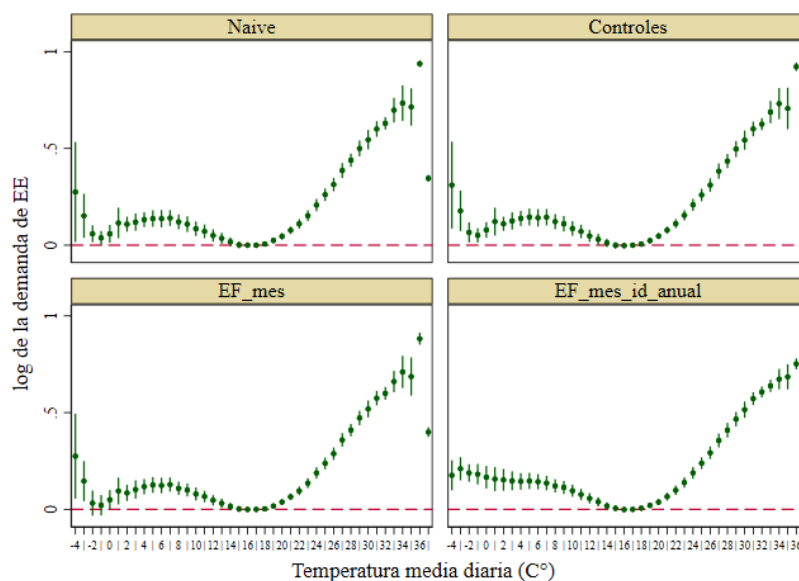
Las respuestas a temperaturas frías son menores que las respuestas a temperaturas cálidas a distancias equivalentes de la temperatura de confort. Esto está en línea con los hechos estilizados para la bibliografía general, como también la regional y la local. Tanto en Propato et al. (2021), como en Mastronardi et al. (2016) los autores encuentran relaciones con forma de U para varias de las regiones estudiadas en sus trabajos, a la vez que identifican una asimetría en la forma de U con mayores sensibilidades a las temperaturas cálidas que a las frías.

Los resultados de esta estimación no son directamente comparables en magnitud con estudios que utilizan agregación temporal dado que el efecto que estiman se interpreta como una variación porcentual en el consumo de energía eléctrica del período de referencia, mientras que aquí se interpretan como un aumento porcentual en el consumo promedio de energía eléctrica en un día con temperatura media determinada respecto de un día con temperatura media de confort. Ni son comparables con aplicaciones locales previas debido a que estas analizan unidades individuales en lugar de los efectos promedio a nivel país.

### 5.2. Pruebas de robustez

Figura 10: Relación de la Demanda de Energía Eléctrica y Temperatura

Especificaciones alternativas, del modelo base al modelo completo



**Fuente:** Elaboración propia.

**Nota:** La figura ilustra los coeficientes estimados de la relación entre demanda de energía eléctrica y temperatura para cada banda de temperatura, para cuatro especificaciones alternativas del modelo. Intervalos de confianza del 95 %.

Como pruebas de robustez, se computaron varias especificaciones alternativas del modelo, que consisten en incorporar secuencialmente los controles propuestos en una especificación *Naive* del modelo que no incluye más regresores que las variables identificadoras de cada banda de temperatura y efectos fijos a nivel distribuidora, hasta alcanzar el modelo completo cuyos resultados se presentaron antes. La Figura 10 presenta los resultados de i) el modelo *naive*, y los compara con, ii) el modelo base incluyendo una variable indicadora para los días con menor actividad laboral (sábados, domingos y feriados), y controles de población y producto bruto geográfico; iii) el modelo ii efectos fijos de mes; iv) el modelo 3 agregando efectos fijos interactivos de distribuidora y año, que es el presentado previamente en la Figura 9. Los valores numéricos pueden observarse en la Tabla B1 del Apéndice B.

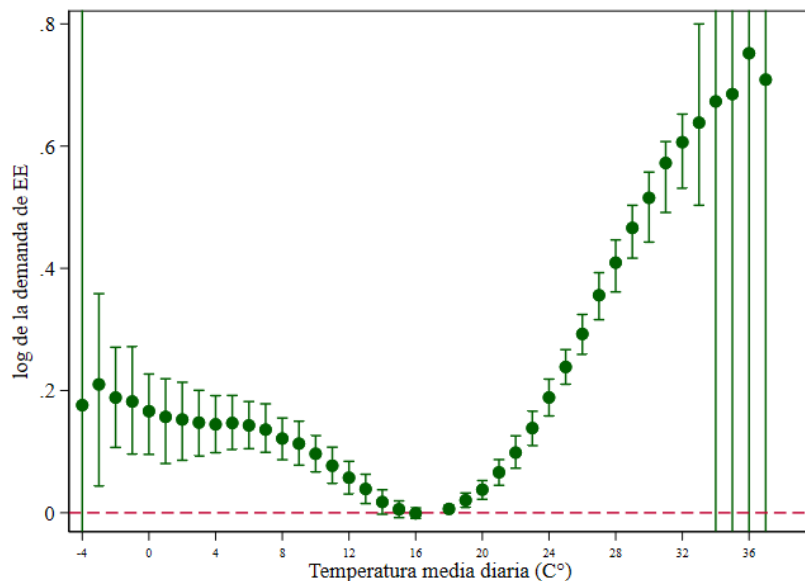
La inclusión de población y producto bruto geográfico captura tendencias socioeconómicas de largo plazo; la indicadora de días no laborales recoge variaciones sistemáticas de corto plazo y los efectos fijos mensuales controlan por estacionalidad que podría inducir correlaciones espurias. Los efectos fijos distribuidora-año absorben shocks inobservables específicos a cada unidad y período —como cambios regulatorios, crisis locales o modificaciones en la composición de usuarios— reduciendo potenciales sesgos por variables omitidas.

Los errores estándar se estiman robustos y agrupados a nivel de distribuidora, contemplando heterocedasticidad y correlación serial arbitraria dentro de cada unidad. Dado que las observaciones diarias de una misma distribuidora no son independientes entre sí, esta corrección evita la subestimación de la varianza y la sobreestimación de la significancia estadística. Considerando el bajo número de unidades observadas, y teniendo en cuenta que esto puede dar lugar a inferencia inválida al subestimar los errores estándar, se incluye una prueba de robustez adicional computando nuevos intervalos de confianza aplicando *Wild bootstraps* (MacKinnon and Webb, 2017). Al aplicar remuestreos parciales iterativos, los resultados permanecen robustos en cuanto a la forma de la relación, aunque los intervalos de confianza se hacen más prolongados. En particular, para temperaturas extremas con pocas observaciones, la técnica de remuestreo no nos permite rechazar la hipótesis nula de que el coeficiente sea distinto de cero para temperaturas menores a  $-3^{\circ}\text{C}$  o mayores a  $33^{\circ}\text{C}$ , como puede verse en la Figura 11. No obstante lo mencionado aquí, y entendiendo que estos últimos resultados responden a limitaciones observacionales, y que a su vez pueden redundar en errores al realizar estimaciones fuera de muestra, se tomará esta prueba de robustez como chequeo de que los resultados de la Figura 9 no son producto de un error de especificación ni de problemas de comportamiento residual, verificando la validez de la inferencia, y se continuará comentando esos resultados, que serán usados además para la estimación de los requerimientos energéticos futuros.

Las figuras en el Apéndice C muestran que los resultados se mantienen estables al estimar el modelo en niveles en lugar de logaritmos (C1), al utilizar demanda per cápita como

Figura 11: Relación de la Demanda de Energía Eléctrica y Temperatura

Efectos estimados con inferencia robusta a pocos clusters



**Fuente:** Elaboración propia.

**Nota:** La figura ilustra los coeficientes estimados de la relación entre demanda de energía eléctrica y temperatura para cada banda de temperatura, y reemplaza los intervalos de confianza del 95 % obtenidos en el modelo original obtenidos por intervalos obtenidos con estimación robusta de los intervalos de confianza a pocos clusters (*wild bootstraps*).

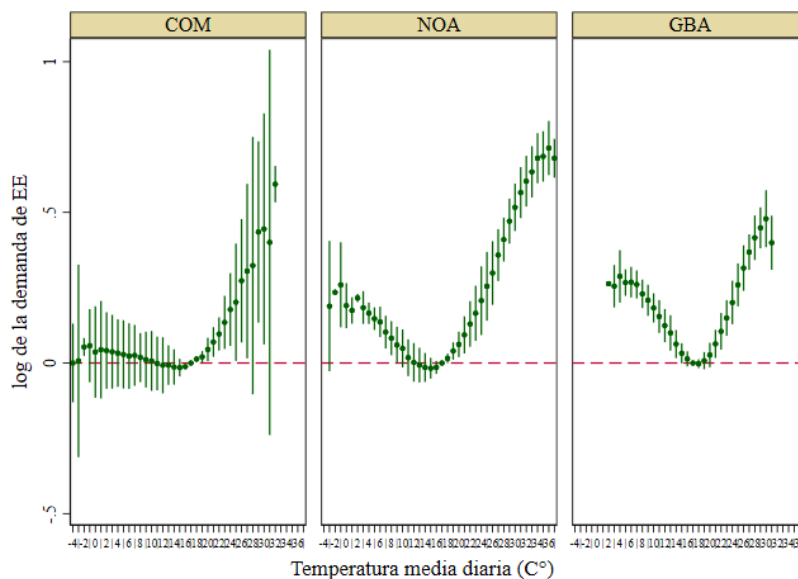
variable dependiente (C2), al incorporar el primer rezago de la variable dependiente (C3), y al modificar el tamaño de las bandas de temperatura (C4). La temperatura de confort se determina endógenamente como aquella que minimiza los coeficientes estimados al utilizar la banda más fría como categoría base.

### 5.3. Heterogeneidad regional y evolución

Con el fin de identificar la heterogeneidad espacial de la relación entre consumo energético y temperatura, se ajustan regresiones sobre muestras parciales dentro del panel, filtrando por región eléctrica de CAMMESA, para analizar las formas funcionales en términos comparativos. La Figura 12 ilustra los resultados del modelo para tres de las nueve regiones eléctricas: Comahue, NOA, y GBA. Puede verse allí que el modelo identifica distintas formas funcionales, con una menor respuesta de la región de Comahue a temperaturas frías, lo cual podría estar relacionado con la no electrificación de la calefacción; mientras que la región Noroeste y el Gran Buenos Aires muestran una forma de U más definida, de modo que la asimetría de la forma de U para el modelo aplicado al panel completo podría estar siendo traccionada por las regiones más frías. Nuevamente en línea con los hechos estilizados de la literatura, este ejercicio confirma la heterogeneidad espacial de la relación CE-T. Los resultados de este ejercicio se presentan en la Tabla B2 del Apéndice B.

Figura 12: Relación de la Demanda de Energía Eléctrica y Temperatura

Estimaciones individuales a nivel región eléctrica

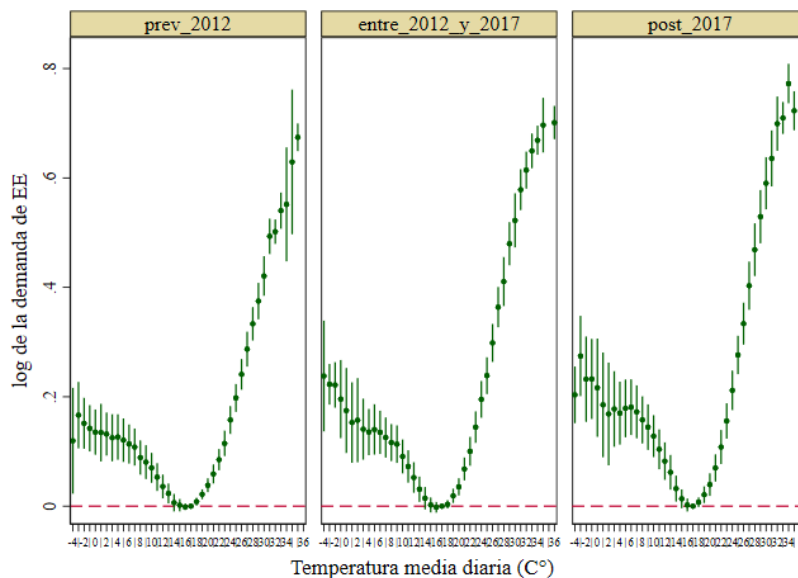


**Fuente:** Elaboración propia.

**Nota:** La figura ilustra los coeficientes estimados de la relación entre demanda de energía eléctrica y temperatura para cada banda de temperatura, para tres de las nueve regiones eléctricas de CAMMESA. Intervalos de confianza del 95 %.

Figura 13: Relación de la Demanda de Energía Eléctrica y Temperatura

Estimaciones individuales por período



**Fuente:** Elaboración propia.

**Nota:** La figura ilustra los coeficientes estimados de la relación entre demanda de energía eléctrica y temperatura para cada banda de temperatura, para tres particiones del período considerado en el estudio. Intervalos de confianza del 95 %.

En una segunda extensión, buscando identificar evoluciones temporales en la relación entre

demanda de energía eléctrica y temperatura, se procedió a aplicar el modelo seleccionado sobre subpaneles parciales divididos en tres períodos distintos, el primero de los cuales comprende los años 2007 a 2011 inclusive, el segundo los años de 2012 a 2016 inclusive, y el último período contiene los años 2017 a 2021 inclusive. La Figura 13 ilustra los resultados de este ejercicio, identificando una evolución temporal en la cual la forma funcional tiende a una forma de U más definidamente simétrica, aunque los coeficientes para temperaturas extremadamente altas también muestran crecimiento. Lo dicho condice con las predicciones de Auffhammer (2022) y de Colelli and Mistry (2022) sobre la existencia de una fase extensiva en los mecanismos de adaptación al cambio climático. Los resultados se presentan en la Tabla B3 del Apéndice B.

## 6. Aplicación: Estimación de requerimientos energéticos futuros

Los resultados de la estimación de la relación entre la demanda de energía eléctrica y temperatura que mejor ajustaban en base al criterio del  $R^2$  fueron aplicados a las proyecciones de temperatura de los escenarios climáticos CMIP6, compatibles con los senderos socioeconómicos compartidos 2 y 3, para el período 2045 - 2050. El primero de estos escenarios es compatible con un aumento de la temperatura media global de entre 2,1 y 3,5, °C para fin de siglo, y es el escenario de referencia actual, mientras que el escenario 3 es algo menos optimista aunque no es el extremo, e implica un cambio térmico de entre 2,8 y 4,6 °C para fin de siglo. La distribución de temperaturas para ese período se ilustran en la Figura 4. Alternativamente, y con el fin de considerar la evolución de la relación CE-T en el período 2007 - 2021, se utilizaron los resultados del modelo que considera sólo el último lustro (2017 - 2021) para computar requerimientos energéticos sobre esos mismos escenarios.

Para realizar este cálculo, se simuló un consumo energético a cada uno de los días en el período 2045-2050 y se lo comparó con las simulaciones para el período de base, utilizando para eso el consumo total anual agregado de todas las unidades y comparando los promedios de ese indicador. Los resultados se presentan en la Tabla 3

La variación de los requerimientos térmicos debido al cambio en el régimen climático resultó en un aumento de 2,8% para el escenario SSP2 y 4,2% para el escenario SSP3 cuando se considera la relación CE-T del período completo (2007 - 2021). Los valores ascienden a 3,8% y 4,7% respectivamente cuando se considera la relación estimada para el período (2017 - 2021). Mientras que los resultados para el período completo dimensionan los efectos del cambio climático en el largo plazo, la diferencia que surge al considerar sólo el último lustro indica la relevancia de la dinámica de la relación entre CE-T (fase extensiva).

Tabla 3: Estimación de los requerimientos energéticos ligados al cambio climático para el período 2045-2050

	SSP2 - 4.5	SSP3 - 7.0
CE-T <sub>2007-2021</sub>	2.8 %	4.2 %
CE-T <sub>2017-2021</sub>	3.8 %	4.7 %

**Fuente:** Estimaciones propias.

**Nota:** La tabla muestra el aumento de los requerimientos energéticos vinculados a los cambios en la distribución de temperatura para el período 2045-2050, respecto del período 2007-2021, compatibles con los escenarios SSP2 y SSP3. Para alcanzar estos resultados, se simula un consumo diario en cada uno de los escenarios de temperaturas, para cada día y distribuidora, se agrega para obtener el total anual, y se promedia por período. Los resultados de la primera fila se obtienen aplicando la relación entre consumo de energía eléctrica y temperatura estimada considerando el período 2007-2021 completo, mientras que la segunda usa el modelo construido para el período 2017-2021.

## 7. Discusión y conclusiones

### 7.1. Implicancias de política

La oferta de energía eléctrica en Argentina responde a los principios básicos de la economía, con un costo marginal creciente en cantidad (ver Figura A2 del Apéndice A), de modo que reducir los picos de consumo resulta rentable en términos de costos. Lo dicho cobra mayor relevancia en economías en desarrollo, con problemas de asequibilidad y subsidios en tarifas como lo es Argentina. En este contexto, entender los determinantes de la variabilidad en el corto plazo no solo permite anticipar los requerimientos, sino también diseñar medidas conducentes a reducir esa variabilidad, evitando recurrir a tecnologías de generación caras y generando reducciones de costos y tarifas, así como también ahorros fiscales. Asimismo, los hallazgos de este trabajo aportan fundamentos tanto para la planificación de la oferta del sistema eléctrico como para políticas de gestión de la demanda a nivel de usuarios finales.

La confirmación de la existencia de la relación entre demanda y temperatura invita a revisar el rol de la envolvente térmica en hogares y otros edificios, y su potencial en términos de adaptación y mitigación del cambio climático. La mayor sensibilidad de la demanda de energía a temperaturas altas que a temperaturas bajas indica que las necesidades de enfriamiento pueden representar una mayor presión sobre el sistema eléctrico que las de calefacción. Así, el rol de tecnologías de generación renovables que correlacionen positivamente con altas temperaturas puede tornarse más relevante, pese a su presuntamente bajo factor de carga.

Los resultados de la estimación de los requerimientos energéticos para acondicionamiento térmico indican un incremento para el período 2045-2050 aún bajo escenarios climáticos optimistas, y asumiendo constantes variables que determinan estos requerimientos, como

el nivel de ingreso y la cantidad de población, y sin considerar una fase de adaptación extensiva. La identificación de estos requerimientos como respuesta a variables climáticas puede contribuir al diseño de soluciones específicas que resulten más eficientes que inversiones en capacidad de generación de base y en redes de distribución, que podrían resultar en bajos factores de utilización dada la variabilidad climática dentro de ese período.

La heterogeneidad regional documentada indica que la problemática no presenta la misma relevancia en todo el territorio, de modo que el planeamiento energético destinado a abastecer los nuevos requerimientos o mejorar la forma en la que se abastecen los actuales debe ser diseñado de manera específica y desagregada territorialmente. La evolución temporal documentada sugiere que los incrementos estimados en el consumo energético debido al cambio climático son una cota inferior para los esperables, redimensionando la relevancia de esta problemática en el futuro. La identificación de las heterogeneidades espaciales de estas dinámicas, así como también sus determinantes, ayudará a entender mejor el fenómeno y diseñar soluciones pertinentes.

## **7.2. Limitaciones**

Este estudio presenta limitaciones que deben considerarse al interpretar los resultados. En primer lugar, las estimaciones se centran en la respuesta intensiva de corto plazo de la demanda ante variaciones térmicas, manteniendo constantes factores estructurales como el equipamiento, la infraestructura y la composición del parque de usuarios. En consecuencia, no se modelan explícitamente procesos de adaptación extensiva —tales como cambios tecnológicos, sustitución entre energéticos o mejoras en la envolvente térmica de los edificios— que podrían modificar la sensibilidad de la demanda en horizontes más largos. Por lo tanto, las proyecciones deben interpretarse como efectos de equilibrio parcial que capturan la exposición actual al clima más que trayectorias de ajuste estructural de largo plazo.

En segundo lugar, el análisis utiliza información agregada a nivel de distribuidora, lo que impide distinguir entre tipos de consumo (residencial, comercial o industrial) y separar con precisión el consumo final de las pérdidas técnicas en la red de distribución, las cuales pueden aumentar con la temperatura ambiente. Esta agregación puede introducir error de medición y atenuar la magnitud de los coeficientes estimados, por lo que los resultados deben interpretarse como promedios agregados del sistema. Sin embargo, este nivel de agregación resulta adecuado para el objetivo del trabajo, centrado en la planificación energética y los requerimientos totales de capacidad del sistema eléctrico. Una particularidad del esquema de medición de los datos es que no se identifican fallas o interrupciones de servicio, de modo que la variable de estudio para la demanda eléctrica es la efectivamente suministrada. Considerando la existencia de grandes interrupciones relacionadas con tem-

peraturas extremas, este error de medición podría atenuar los resultados para las bandas de temperatura con mayor exigencia térmica.

Finalmente, las estimaciones privilegian efectos promedio para el panel, controlando la estacionalidad mediante efectos fijos temporales comunes y sin modelar explícitamente heterogeneidades locales —como diferencias en temperaturas de confort o heterogéneas— que podrían generar variaciones espaciales adicionales en la relación entre clima y demanda. Si bien estos supuestos simplifican la estructura del modelo, los resultados se mantienen robustos a múltiples especificaciones alternativas y constituyen una primera aproximación consistente a escala nacional. Investigaciones futuras podrán estudiar las relaciones CE-T a nivel individual y analizar sus trayectorias temporales.

Cabe mencionar que en el trabajo no se hace un tratamiento del efecto isla de calor urbano, por el cual el aumento de la demanda energética debido a mayores temperaturas retroalimenta la temperatura ambiente por la emisión de calor que realizan los equipos de acondicionamiento climático y refrigeración. Este fenómeno podría generar problemas de endogeneidad en el modelo. La aplicación de datos provenientes de reanálisis satelital, como lo es el ERA5, mitiga la problemática al ser la temperatura menos dependiente del efecto isla de calor. Por otro lado, la variabilidad de temperatura derivada del fenómeno en cuestión se presume despreciable en relación a la variabilidad climatológica exógena en el panel de datos. Por último, el estudio incluye centros urbanos que no constituyen grandes ciudades expuestas al calor antropogénico, y los resultados son robustos al excluir unidades con centros urbanos grandes.

### **7.3. Conclusión**

Este trabajo analiza la relación entre temperatura y demanda eléctrica, un vínculo central para la planificación energética en un contexto de cambio climático y creciente electrificación. El caso argentino resulta especialmente adecuado para este estudio, tanto por i) la disponibilidad de datos operativos de alta frecuencia y amplia cobertura territorial, que permiten explotar variaciones espaciales y temporales con un nivel de detalle poco habitual en la literatura aplicada, como también por ii) la brecha metodológica que mantienen las aplicaciones recientes en estudios de este tipo respecto del estándar internacional, iii) las dinámicas recientes en el consumo, y la iv) centralidad del sector eléctrico en cuestiones de subsidios, costos y asequibilidad.

Los resultados confirman los hechos estilizados de la teoría, puntualmente, se documenta: relación robusta en forma de U (o palo de jockey en zonas más frías) con temperatura de confort promedio de 17°C, asimetría significativa favoreciendo respuestas al calor, heterogeneidad sustancial entre distribuidoras, y sensibilidad creciente especialmente a temperaturas frías. La aplicación de los parámetros estimados para el cálculo de los

requerimientos energéticos futuros indica un aumento de hasta 4,7% para el escenario climático CMIP6 - SSP3 que debe interpretarse como una cota inferior.

En conjunto, este trabajo contribuye a la literatura sobre clima y energía en diversas dimensiones complementarias. En primer lugar, adapta y extiende estrategias empíricas recientes a un panel de frecuencia diaria, lo que incrementa sustancialmente la variación intra-unidad disponible y reduce potenciales sesgos de agregación, fortaleciendo la identificación de la relación causal entre temperatura y demanda eléctrica y consolidando la evidencia existente. En segundo lugar, reexamina y consolida la evidencia sobre los determinantes de la variabilidad de corto plazo del consumo eléctrico en Argentina mediante datos de mayor resolución y especificaciones más exigentes, aportando fundamentos empíricos relevantes para el planeamiento energético y el diseño de políticas públicas, y abriendo al mismo tiempo nuevas líneas de investigación sobre la heterogeneidad y la dinámica de esta relación en el tiempo. En tercer lugar, construye una nueva base de datos operativa para Argentina —la más desagregada y actual disponible, a mi mejor conocimiento— que constituye un insumo original para la investigación aplicada en el sector. Finalmente, los resultados sientan las bases para futuras investigaciones que identifiquen las trayectorias individuales de la relación CE-T y sus determinantes.

Desde el punto de vista de política pública, los resultados indican que comprender y gestionar la sensibilidad de la demanda eléctrica a la temperatura es relevante para la eficiencia del sistema energético argentino. Dado que la oferta enfrenta costos marginales crecientes, la reducción de picos de consumo y de la volatilidad de corto plazo puede traducirse en ahorros sustantivos en costos de generación, subsidios y requerimientos fiscales, al evitar el despacho de tecnologías caras y de baja eficiencia. En este contexto, la evidencia es consistente con el potencial de políticas de gestión de la demanda, mejoras en la eficiencia térmica de viviendas y edificios, e inversiones en tecnologías de generación cuya disponibilidad se alinee con episodios de altas temperaturas. Asimismo, las proyecciones de mayores requerimientos energéticos incluso bajo escenarios climáticos optimistas y la heterogeneidad regional documentada plantean la necesidad de una planificación anticipatoria y territorialmente diferenciada, y sugieren que medidas de adaptación y eficiencia energética pueden constituir alternativas viables y costo-efectivas frente a expansiones generalizadas de capacidad de base que podrían presentar bajos factores de utilización.

Este estudio presenta algunas limitaciones. En primer lugar, las estimaciones se concentran en la respuesta intensiva de corto plazo de la demanda ante variaciones térmicas, manteniendo constantes factores estructurales y sin modelar procesos de adaptación extensiva, por lo que las proyecciones deben interpretarse como efectos de equilibrio parcial más que como trayectorias de ajuste de largo plazo. En segundo lugar, el uso de información agregada a nivel de distribuidora impide distinguir entre tipos de consumo y separar con precisión pérdidas técnicas, lo que puede introducir error de medición y atenuar los coefi-

cientes estimados, representando promedios del sistema. Asimismo, el modelo privilegia efectos promedio y no incorpora explícitamente patrones locales heterogéneos, ni modela de forma directa el efecto isla de calor urbano; no obstante, el uso de datos de reanálisis satelital y múltiples chequeos de robustez mitigan estos riesgos y los resultados deben entenderse como una primera aproximación consistente a escala nacional, susceptible de ser profundizada en trabajos futuros con mayor desagregación espacial y sectorial.

En conjunto, los resultados confirman los principales hechos estilizados documentados en la literatura global, regional y local, aportando evidencia para un panel con mayor resolución espacial y temporal y con información más reciente. La heterogeneidad regional observada y su evolución en el tiempo abren una agenda de investigación orientada a estimar trayectorias dinámicas específicas de la relación entre consumo eléctrico y temperatura, y a identificar sus determinantes económicos, sociales, demográficos y ambientales. Entre las extensiones más prometedoras se encuentran el análisis de pobreza energética utilizando la sensibilidad térmica como medida aproximada de capacidad adaptativa, el estudio de las interacciones entre generación solar distribuida y patrones de demanda, y el desarrollo de herramientas de alerta temprana para anticipar picos de consumo. Asimismo, el marco metodológico propuesto es fácilmente replicable en otros países de América Latina, lo que permitiría avanzar hacia una comprensión comparativa de las dinámicas clima-energía en economías en desarrollo.

## Referencias

- Auffhammer, M. (2022). Climate adaptive response estimation: Short and long run impacts of climate change on residential electricity and natural gas consumption. *Journal of Environmental Economics and Management*, 114:102669.
- Berkouwer, S. B. (2020). Electric Heating and the Effects of Temperature on Household Electricity Consumption in South Africa. *The Energy Journal*, 41(4):209–230.
- Bessec, M. and Fouquau, J. (2008). The non-linear link between electricity consumption and temperature in europe: A threshold panel approach. *Energy Economics*, 30(5):2705–2721.
- Botzen, W. J. W., Nees, T., and Estrada, F. (2021). Temperature effects on electricity and gas consumption: Empirical evidence from mexico and projections under future climate conditions. *Sustainability*, 13(1):305.
- C3S (2024). ERA5 post-processed daily statistics on single levels from 1940 to present.
- CIESIN-Columbia University, IFPRI, Banco Mundial, and CIAT (2011). Global Rural-Urban Mapping Project, Version 1 (GRUMPv1): Urban Extents Grid.
- Colelli, F. P. and Cian, E. D. (2020). Cooling demand in integrated assessment models: a methodological review. *Environmental Research Letters*, 15(11):113005.
- Colelli, F. P. and Mistry, M. N. (2022). Income-dependent expansion of electricity demand for climate change adaptation in brazil. *Energy and Climate Change*, 3:100071.
- Copernicus Climate Change Service (2021). CMIP6 predictions underpinning the C3S decadal prediction prototypes.
- Dagoumas, A. (2021). *Mathematical modelling of contemporary electricity markets*. Academic Press.
- Deschênes, O. and Greenstone, M. (2011). Climate change, mortality, and adaptation: Evidence from annual fluctuations in weather in the us. *American Economic Journal: Applied Economics*, 3(4):152–185.
- Harish, S., Singh, N., and Tongia, R. (2020). Impact of temperature on electricity demand: Evidence from delhi and indian states. *Energy Policy*, 140:111445.
- IPCC (2023). Climate change 2023: Synthesis report. contribution of working groups i, ii and iii to the sixth assessment report of the intergovernmental panel on climate change.
- Jones, B., Moscona, J., Olken, B., and Von Dessauer, C. (2026). With or Without U? Binning Bias and the Causal Effects of Temperature Extremes. Technical Report w34671, National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA.

- MacKinnon, J. G. and Webb, M. D. (2017). Wild Bootstrap Inference for Wildly Different Cluster Sizes. *Journal of Applied Econometrics*, 32(2):233–254.
- Mastronardi, L., Sfeir, M. A., and Sánchez, S. (2016). La temperatura y su influencia en la demanda de energía eléctrica: Un análisis regional para argentina usando modelos econométricos. *LI Reunión Anual. Asociación Argentina de Economía Política*.
- McRae, S. (2023). Residential electricity consumption and adaptation to climate change by colombian households. *Economics of Disasters and Climate Change*, 7(2):253–279.
- Propato, T. S., de Abelleira, D., Semmartin, M., and Verón, S. R. (2021). Differential sensitivities of electricity consumption to global warming across regions of argentina. *Climatic Change*, 166(1):1–25.
- Santágata, D. M., Castesana, P., Rössler, C. E., and Gómez, D. R. (2017). Extreme temperature events affecting the electricity distribution system of the metropolitan area of buenos aires (1971–2013). *Energy Policy*, 106:404–414.
- Shi, T., Chen, H., Xu, J., and Wang, X. (2025). The effect of temperatures on household electricity consumption in northern China: Evidence from smart meters. *Utilities Policy*, 96:102022.
- Vega, D., Álvarez, V., and García Díaz, F. (2023). La distribución geográfica del valor agregado bruto de la argentina entre 2004 y 2021. *Estudios y Perspectivas - Oficina de la CEPAL en Argentina*.
- WorldPop (2020). Global 100m population total adjusted to match the corresponding UNPD estimate.
- Zhang, S., Guo, Q., Smyth, R., and Yao, Y. (2022). Extreme temperatures and residential electricity consumption: Evidence from chinese households. *Energy Economics*, 107:105890.

## A. Estadísticas descriptivas

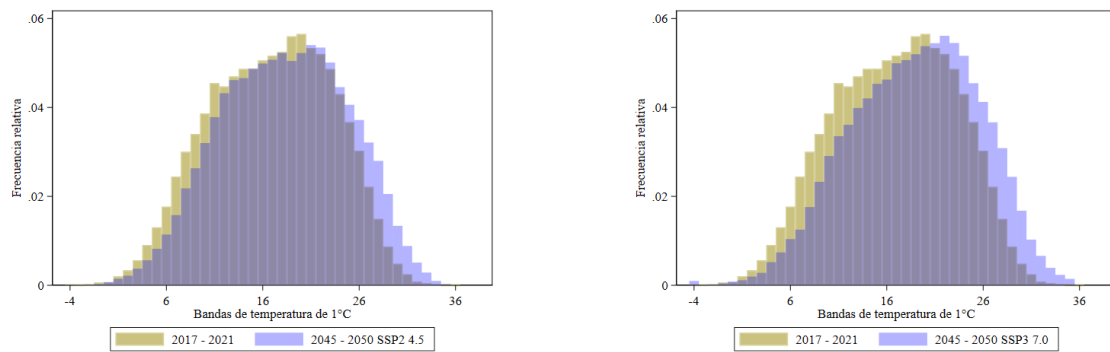
Tabla A1: Consumo diario de energía por distribuidora

Región	Período					
	2007 - 2011		2012 - 2016		2017 - 2021	
	Media	Desv est	Media	Desv est	Media	Desv est
Región						
BUENOS AIRES						
Distribuidora						
EDEA	6,467	655	7,393	754	7,578	804
EDEN	7,295	824	8,186	982	8,552	1,203
EDES	2,442	287	2,781	340	2,955	424
CENTRO						
Distribuidora						
EDESAL	3,308	497	3,889	559	3,934	637
EPEC	20,640	2,669	24,161	3,296	25,245	3,692
COMAHUE						
Distribuidora						
APELP	1,902	268	2,319	343	2,398	372
EDERSA	2,328	476	3,668	560	3,869	557
EPEN	2,153	181	2,438	219	2,503	212
CUYO						
Distribuidora						
Coop. Caucete	145	27	197	46	202	52
EDEMESA	8,074	1,071	9,678	1,294	9,235	1,320
EDESTE	1,683	297	2,058	353	2,133	344
ESJ	3,598	668	4,937	1,015	5,470	1,150
GRAN BS.AS.						
Distribuidora						
EDELAP	5,974	868	7,165	1,098	7,752	1,462
EDENOR	52,418	7,739	62,650	10,586	64,341	12,079
EDESUR	45,450	6,540	51,343	8,116	51,057	8,972
LITORAL						
Distribuidora						
ENERSA	5,865	963	7,401	1,348	7,838	1,438
EPESF	23,072	3,199	26,583	4,253	27,174	4,688
NORESTE						
Distribuidora						
DPEC	5,099	909	6,643	1,436	7,303	1,758
EMSA	3,839	617	5,113	1,045	6,530	1,104
REFSA	2,134	594	3,302	867	3,690	1,059
SECHEEP	4,785	1,007	6,743	1,716	7,949	2,111
NOROESTE						
Distribuidora						
EC SAPEM	2,197	376	2,713	413	2,845	468
EDELAR	2,564	519	3,299	631	3,702	684
EDESA	3,864	546	5,080	703	5,589	639
EDESE	2,460	536	3,648	955	4,359	1,199
EDET	5,578	837	7,368	1,356	7,793	1,450
EJESA-EJSEDSA	1,739	249	2,351	309	2,571	327
PATAGÓNICA						
Distribuidora						
DGSPCH	81	10	112	14	236	80
SPSE	410	73	1,173	431	1,667	184

Tabla A2: Temperatura media diaria por distribuidora

Región	Período								
	2007 - 2011			2012 - 2016			2017 - 2021		
	Media	Min	Max	Media	Min	Max	Media	Min	Max
BUENOS AIRES									
Distribuidora									
EDEA	14.6	2.1	26.7	14.8	3.2	29.3	15.0	4.5	27.2
EDEN	17.0	2.3	29.9	17.3	3.6	31.2	17.4	3.4	30.4
EDES	15.5	-0.6	30.6	15.5	2.0	32.0	15.7	2.6	29.2
CENTRO									
Distribuidora									
EDESAL	17.5	-2.4	31.3	17.5	1.0	32.7	17.7	1.1	31.9
EPEC	17.0	0.1	30.2	16.9	2.0	30.6	16.9	2.5	30.3
COMAHUE									
Distribuidora									
APELP	16.5	0.2	30.6	16.4	1.9	32.9	16.5	1.8	31.0
EDERSA	13.5	-3.0	29.1	13.6	-0.9	30.4	13.7	-1.1	28.9
EPEN	14.0	-3.7	30.4	14.0	-0.6	31.8	14.1	-2.6	30.7
CUYO									
Distribuidora									
Coop. Caucete	17.9	-0.8	32.8	18.1	1.8	33.6	18.1	2.9	32.0
EDEMSA	15.1	-2.4	28.4	15.2	-3.3	29.8	15.5	-0.1	29.2
EDESTE	17.0	-0.4	31.5	17.1	0.3	32.6	17.3	2.5	31.8
ESJ	16.6	-1.2	30.6	16.8	0.1	31.2	17.0	1.9	30.0
GRAN BS.AS.									
Distribuidora									
EDELAP	16.9	3.3	28.9	17.3	4.7	30.3	17.5	4.7	29.9
EDENOR	17.1	2.8	30.0	17.5	4.2	31.4	17.7	4.1	30.3
EDESUR	16.9	3.0	29.3	17.3	4.3	30.7	17.6	4.2	30.2
LITORAL									
Distribuidora									
ENERSA	18.7	4.0	31.2	18.9	3.7	33.7	18.9	4.3	30.6
EPESF	18.5	3.5	31.1	18.7	3.6	33.5	18.7	4.3	30.4
NORESTE									
Distribuidora									
DPEC	21.0	5.1	33.1	21.3	5.5	32.7	21.4	6.3	32.7
EMSA	21.0	5.1	31.2	21.5	5.9	30.9	21.6	5.4	31.3
REFSA	22.7	6.4	34.6	23.1	7.0	34.7	23.2	6.4	35.9
SECHEEP	21.7	5.2	35.5	22.1	6.1	35.8	22.1	6.3	34.5
NOROESTE									
Distribuidora									
EC SAPEM	15.8	-5.0	28.5	16.2	-1.3	27.7	16.1	1.8	27.6
EDELAR	17.3	-2.0	30.3	17.5	0.8	31.3	17.4	2.8	29.7
EDESA	17.5	-0.4	28.9	18.0	2.4	27.4	18.0	4.5	28.4
EDESE	21.9	5.0	37.7	22.4	6.7	36.5	22.2	7.7	36.4
EDET	17.8	-0.4	30.9	18.2	2.1	30.0	18.1	4.4	29.0
EJESA-EJSEDSA	14.7	-2.2	24.3	15.1	1.0	23.1	15.2	2.5	23.6
PATAGÓNICA									
Distribuidora									
DGSPCH	12.7	-0.4	25.7	12.8	-1.5	26.8	13.1	-0.7	27.5
SPSE	9.6	-4.7	24.4	10.0	-3.9	22.5	10.2	-3.8	24.6
Total									
Distribuidora									
Total	17.0	-5.0	37.7	17.3	-3.9	36.5	17.4	-3.8	36.4

Figura A1: Temperatura media diaria, historia reciente y proyecciones



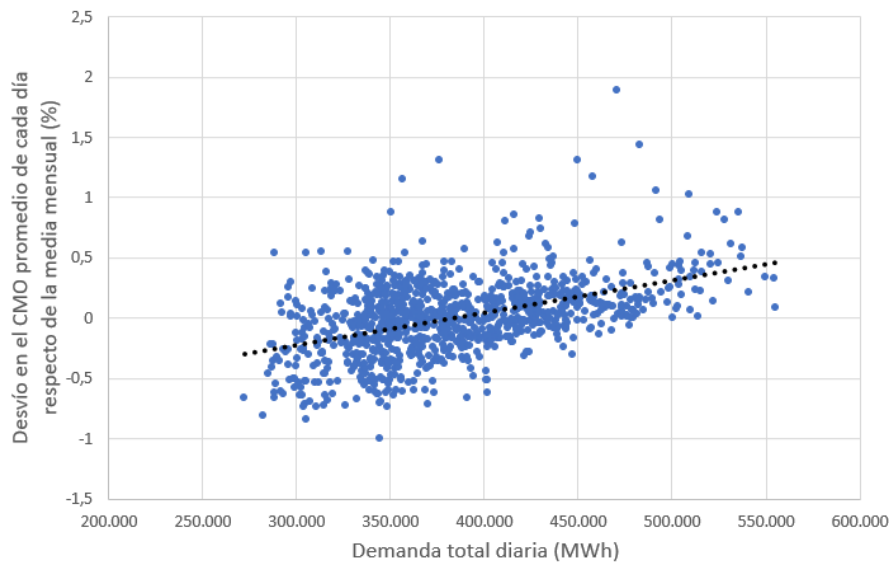
(a) SSP2 - 4.5

(b) SSP3 - 7.0

**Fuente:** Elaboración propia con base en datos de ECMRWF (C3S, 2024; Copernicus Climate Change Service, 2021), GRUMP (CIESIN-Columbia University et al., 2011), Secretaría de Energía de la Nación Argentina, y WorldPOP (WorldPop, 2020).

**Nota:** La figura ilustra la distribución no condicionada de la temperatura para las 29 distribuidoras estudiadas en el período 2017-2021, comparándola con la distribución proyectada para el período 2045-2050 bajo los escenarios climáticos compatibles con los senderos socioeconómicos compartidos 2 y 3.

Figura A2: Relación el Costo Marginal Operado y Demanda



**Fuente:** Elaboración propia con base en datos de CAMMESA.

**Nota:** La figura ilustra la relación no condicionada entre la demanda de energía eléctrica y el desvío del costo marginal operado promedio de cada día respecto de la media mensual. Cada punto representa una observación, mientras que la línea punteada en negro representa el ajuste lineal no condicionado. Se consideran datos para la demanda total del SADI, en el período 1/1/2022-30/11/2025.

## B. Tablas de resultados

Tabla B1: Relación de la Demanda de Energía Eléctrica y Temperatura

	(1) Naive	(2) Controles	(3) EF_mes	(4) EF_mes_id_anual
-4;-3)	0.275* (0.126)	0.311** (0.110)	0.275* (0.107)	0.176*** (0.038)
-3;-2)	0.152* (0.055)	0.178** (0.051)	0.146** (0.051)	0.210*** (0.029)
-2;-1)	0.059** (0.021)	0.066* (0.025)	0.032 (0.032)	0.188*** (0.022)
-1;0)	0.038* (0.017)	0.051** (0.018)	0.021 (0.026)	0.182*** (0.026)
0;1)	0.059* (0.023)	0.079*** (0.020)	0.050* (0.024)	0.166*** (0.028)
1;2)	0.115** (0.039)	0.122** (0.035)	0.095** (0.034)	0.157*** (0.030)
2;3)	0.109*** (0.019)	0.110*** (0.018)	0.085*** (0.020)	0.153*** (0.028)
3;4)	0.119*** (0.022)	0.125*** (0.022)	0.103*** (0.023)	0.148*** (0.024)
4;5)	0.132*** (0.019)	0.139*** (0.019)	0.117*** (0.019)	0.145*** (0.021)
5;6)	0.137*** (0.021)	0.145*** (0.021)	0.126*** (0.020)	0.147*** (0.020)
6;7)	0.137*** (0.022)	0.142*** (0.022)	0.123*** (0.020)	0.143*** (0.019)
7;8)	0.141*** (0.020)	0.144*** (0.021)	0.129*** (0.018)	0.136*** (0.018)
8;9)	0.121*** (0.019)	0.122*** (0.019)	0.109*** (0.017)	0.121*** (0.017)
9;10)	0.109*** (0.020)	0.111*** (0.020)	0.100*** (0.016)	0.113*** (0.017)
10;11)	0.085*** (0.018)	0.087*** (0.018)	0.079*** (0.016)	0.097*** (0.015)
11;12)	0.071*** (0.017)	0.071*** (0.017)	0.066*** (0.014)	0.077*** (0.014)
12;13)	0.050** (0.016)	0.048** (0.015)	0.047** (0.013)	0.057*** (0.013)
13;14)	0.036* (0.014)	0.030* (0.014)	0.032* (0.012)	0.039** (0.012)
14;15)	0.018 (0.011)	0.012 (0.010)	0.015 (0.010)	0.018 (0.010)
15;16)	0.002 (0.009)	-0.001 (0.008)	0.002 (0.008)	0.006 (0.007)
16;17)	0.000 (0.005)	-0.002 (0.005)	-0.000 (0.005)	-0.001 (0.004)
17;18)	0.000 (.)	0.000 (.)	0.000 (.)	0.000 (.)
18;19)	0.006 (0.004)	0.006 (0.004)	0.003 (0.003)	0.006* (0.003)
19;20)	0.025** (0.007)	0.023** (0.007)	0.017** (0.006)	0.020** (0.006)
20;21)	0.046*** (0.009)	0.047*** (0.008)	0.038*** (0.007)	0.038*** (0.008)
21;22)	0.077*** (0.010)	0.078*** (0.009)	0.065*** (0.008)	0.066*** (0.010)
22;23)	0.110*** (0.012)	0.111*** (0.011)	0.096*** (0.011)	0.098*** (0.012)
23;24)	0.152*** (0.013)	0.154*** (0.013)	0.136*** (0.012)	0.138*** (0.013)
24;25)	0.207*** (0.016)	0.209*** (0.015)	0.188*** (0.014)	0.189*** (0.015)
25;26)	0.261*** (0.016)	0.260*** (0.016)	0.238*** (0.015)	0.239*** (0.015)
26;27)	0.313*** (0.017)	0.311*** (0.017)	0.288*** (0.016)	0.293*** (0.016)
27;28)	0.386*** (0.019)	0.383*** (0.019)	0.359*** (0.017)	0.356*** (0.017)
28;29)	0.439*** (0.017)	0.435*** (0.018)	0.410*** (0.016)	0.409*** (0.018)
29;30)	0.500*** (0.020)	0.497*** (0.020)	0.472*** (0.018)	0.466*** (0.018)
30;31)	0.545*** (0.025)	0.543*** (0.024)	0.519*** (0.021)	0.515*** (0.021)
31;32)	0.600*** (0.020)	0.601*** (0.019)	0.575*** (0.018)	0.572*** (0.016)
32;33)	0.630*** (0.016)	0.626*** (0.015)	0.600*** (0.016)	0.606*** (0.014)
33;34)	0.698*** (0.031)	0.688*** (0.028)	0.661*** (0.027)	0.638*** (0.015)
34;35)	0.734*** (0.045)	0.731*** (0.039)	0.710*** (0.041)	0.673*** (0.026)
35;36)	0.714*** (0.047)	0.706*** (0.052)	0.687*** (0.048)	0.685*** (0.032)
36;37)	0.938*** (0.009)	0.922*** (0.011)	0.882*** (0.015)	0.752*** (0.014)
37;38)	0.346*** (0.009)	0.403*** (0.013)	0.399*** (0.012)	0.709*** (0.011)
poblacion		0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000*** (0.000)
pbg		0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)
nolab		-0.113*** (0.008)	-0.113*** (0.008)	-0.115*** (0.008)
Constant	8.235*** (0.007)	7.142*** (0.464)	7.157*** (0.465)	1.645** (0.487)
Meses (EF)	0	0	1	1
Distribuidora y año (EF)	0	0	0	1
Observaciones	158883	158883	158883	158883
R-cuadrado	0.166	0.287	0.296	0.858

Standard errors in parentheses

Notas: Estimaciones a partir de regresiones en panel con efectos fijos de distribuidora sobre una muestra de 29 distribuidoras y 365 observaciones anuales (salvo bisiestos) durante 15 años (158.883). La variable dependiente es el logaritmo del consumo del consumo de energía eléctrica expresado en megavatios-hora en cada distribuidora. La variable independiente de interés es un vector variables binarias que identifican cada día con bandas unitarias de temperatura. Los controles incluyen el producto bruto geográfico, la población, y una variable binaria que identifica día no laboral (sábado, domingo o feriado nacional).

\*  $p < 0,05$ , \*\*  $p < 0,01$ , \*\*\*  $p < 0,001$

Tabla B2: Relación de la Demanda de Energía Eléctrica y Temperatura: Regiones

	(1)		(2)		(3)		(4)	
	EF_mes_id_anual		COM		NOA		GBA	
-4;-3)	0.176***	(0.038)	0.000	(0.030)				
-3;-2)	0.210***	(0.029)	0.007	(0.074)	0.189	(0.084)		
-2;-1)	0.188***	(0.022)	0.053*	(0.007)	0.235***	(0.003)		
-1;0)	0.182***	(0.026)	0.058	(0.028)	0.260**	(0.055)		
0;1)	0.166***	(0.028)	0.037	(0.035)	0.190**	(0.029)		
1;2)	0.157***	(0.030)	0.044	(0.038)	0.174***	(0.017)		
2;3)	0.153***	(0.028)	0.042	(0.030)	0.216***	(0.005)	0.263***	(0.002)
3;4)	0.148***	(0.024)	0.037	(0.029)	0.184***	(0.021)	0.255**	(0.016)
4;5)	0.145***	(0.021)	0.033	(0.026)	0.165***	(0.014)	0.288**	(0.020)
5;6)	0.147***	(0.020)	0.029	(0.026)	0.147***	(0.015)	0.267**	(0.010)
6;7)	0.143***	(0.019)	0.023	(0.025)	0.136***	(0.020)	0.269**	(0.012)
7;8)	0.136***	(0.018)	0.026	(0.023)	0.102**	(0.021)	0.261**	(0.011)
8;9)	0.121***	(0.017)	0.018	(0.019)	0.082*	(0.022)	0.230**	(0.011)
9;10)	0.113***	(0.017)	0.011	(0.022)	0.060	(0.024)	0.208**	(0.012)
10;11)	0.097***	(0.015)	0.007	(0.023)	0.048	(0.025)	0.183**	(0.011)
11;12)	0.077***	(0.014)	-0.001	(0.021)	0.018	(0.024)	0.155**	(0.013)
12;13)	0.057***	(0.013)	-0.007	(0.022)	0.002	(0.025)	0.124*	(0.013)
13;14)	0.039**	(0.012)	-0.007	(0.015)	-0.007	(0.022)	0.100*	(0.014)
14;15)	0.018	(0.010)	-0.013	(0.014)	-0.015	(0.019)	0.063*	(0.011)
15;16)	0.006	(0.007)	-0.015	(0.007)	-0.017	(0.013)	0.032	(0.008)
16;17)	-0.001	(0.004)	-0.012**	(0.001)	-0.014	(0.008)	0.014	(0.006)
17;18)	0.000	(.)	0.000	(.)	0.000	(.)	0.000	(.)
18;19)	0.006*	(0.003)	0.013*	(0.002)	0.015*	(0.006)	-0.002	(0.003)
19;20)	0.020**	(0.006)	0.021*	(0.004)	0.040*	(0.011)	0.008	(0.007)
20;21)	0.038***	(0.008)	0.045*	(0.009)	0.062*	(0.016)	0.027	(0.009)
21;22)	0.066***	(0.010)	0.070*	(0.011)	0.093*	(0.024)	0.063*	(0.011)
22;23)	0.098***	(0.012)	0.096*	(0.013)	0.130**	(0.029)	0.105*	(0.014)
23;24)	0.138***	(0.013)	0.135*	(0.020)	0.165**	(0.036)	0.149**	(0.014)
24;25)	0.189***	(0.015)	0.177*	(0.028)	0.207**	(0.044)	0.201**	(0.017)
25;26)	0.239***	(0.015)	0.202*	(0.045)	0.255**	(0.044)	0.259**	(0.017)
26;27)	0.293***	(0.016)	0.273*	(0.048)	0.299***	(0.041)	0.315**	(0.018)
27;28)	0.356***	(0.017)	0.305*	(0.067)	0.358***	(0.034)	0.368**	(0.014)
28;29)	0.409***	(0.018)	0.323	(0.099)	0.410***	(0.028)	0.416**	(0.017)
29;30)	0.466***	(0.018)	0.435*	(0.070)	0.471***	(0.029)	0.449**	(0.016)
30;31)	0.515***	(0.021)	0.445*	(0.089)	0.517***	(0.031)	0.479**	(0.022)
31;32)	0.572***	(0.016)	0.400	(0.149)	0.566***	(0.033)	0.399**	(0.021)
32;33)	0.606***	(0.014)	0.594***	(0.014)	0.603***	(0.033)		
33;34)	0.638***	(0.015)			0.634***	(0.033)		
34;35)	0.673***	(0.026)			0.680***	(0.032)		
35;36)	0.685***	(0.032)			0.686***	(0.033)		
36;37)	0.752***	(0.014)			0.713***	(0.035)		
37;38)	0.709***	(0.011)			0.680***	(0.025)		
poblacion	0.000***	(0.000)	-0.000***	(0.000)	0.000***	(0.000)	0.000***	(0.000)
pbg	0.000***	(0.000)	0.000***	(0.000)	0.000***	(0.000)	0.000***	(0.000)
nolab	-0.115***	(0.008)	-0.099*	(0.017)	-0.098***	(0.011)	-0.147*	(0.023)
Constant	1.645**	(0.487)	9.515***	(0.041)	5.764***	(0.215)	3.921***	(0.116)
Meses (EF)	1							
Distribuidora y año (EF)	1							
Observaciones	158883		16437		32873		16437	
R-cuadrado	0.858		0.844		0.876		0.863	

Standard errors in parentheses

Notas: Estimaciones a partir de regresiones en panel con efectos fijos de distribuidora sobre una muestra de 29 distribuidoras y 365 observaciones anuales (salvo bisiestos) durante 15 años (158.883) para el panel completo y agrupamientos por región. La variable dependiente es el logaritmo del consumo de energía eléctrica expresado en megavatios-hora en cada distribuidora. La variable independiente de interés es un vector de variables binarias que identifican cada día con bandas unitarias de temperatura. Los controles incluyen el producto bruto geográfico, la población, y una variable binaria que identifica día no laboral (sábado, domingo o feriado nacional).

\*  $p < 0,05$ , \*\*  $p < 0,01$ , \*\*\*  $p < 0,001$

Tabla B3: Relación de la Demanda de Energía Eléctrica y Temperatura: Períodos

	(1)		(2)		(3)		(4)	
	EF_mes_id_anual		prev_2012		entre_2012_y_2017		post_2017	
-4;-3)	0.176***	(0.038)	0.120*	(0.047)	0.238***	(0.049)	0.203***	(0.025)
-3;-2)	0.210***	(0.029)	0.166***	(0.030)	0.223***	(0.018)	0.275***	(0.036)
-2;-1)	0.188***	(0.022)	0.151***	(0.023)	0.222***	(0.020)	0.232***	(0.038)
-1;0)	0.182***	(0.026)	0.142***	(0.021)	0.196***	(0.035)	0.233***	(0.036)
0;1)	0.166***	(0.028)	0.135***	(0.020)	0.175***	(0.038)	0.217***	(0.044)
1;2)	0.157***	(0.030)	0.134***	(0.026)	0.153***	(0.036)	0.185***	(0.047)
2;3)	0.153***	(0.028)	0.132***	(0.019)	0.157***	(0.038)	0.169***	(0.046)
3;4)	0.148***	(0.024)	0.125***	(0.021)	0.141***	(0.027)	0.178***	(0.034)
4;5)	0.145***	(0.021)	0.127***	(0.020)	0.136***	(0.021)	0.170***	(0.028)
5;6)	0.147***	(0.020)	0.121***	(0.019)	0.140***	(0.022)	0.179***	(0.026)
6;7)	0.143***	(0.019)	0.114***	(0.017)	0.135***	(0.019)	0.181***	(0.025)
7;8)	0.136***	(0.018)	0.108***	(0.017)	0.126***	(0.018)	0.172***	(0.024)
8;9)	0.121***	(0.017)	0.089***	(0.015)	0.116***	(0.017)	0.158***	(0.021)
9;10)	0.113***	(0.017)	0.081***	(0.015)	0.113***	(0.017)	0.145***	(0.020)
10;11)	0.097***	(0.015)	0.070***	(0.013)	0.091***	(0.015)	0.128***	(0.019)
11;12)	0.077***	(0.014)	0.053***	(0.012)	0.073***	(0.014)	0.104***	(0.018)
12;13)	0.057***	(0.013)	0.036**	(0.011)	0.052***	(0.014)	0.082***	(0.017)
13;14)	0.039**	(0.012)	0.023*	(0.009)	0.031*	(0.011)	0.062***	(0.016)
14;15)	0.018	(0.010)	0.006	(0.008)	0.015	(0.010)	0.032**	(0.012)
15;16)	0.006	(0.007)	0.002	(0.006)	0.002	(0.007)	0.014	(0.008)
16;17)	-0.001	(0.004)	-0.001	(0.003)	-0.002	(0.005)	0.002	(0.006)
17;18)	0.000	(.)	0.000	(.)	0.000	(.)	0.000	(.)
18;19)	0.006*	(0.003)	0.008*	(0.003)	0.003	(0.004)	0.007	(0.004)
19;20)	0.020**	(0.006)	0.022***	(0.004)	0.019**	(0.006)	0.021**	(0.007)
20;21)	0.038***	(0.008)	0.038***	(0.006)	0.035***	(0.008)	0.039***	(0.010)
21;22)	0.066***	(0.010)	0.059***	(0.008)	0.068***	(0.010)	0.070***	(0.012)
22;23)	0.098***	(0.012)	0.085***	(0.009)	0.100***	(0.013)	0.108***	(0.015)
23;24)	0.138***	(0.013)	0.115***	(0.011)	0.145***	(0.014)	0.156***	(0.016)
24;25)	0.189***	(0.015)	0.158***	(0.012)	0.195***	(0.016)	0.212***	(0.018)
25;26)	0.239***	(0.015)	0.198***	(0.012)	0.239***	(0.016)	0.276***	(0.017)
26;27)	0.293***	(0.016)	0.241***	(0.014)	0.298***	(0.017)	0.334***	(0.019)
27;28)	0.356***	(0.017)	0.287***	(0.016)	0.364***	(0.018)	0.403***	(0.022)
28;29)	0.409***	(0.018)	0.333***	(0.015)	0.411***	(0.022)	0.469***	(0.024)
29;30)	0.466***	(0.018)	0.375***	(0.016)	0.480***	(0.019)	0.529***	(0.024)
30;31)	0.515***	(0.021)	0.421***	(0.018)	0.522***	(0.024)	0.590***	(0.023)
31;32)	0.572***	(0.016)	0.493***	(0.016)	0.579***	(0.018)	0.636***	(0.025)
32;33)	0.606***	(0.014)	0.502***	(0.011)	0.614***	(0.016)	0.699***	(0.024)
33;34)	0.638***	(0.015)	0.540***	(0.016)	0.650***	(0.016)	0.710***	(0.014)
34;35)	0.673***	(0.026)	0.552***	(0.051)	0.669***	(0.013)	0.772***	(0.018)
35;36)	0.685***	(0.032)	0.629***	(0.065)	0.697***	(0.024)	0.723***	(0.017)
36;37)	0.752***	(0.014)			0.701***	(0.015)	0.801***	(0.017)
37;38)	0.709***	(0.011)	0.674***	(0.012)				
poblacion	0.000***	(0.000)	0.000***	(0.000)	0.000***	(0.000)	0.000***	(0.000)
pbg	0.000***	(0.000)	0.000***	(0.000)	0.000***	(0.000)	0.000***	(0.000)
no lab	-0.115***	(0.008)	-0.124***	(0.008)	-0.117***	(0.008)	-0.104***	(0.008)
Constant	1.645**	(0.487)	-15.942***	(0.157)	0.891***	(0.070)	1.230	(0.681)
Meses (EF)	1							
Distribuidora y año (EF)	1							
Observaciones	158883		52946		52983		52954	
R-cuadrado	0.858		0.672		0.729		0.699	

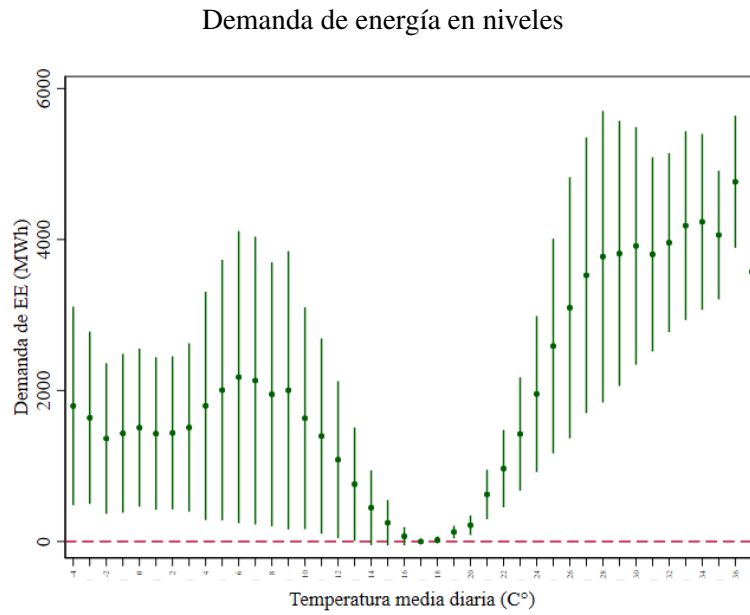
Standard errors in parentheses

Notas: Estimaciones a partir de regresiones en panel con efectos fijos de distribuidora sobre una muestra de 29 distribuidoras y 365 observaciones anuales (salvo bisiestos) durante 15 años (158.883) para el panel completo y estimaciones parciales por períodos. La variable dependiente es el logaritmo del consumo de energía eléctrica expresado en megavatios-hora en cada distribuidora. La variable independiente de interés es un vector de variables binarias que identifican cada día con bandas unitarias de temperatura. Los controles incluyen el producto bruto geográfico, la población, y una variable binaria que identifica día no laboral (sábado, domingo o feriado nacional).

\*  $p < 0,05$ , \*\*  $p < 0,01$ , \*\*\*  $p < 0,001$

**C. Robustez**

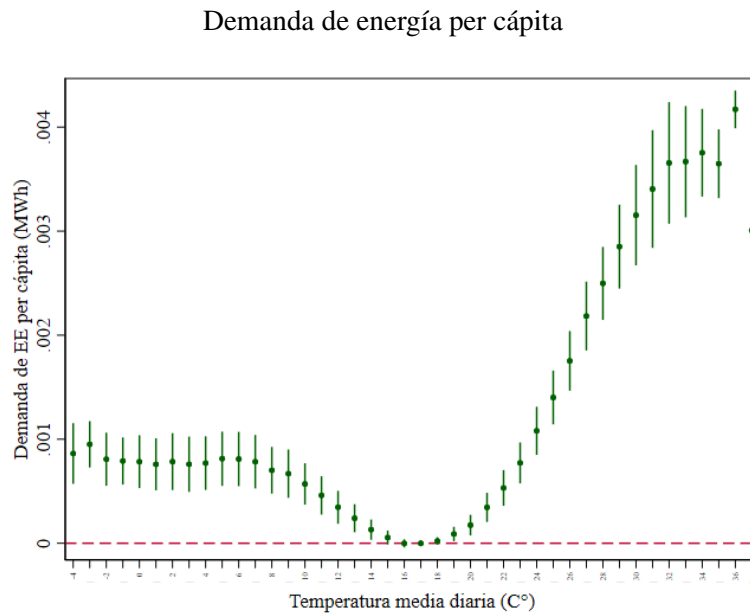
Figura C1: Relación de la Demanda de Energía Eléctrica y Temperatura



**Fuente:** Elaboración propia.

**Nota:** La figura ilustra los coeficientes estimados de la relación entre demanda de energía eléctrica y temperatura para cada banda de temperatura.

Figura C2: Relación de la Demanda de Energía Eléctrica y Temperatura

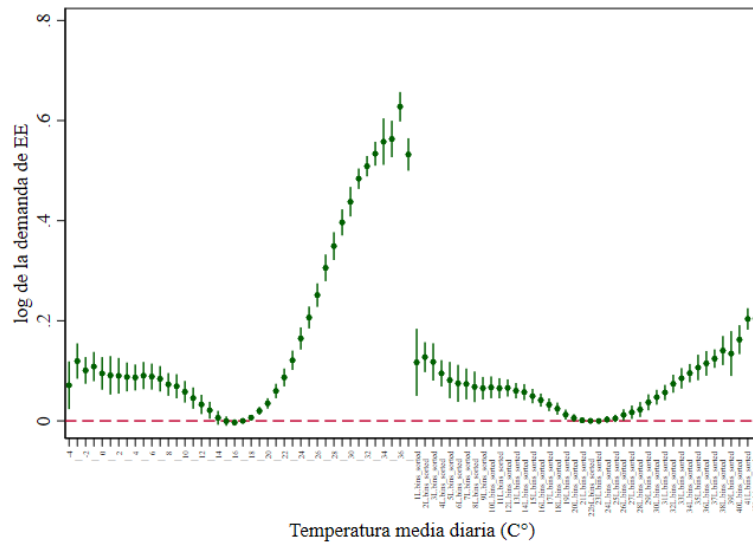


**Fuente:** Elaboración propia.

**Nota:** La figura ilustra los coeficientes estimados de la relación entre demanda de energía eléctrica per cápita y temperatura para cada banda de temperatura.

Figura C3: Relación de la Demanda de Energía Eléctrica y Temperatura

Incluyendo el primer rezago de la temperatura

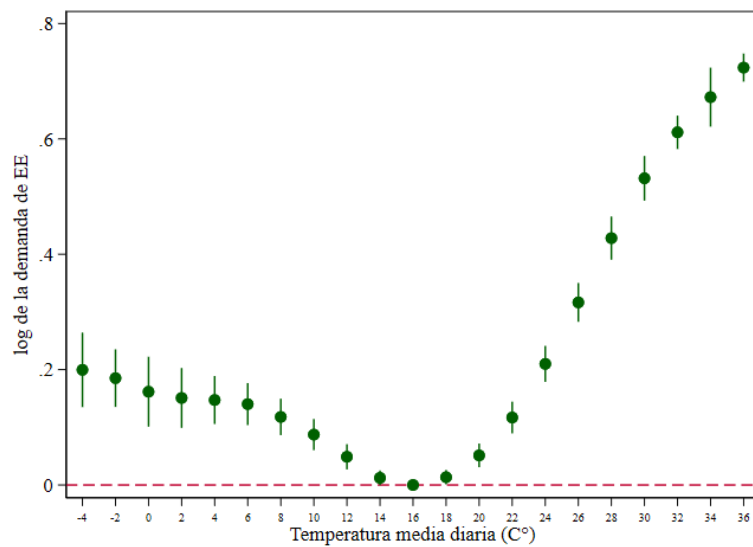


**Fuente:** Elaboración propia.

**Nota:** La figura ilustra los coeficientes estimados de la relación entre demanda de energía eléctrica y temperatura para cada banda de temperatura, considerando también las bandas de temperatura rezagadas (a la derecha).

Figura C4: Relación de la Demanda de Energía Eléctrica y Temperatura

Considerando bandas de temperatura de 2°C



**Fuente:** Elaboración propia.

**Nota:** La figura ilustra los coeficientes estimados de la relación entre demanda de energía eléctrica y temperatura para cada banda de temperatura, considerando un mayor ancho para las bandas de temperatura.