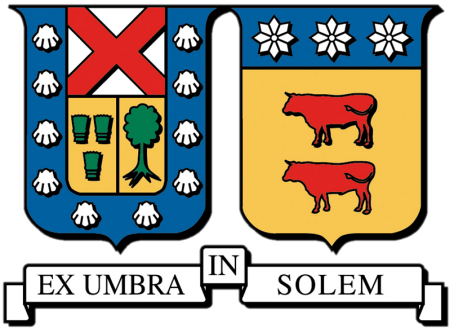


UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA
DEPARTAMENTO DE INDUSTRIAS

Proyección de la demanda eléctrica en Chile mediante modelos econométricos de datos de panel: integración de variables económicas, demográficas y climáticas

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERA CIVIL INDUSTRIAL

AUTORA

IGNACIA BELÉN SENA FERRADA

PROFESOR GUÍA

BERNARDO PINCHEIRA

PROFESORES CO-REFERENTES

Gabriel Olmedo

Rodolfo Salazar

VALPARAÍSO DE CHILE, OCTUBRE DE 2026

CONSTANCIA DE VALIDACIÓN Y CONFIDENCIALIDAD DE MONOGRAFÍA A REPOSITORIO ACADÉMICO

1.- IDENTIFICACIÓN DEL TRABAJO ACADÉMICO

Tipo de monografía (marcar una opción): ☑ Memoria o trabajo de título ☐ Tesis de Postgrado

Título del trabajo: Proyección de la demanda eléctrica en Chile mediante modelos econométricos de datos de panel: integración de variables económicas, demográficas y climáticas

Nombre del candidato(a): Ignacia Belén Sena Ferrada

Carrera / Grado: Ingeniería Civil Industrial

Campus: Casa Central **Departamento:** Industrias

2.- VALIDACIÓN DEL PROFESOR GUÍA/DIRECTOR DE TESIS

Yo, Bernardo Pincheira, en mi calidad de profesor(a) guía/director(a) del trabajo académico mencionado anteriormente **DEJO CONSTANCIA** que:

- He revisado esta versión del documento y corresponde a la versión final aprobada del trabajo.
- El trabajo cumple con los requisitos académicos y de formato establecidos por la institución.

3.- EVALUACIÓN DE CONFIDENCIALIDAD POR PROPIEDAD INDUSTRIAL (marcar una opción)

☑ El trabajo **NO contiene** información que amerite confidencialidad y puede ser publicado de inmediato en repositorio con acceso abierto.

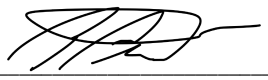
☐ El trabajo **CONTIENE** información con potenciales implicancias de propiedad industrial o intelectual y requiere un periodo de confidencialidad (**embargo**) por **(marcar una opción)**:

☐ 6 meses ☐ 12 meses ☐ 2 años ☐ 3 años ☐ 5 años ☐ 10 años

Fundamentación de la necesidad de confidencialidad (obligatorio si se solicita embargo):

4.- FIRMAS

Profesor(a) guía o director(a) de memoria o tesis:

Fecha: 30-10-2026 **Firma:** 

Estudiante o Candidato(a):

Fecha: 30-10-2026 **Firma:** 

Este formulario debe ser insertado como página 2 de la memoria o tesis, completado y firmado por estudiante y profesor(a) antes de la entrega en portal PRISMA de Biblioteca USM.

En memoria de
Coralia Jaramillo y Silvia Sagua, mis abuelas,
por haberme dado en el caos un espacio para ser solo una niña ...

Tabla de Contenidos

1. Resumen ejecutivo **5**

2. Introducción **7**

3. Problema de Investigación **9**

4. Objetivos **12**

4.1. Objetivo General 12

4.2. Objetivos Específicos 12

5. Marco teórico **14**

5.1. Demanda eléctrica y proyección de consumo 14

5.1.1. Conceptualización de la demanda eléctrica 14

5.1.2. Horizontes de proyección de la demanda eléctrica 15

5.2. Factores determinantes de la demanda eléctrica 15

5.2.1. Actividad económica y producto interno bruto 16

5.2.2. Estructura productiva y actividad económica sectorial 17

5.2.3. Población y factores demográficos 18

5.2.4. Grados-día de calefacción y refrigeración y demanda eléctrica 19

5.2.5. Otras variables climáticas 20

5.2.6. Cambio climático y evolución futura del consumo eléctrico 22

5.2.7. Fuentes de información climática y proyecciones futuras 23

5.3. Metodologías de proyección de demanda eléctrica 25

5.3.1. Clasificación general de metodologías 25

5.3.2. Enfoques Top-Down y Bottom-Up 25

5.3.3. Modelos estadísticos, econométricos y de aprendizaje automático para la proyección de demanda 26

5.4. Modelos econométricos de datos de panel 29

5.4.1. Fundamentos de los datos de panel 29

5.4.2. Heterogeneidad regional y efectos individuales 30

5.4.3. Aplicaciones de los datos de panel a la demanda eléctrica 34
5.5. Propiedades de las series temporales y cointegración de panel 35
5.5.1. Estacionariedad y raíces unitarias 35
5.5.2. Cointegración y relaciones de largo plazo 37
5.5.3. Dependencia transversal y otros problemas econométricos 39
5.6. Evaluación y proyección mediante modelos econométricos 41
5.6.1. Capacidad explicativa y capacidad predictiva 41
5.6.2. Validación temporal fuera de muestra 41
5.6.3. Evaluación del error de proyección 42
5.6.4. Escenarios futuros e incertidumbre 44
5.7. Antecedentes de proyección de demanda eléctrica en Chile 45
5.7.1. Planificación Energética de Largo Plazo del Ministerio de Energía 45
5.7.2. Previsión de demanda eléctrica de la Comisión Nacional de Energía 46
5.7.3. Proyección de demanda de largo plazo del Coordinador Eléctrico Nacional 47

6. Alcance y diseño de la investigación 51
6.1. Enfoque metodológico y justificación del modelo Top-Down 51
6.2. Alcance geográfico, temporal y sectorial 51
6.3. Etapas generales de la investigación 53
6.4. Supuestos y limitaciones del estudio 54

7. Recopilación y procesamiento de datos 55
7.1. Variables y fuentes de información 55
7.2. Procesamiento de la demanda eléctrica 56
7.3. Procesamiento de variables socioeconómicas 58
7.3.1. Producto interno bruto regional 58
7.3.2. Indicadores productivos y participaciones sectoriales 60
7.3.3. Población regional 61
7.4. Procesamiento de variables climáticas 61
7.5. Homologación y construcción de los paneles maestros 62
7.6. Análisis exploratorio y estadística descriptiva 63

8. Metodologías de modelación econométrica **65**

8.1. Formulación matemática del modelo de demanda eléctrica 65

8.2. Definición de las especificaciones econométricas 65

8.3. Diagnóstico estadístico y econométrico de los datos 67

8.4. Selección de los métodos de estimación 68

8.5. Procedimiento de estimación de los modelos 69

8.6. Criterios de validación y selección del modelo final 70

9. Metodología de proyección de la demanda eléctrica **72**

9.1. Horizonte de proyección y definición de escenarios 72

9.2. Obtención y procesamiento de proyecciones socioeconómicas 72

9.2.1. Producto interno bruto regional 72

9.3. Obtención y procesamiento de proyecciones climáticas 74

9.3.1. Asignación espacial y calibración de la humedad relativa 75

9.3.2. Agregación trimestral y verificación 75

9.4. Construcción de las variables explicativas futuras 76

9.5. Aplicación del modelo econométrico seleccionado 77

9.6. Generación de proyecciones de demanda eléctrica por región y trimestre 78

10. Resultados de la modelación econométrica **79**

10.1. Resultados de los diagnósticos econométricos 79

10.1.1. Dependencia transversal 79

10.1.2. Orden de integración y pertinencia de la cointegración 80

10.2. Resultados de la estimación de los modelos 82

10.3. Comparación de especificaciones econométricas 85

10.3.1. Comparación de las especificaciones finalistas con y sin tendencia 86

10.4. Validación estadística y económica 87

10.4.1. Desempeño según el horizonte de evaluación 87

10.4.2. Diagnósticos residuales de la especificación seleccionada 88

10.4.3. Consistencia económica y estabilidad temporal 89

10.5. Selección y análisis del modelo final 90

10.5.1. Especificación y estimación con muestra completa 90
10.5.2. Contraste con la alternativa que incorpora tendencia 91
10.5.3. Alcance de la selección 92

11. Resultados y análisis de las proyecciones **93**
11.1. Proyecciones trimestrales de la demanda eléctrica regional 93
11.2. Evolución temporal y diferencias entre regiones 95
11.3. Contribución regional a la brecha entre la proyección base y el CEN 101
11.4. Análisis de sensibilidad y comparación de escenarios 105
11.5. Comparación con proyecciones oficiales, según su compatibilidad geográfica y temporal 106
11.6. Discusión de resultados e incertidumbre 108

12. Conclusión **110**

A. Anexos **114**
A.1. Gráficos complementarios de proyecciones nacionales y regionales 114

Referencias **121**

1. Resumen ejecutivo

La presente memoria desarrolla y evalúa una metodología econométrica Top-Down para proyectar la demanda de energía eléctrica regional en Chile durante el período 2026–2035, incorporando información económica y climática. Su propósito es proporcionar una herramienta cuantitativa que represente la heterogeneidad territorial de la demanda y permita examinar su evolución futura bajo supuestos explícitos, como complemento de los antecedentes disponibles para la planificación energética y el análisis del mercado eléctrico.

Se construyó un panel histórico trimestral de 704 observaciones, correspondientes a once unidades regionales y 64 trimestres entre 2010 y 2025. La información integra registros de demanda eléctrica del Coordinador Eléctrico Nacional, indicadores económicos del Banco Central de Chile, antecedentes del Instituto Nacional de Estadísticas y datos meteorológicos de la Dirección Meteorológica de Chile y ERA5-Land. Se formularon especificaciones con actividad económica agregada y sectorial, población y variables climáticas. La estrategia de estimación se definió después de examinar las propiedades de las series y las dependencias del panel; las especificaciones sectoriales se mantuvieron como análisis exploratorios, mientras que la selección final se concentró en las alternativas con PIB regional total.

La especificación seleccionada, denominada C2_NT, utiliza efectos fijos regionales, logaritmo del PIB regional total, humedad relativa e indicadores trimestrales, sin tendencia temporal determinística. En la validación temporal de 2021–2025 obtuvo un error porcentual absoluto medio (MAPE) de 9,24 %. Reestimada con la muestra histórica completa, presentó una elasticidad estimada de la demanda respecto del PIB de 0,922, estadísticamente significativa; el coeficiente de humedad relativa no alcanzó significancia estadística al 5 %. Para la inferencia se utilizaron errores estándar robustos de Driscoll-Kraay.

Las proyecciones combinan la trayectoria de PIB regional del escenario Carbono Neutralidad de la Planificación Energética de Largo Plazo y simulaciones climáticas ISIMIP3b bajo SSP3-7.0, sometidas a una calibración local adicional respecto de las series históricas. Se obtuvieron 440 predicciones región-trimestre. La suma anual de las once unidades regionales aumenta de 82,43 TWh en 2026 a 97,95 TWh en 2035, equivalente a un crecimiento acumulado de 18,83 % y una tasa anual compuesta de 1,94 %. La trayectoria resultante es inferior a los escenarios publicados por el Coordinador Eléctrico Nacional para 2035, comparación que debe interpretarse considerando

las diferencias de cobertura y metodología.

Los resultados constituyen una proyección condicional a los supuestos económicos y climáticos utilizados, no una predicción exenta de incertidumbre. La validación histórica emplea regresores observados y el modelo no representa individualmente la incorporación de nuevos proyectos de gran consumo, cambios tecnológicos ni escenarios alternativos. En consecuencia, su principal aporte es ofrecer un procedimiento regional documentado y contrastable, cuyo uso en planificación debe complementarse con información sectorial y actualizaciones periódicas.

2. Introducción

La proyección de la demanda de energía eléctrica es un insumo fundamental para la planificación y el funcionamiento de los sistemas eléctricos. Anticipar las necesidades futuras de consumo permite apoyar decisiones relativas a infraestructura, abastecimiento, operación y evaluación de riesgos. Su relevancia aumenta cuando los patrones de demanda pueden modificarse por la evolución de la actividad económica, la electrificación de usos finales, la incorporación de nuevas tecnologías y las condiciones climáticas. La literatura especializada destaca, por ello, la necesidad de seleccionar metodologías de proyección acordes con el horizonte de análisis y con las características de la información disponible (Hong & Fan, 2016; Mir et al., 2020).

En Chile, la transformación de la matriz energética y la evolución de las actividades productivas plantean desafíos para estimar la demanda eléctrica de mediano y largo plazo. La importancia relativa de la minería, la manufactura, los servicios y los consumos residenciales varía entre regiones, al igual que las condiciones meteorológicas y la dinámica demográfica. Esta heterogeneidad territorial implica que una trayectoria agregada, aunque útil para caracterizar el conjunto del sistema, puede ocultar diferencias relevantes en el nivel y crecimiento del consumo. Los ejercicios oficiales de planificación energética y proyección de demanda reconocen la importancia de considerar supuestos económicos, territoriales y de desarrollo de nuevos proyectos (Coordinador Eléctrico Nacional, 2025b; Ministerio de Energía de Chile, 2025).

Dentro de las alternativas disponibles, los modelos econométricos Top-Down permiten vincular la demanda eléctrica observada con variables agregadas que representan sus posibles determinantes. Una estructura de datos de panel resulta pertinente cuando se dispone de observaciones repetidas de varias regiones, pues combina la dimensión temporal con la territorial y permite controlar características regionales relativamente estables. Sin embargo, la aplicación de esta metodología requiere verificar previamente las propiedades estadísticas de las series, la pertinencia de las transformaciones, las dependencias entre unidades y el comportamiento de los residuos. Asimismo, una especificación con buen ajuste histórico no necesariamente ofrece el mejor desempeño predictivo fuera de muestra.

Esta investigación tiene como objetivo desarrollar y evaluar modelos econométricos de datos de panel para explicar y proyectar la demanda eléctrica regional en Chile, considerando variables económicas, demográficas y climáticas. Para ello, se construye una base homogénea de

frecuencia trimestral para 2010–2025, a partir de información del Coordinador Eléctrico Nacional, el Banco Central de Chile, el Instituto Nacional de Estadísticas, la Dirección Meteorológica de Chile y ERA5-Land. El análisis comprende once unidades territoriales, definidas mediante una homologación regional que mantiene la consistencia de las distintas fuentes y excluye Aysén y Magallanes por la cobertura de la demanda histórica utilizada.

La investigación evalúa familias de especificaciones con PIB regional agregado, componentes sectoriales, indicadores de actividad productiva, población y variables climáticas. A partir de diagnósticos econométricos y un ejercicio de validación temporal, se selecciona una especificación de efectos fijos regionales con PIB total, humedad relativa y controles estacionales. Posteriormente, esta ecuación se combina con trayectorias futuras de actividad económica provenientes de la Planificación Energética de Largo Plazo y proyecciones climáticas ISIMIP3b, calibradas para mejorar su compatibilidad con las series históricas utilizadas. El horizonte de proyección comprende los 40 trimestres de 2026 a 2035.

El trabajo se desarrolla en un contexto de colaboración con EVOL, empresa del sector eléctrico, pero su objeto de estudio es la demanda regional del sistema y no el consumo de una cartera comercial específica. Su aporte consiste en un procedimiento de construcción de datos, diagnóstico, estimación, validación y proyección que puede ser revisado y actualizado a medida que se disponga de nueva información. Los resultados se interpretan como proyecciones condicionales y se contrastan de manera descriptiva con antecedentes oficiales, reconociendo las limitaciones de un enfoque agregado para representar nuevos proyectos y transformaciones estructurales del consumo.

La memoria se organiza en torno al planteamiento del problema y los objetivos de investigación, el marco teórico, la delimitación metodológica, la construcción del panel de datos, la formulación y evaluación de modelos econométricos, el procesamiento de escenarios futuros y la presentación de resultados. Finalmente, se discuten las diferencias regionales identificadas, la comparación con proyecciones institucionales y las principales fuentes de incertidumbre.

3. Problema de Investigación

La planificación de los sistemas eléctricos exige disponer de estimaciones razonadas sobre la evolución futura de la demanda de energía. Estas estimaciones intervienen en decisiones cuyos efectos se extienden por varios años, como la planificación de infraestructura, la contratación de suministro y la evaluación de condiciones futuras del mercado. Sin embargo, la demanda eléctrica no depende de una única variable: responde a cambios en el nivel y composición de la actividad económica, a la distribución territorial del consumo, a factores demográficos y a condiciones meteorológicas, entre otros determinantes. La importancia relativa de cada componente puede diferir según el horizonte de proyección y el territorio considerado (Hong y Fan, 2016; Mir et al., 2020).

En Chile, estas dificultades adquieren una dimensión regional especialmente relevante. La concentración de actividades mineras en el norte, la presencia de sectores industriales y comerciales en distintas zonas y la diversidad climática del territorio generan condiciones heterogéneas de consumo eléctrico. Las proyecciones nacionales agregadas son necesarias, pero no permiten identificar por sí solas cómo contribuye cada región a la trayectoria prevista ni qué variables explicativas resultan más útiles para anticipar su evolución. Al mismo tiempo, los estudios oficiales del Ministerio de Energía y del Coordinador Eléctrico Nacional ya proporcionan escenarios de planificación; por tanto, el problema no es la inexistencia de proyecciones institucionales, sino la conveniencia de evaluar un enfoque econométrico regional complementario, transparente en sus supuestos y susceptible de contrastación empírica.

Una primera dificultad consiste en integrar información histórica comparable. Los registros de demanda, las cuentas regionales, los indicadores productivos y la información meteorológica difieren en periodicidad, cobertura territorial, disponibilidad y metodología de elaboración. Su utilización conjunta requiere homologar divisiones administrativas, agregar series a una frecuencia común, empalmar antecedentes económicos y tratar datos climáticos faltantes. Si estas decisiones no se documentan o verifican, las relaciones estimadas pueden reflejar inconsistencias de medición en lugar de patrones económicos o climáticos. La disponibilidad de información también delimita qué regiones pueden incluirse sin incorporar observaciones artificiales de demanda.

Una segunda dificultad se relaciona con la identificación de una especificación econométrica adecuada. La actividad económica agregada, la minería, la manufactura, la población y los indicadores climáticos son candidatos plausibles para explicar la demanda, pero su relevancia teó-

rica no garantiza significancia estadística ni capacidad predictiva. Además, las series regionales pueden presentar estacionalidad, persistencia, dependencia transversal y correlación serial, propiedades que afectan la elección del estimador y la validez de la inferencia. En particular, la pertinencia de emplear cointegración de panel debe determinarse mediante diagnósticos del orden de integración, y no asumirse únicamente porque el objetivo sea realizar proyecciones de largo plazo.

Una tercera dificultad surge al trasladar las relaciones históricas al futuro. Las trayectorias económicas y las simulaciones climáticas utilizadas como regresores también están sujetas a incertidumbre. Aunque ISIMIP3b proporciona productos previamente ajustados, su representación espacial puede mantener diferencias respecto de las observaciones locales usadas para estimar la demanda, lo que hace necesario examinar la compatibilidad entre las series históricas y futuras. Por otra parte, un modelo econométrico agregado no incorpora automáticamente la entrada de grandes instalaciones consumidoras, la electrificación de procesos específicos ni otros cambios estructurales que puedan modificar la relación histórica entre actividad económica y consumo.

Ante estas dificultades, el problema central de la investigación consiste en determinar en qué medida un enfoque econométrico de datos de panel, construido a partir de información regional homogénea y evaluado mediante diagnósticos y validación temporal, permite explicar la demanda eléctrica y generar proyecciones condicionales para 2026–2035. No se busca sustituir las metodologías oficiales de planificación ni demostrar efectos causales de los regresores, sino establecer el alcance explicativo y predictivo de distintas formulaciones Top-Down y precisar las condiciones bajo las cuales sus resultados son interpretables.

De este planteamiento se desprenden las siguientes preguntas de investigación:

1. ¿Qué trayectoria de demanda eléctrica regional y agregada se obtiene para 2026–2035 al combinar el modelo seleccionado con proyecciones de PIB regional y condiciones climáticas futuras?

2. ¿En qué medida las variables económicas, demográficas y climáticas permiten explicar la evolución histórica de la demanda eléctrica trimestral de las regiones analizadas, considerando sus diferencias territoriales?

3. ¿Qué especificación econométrica de datos de panel presenta un mejor desempeño predictivo fuera de muestra, una vez consideradas las propiedades estadísticas de las series y la

heterogeneidad regional?

4. ¿Cómo difiere la trayectoria proyectada de los escenarios institucionales disponibles y cuáles son las principales limitaciones e incertidumbres de su interpretación para la planificación energética?

Para responder estas preguntas, el estudio adopta una metodología cuantitativa Top-Down basada en un panel trimestral de once unidades regionales durante 2010–2025. Se analizan especificaciones con actividad económica total y sectorial, población y variables climáticas, se efectúan diagnósticos de las series y de los modelos, y se compara la capacidad predictiva de las alternativas mediante un período de validación temporal. La formulación seleccionada se utiliza posteriormente para generar predicciones trimestrales durante 2026–2035, condicionadas a las trayectorias futuras de sus regresores.

El alcance de las conclusiones queda delimitado por la disponibilidad de información, la agregación territorial adoptada y la estructura del modelo final. En particular, la suma de las once unidades regionales no equivale a una proyección independiente de todo el territorio nacional; tampoco constituye un inventario de futuros proyectos eléctricos o industriales. Asimismo, las familias con indicadores sectoriales forman parte de la exploración metodológica, pero no se presentan como alternativas plenamente validadas después de sus ajustes de definición. Estas restricciones deben considerarse al evaluar el aporte del estudio: una metodología regional trazable, sometida a pruebas econométricas y predictivas, que permite generar una referencia cuantitativa para el análisis del consumo eléctrico futuro y señalar las mejoras necesarias para ampliar su utilización.

4. Objetivos

4.1. Objetivo General

Desarrollar y evaluar una metodología econométrica de datos de panel para explicar y proyectar la demanda de energía eléctrica regional en Chile durante el período 2026–2035, mediante la integración de variables económicas, demográficas y climáticas, con el propósito de identificar relaciones explicativas, evaluar el desempeño predictivo de distintas especificaciones y proporcionar antecedentes cuantitativos para la planificación y el análisis del sector eléctrico.

4.2. Objetivos Específicos

- Recopilar, procesar y sistematizar información histórica de demanda eléctrica regional y de variables económicas, demográficas y climáticas, mediante procedimientos de depuración, homologación territorial, empalme y agregación temporal, con el fin de construir una base de datos de panel consistente para la modelación econométrica.

- Caracterizar el comportamiento histórico de la demanda eléctrica regional y de las principales variables explicativas consideradas, mediante análisis exploratorios y estadística descriptiva que permitan identificar diferencias territoriales, patrones temporales y relaciones preliminares entre las variables.

- Formular y explorar distintas especificaciones econométricas de datos de panel, considerando indicadores de actividad económica agregada y sectorial, población y variables climáticas, con el fin de identificar alternativas pertinentes para explicar y proyectar la demanda eléctrica regional.

- Diagnosticar las propiedades estadísticas y econométricas de las series y de los modelos, mediante pruebas de estacionariedad, dependencia transversal, heterocedasticidad y autocorrelación, evaluando además la pertinencia de técnicas de cointegración y de diferentes métodos de estimación de datos de panel.

- Comparar y validar el desempeño explicativo y predictivo de las especificaciones econométricas seleccionadas, mediante criterios estadísticos y ejercicios de validación temporal fuera

de muestra, con el propósito de identificar una formulación adecuada para la proyección de la demanda eléctrica regional.

- Generar y analizar proyecciones trimestrales de demanda eléctrica para el período 2026–2035, utilizando el modelo econométrico seleccionado y trayectorias futuras de sus variables explicativas, con el fin de examinar la evolución del consumo regional y agregado, identificar diferencias territoriales y contrastar los resultados con las proyecciones oficiales disponibles.

5. Marco teórico

5.1. Demanda eléctrica y proyección de consumo

5.1.1. Conceptualización de la demanda eléctrica

La demanda eléctrica representa los requerimientos de electricidad de los consumidores conectados a un sistema eléctrico, asociados al funcionamiento de equipos, instalaciones y procesos de los sectores residencial, comercial, industrial y otros sectores económicos. Su evolución constituye una variable fundamental para la planificación energética, debido a que permite anticipar los requerimientos del sistema y proporcionar antecedentes para evaluar la suficiencia de la infraestructura eléctrica.

En este contexto, es importante distinguir entre demanda de potencia y demanda de energía eléctrica. La primera corresponde a la potencia requerida en un instante o intervalo de medición, expresada habitualmente en kilovatios (kW) o megavatios (MW), mientras que la segunda representa la energía consumida durante un período determinado, medida en kilovatios-hora (kWh), megavatios-hora (MWh) o gigavatios-hora (GWh). Ambas magnitudes se relacionan mediante la integración temporal de la potencia demandada:

$$E_{[t_0,t_1]} = \int_{t_0}^{t_1} P(t)dt, \tag{1}$$

donde $E_{[t_0,t_1]}$ representa la energía consumida entre los instantes t_0 y t_1, y $P(t)$ corresponde a la potencia demandada en el instante t. Cuando la potencia se expresa en MW y el tiempo en horas, la energía resultante se expresa en MWh.

Esta distinción es relevante para la planificación eléctrica, puesto que la demanda máxima de potencia constituye un antecedente para evaluar requerimientos de capacidad y condiciones de operación, mientras que el consumo de energía permite analizar los volúmenes requeridos y sus tendencias de crecimiento.

Hong y Fan (2016) destacan que la proyección de demanda eléctrica constituye una actividad fundamental para la industria energética, con aplicaciones en la planificación de sistemas eléctricos, las operaciones comerciales, la gestión de riesgos y las decisiones de inversión. En es-

te sentido, las proyecciones proporcionan información para anticipar las necesidades futuras de consumo y evaluar posibles condiciones de desarrollo del sistema eléctrico.

5.1.2. Horizontes de proyección de la demanda eléctrica

Las proyecciones de demanda eléctrica pueden clasificarse según el horizonte temporal considerado, distinguiéndose generalmente entre corto, mediano y largo plazo, aunque sus delimitaciones no son completamente uniformes en la literatura.

Hong y Fan (2016) identifican horizontes que abarcan desde períodos inferiores a un día hasta proyecciones superiores a tres años. Por su parte, Behmiri et al. (2023) señalan que las proyecciones de corto plazo se relacionan principalmente con la programación y operación de sistemas eléctricos, mientras que las de mediano plazo pueden apoyar actividades de mantenimiento y contratación. Las proyecciones de largo plazo, en cambio, se orientan hacia decisiones de planificación de capacidad e infraestructura.

La relevancia de las variables explicativas y las metodologías empleadas depende del horizonte de análisis. En el corto plazo adquieren mayor importancia los patrones horarios y diarios, las condiciones meteorológicas inmediatas y la información reciente de consumo. En horizontes más extensos, los factores económicos, demográficos, tecnológicos y climáticos cobran especial relevancia para representar tendencias estructurales de la demanda (Mir et al., 2020).

En consecuencia, la selección del horizonte y de la metodología de proyección debe considerar el propósito del estudio y la disponibilidad de información histórica y futura de las variables explicativas.

5.2. Factores determinantes de la demanda eléctrica

La demanda eléctrica se encuentra condicionada por factores económicos, demográficos, climáticos, tecnológicos y de comportamiento de los consumidores, cuya relevancia puede variar según el territorio y el horizonte temporal de análisis.

Mir et al. (2020), mediante una revisión de estudios de proyección de demanda eléctrica en países de ingresos bajos y medios, identifican el producto interno bruto, la población y las condiciones meteorológicas entre los principales determinantes utilizados. Asimismo, Zimmermann

y Ziel (2025) destacan la importancia de incorporar factores socioeconómicos, meteorológicos y temporales, evidenciando la naturaleza multidimensional del consumo eléctrico.

5.2.1. Actividad económica y producto interno bruto

La actividad económica constituye uno de los principales determinantes de la demanda eléctrica, debido a la utilización de electricidad como insumo en los procesos productivos y como medio para satisfacer necesidades de consumo.

El producto interno bruto (PIB) representa el valor agregado generado por las actividades económicas durante un período determinado y constituye un indicador del nivel de producción de una economía. Desde una perspectiva teórica, un incremento de la actividad económica puede elevar los requerimientos eléctricos mediante una mayor producción industrial, actividad comercial, prestación de servicios y consumo de los hogares.

Al mismo tiempo, la relación puede operar en ambos sentidos: la disponibilidad de energía eléctrica y de infraestructura asociada también puede condicionar la expansión de la actividad productiva. En consecuencia, el PIB se utiliza en esta memoria como un determinante empíricamente útil para explicar y proyectar la demanda, pero no como prueba de una causalidad unidireccional.

Sin embargo, esta relación no necesariamente es proporcional ni constante en el tiempo. Los cambios en la composición sectorial de la economía, la eficiencia energética, las tecnologías productivas y los patrones de consumo pueden modificar la intensidad con que el crecimiento económico se traduce en mayores requerimientos eléctricos. Lee y Chiu (2011), mediante un estudio aplicado a países de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE), encontraron evidencia de relaciones no lineales entre consumo eléctrico, ingreso real, precios de la electricidad y temperatura, mostrando que las elasticidades de demanda pueden variar según las condiciones económicas y climáticas.

Una forma habitual de representar la relación entre demanda eléctrica y actividad económica consiste en utilizar modelos logarítmicos de elasticidad constante. Considerando el PIB y la población como variables explicativas, una especificación ilustrativa puede expresarse mediante:

$$ln(D_{i,t}) = \alpha_i + \beta_1 ln(PIB_{i,t}) + \beta_2 ln(POB_{i,t}) + \varepsilon_{i,t}, \tag{2}$$

donde D_{it} representa la demanda eléctrica de la región i durante el período t, PIB_{it} corresponde al producto interno bruto regional, POB_{it} representa la población, α_i recoge diferencias constantes entre regiones y ε_{it} corresponde al término de error.

En esta formulación, los coeficientes β_1 y β_2 representan las elasticidades parciales de la demanda respecto del PIB y la población, respectivamente. Así, manteniendo constantes los demás factores, un incremento del 1 % en el PIB regional se asocia aproximadamente con una variación de β_1 % en la demanda eléctrica, bajo los supuestos del modelo. Esta interpretación permite analizar cuantitativamente las relaciones entre el consumo eléctrico y sus determinantes económicos y demográficos.

5.2.2. Estructura productiva y actividad económica sectorial

La estructura productiva de un territorio puede influir sobre sus requerimientos de electricidad, debido a que las distintas actividades económicas presentan diferencias en sus procesos productivos, tecnologías e intensidad energética. Esta heterogeneidad resulta especialmente relevante en Chile, donde actividades como la minería y la manufactura poseen una distribución territorial diferenciada y pueden representar componentes importantes del consumo eléctrico regional. El Coordinador Eléctrico Nacional (2025b) reconoce su relevancia al incorporar antecedentes asociados al desarrollo minero, industrial y de nuevos proyectos consumidores en sus proyecciones de demanda de largo plazo.

Para representar la actividad económica sectorial pueden utilizarse indicadores como el PIB sectorial y los índices de producción, los cuales presentan diferencias conceptuales. El PIB sectorial mide el valor agregado generado por una actividad económica, correspondiente a la diferencia entre el valor de su producción y el consumo intermedio utilizado para obtenerla. En Chile, el Banco Central calcula el Producto Interno Bruto Regional (PIBR) mediante la desagregación territorial del valor agregado de las actividades económicas, permitiendo caracterizar la composición productiva de cada región (Banco Central de Chile, 2022).

Por su parte, los índices de producción buscan representar la evolución relativa del volumen de actividad de determinados sectores. El Instituto Nacional de Estadísticas (INE) elabora, entre otros, el Índice de Producción Minera (IPMin) y el Índice de Producción Manufacturera (IPMan), publicados por el INE (Instituto Nacional de Estadísticas de Chile, s.f.-b, s.f.-c), que permiten

analizar mensualmente las variaciones de la actividad minera y manufacturera, respectivamente, utilizando indicadores de producción asociados a los establecimientos de cada sector.

La principal diferencia radica en que el PIB sectorial representa el valor agregado de una actividad, mientras que los índices de producción reflejan la evolución relativa de su volumen productivo. Por tanto, las variaciones de ambos indicadores no necesariamente coinciden, debido a sus diferencias metodológicas y al tratamiento de los insumos intermedios.

Desde una perspectiva econométrica, estos indicadores pueden proporcionar información complementaria. El PIB sectorial permite caracterizar la importancia económica de una actividad dentro de cada región, mientras que los índices de producción representan fluctuaciones temporales de la actividad sectorial. En particular, la interacción entre indicadores nacionales de producción y medidas de participación sectorial regional constituye una estrategia para representar la exposición diferenciada de los territorios a variaciones de la actividad minera y manufacturera.

No obstante, los indicadores nacionales no permiten identificar directamente las fluctuaciones productivas propias de cada región. Asimismo, la incorporación conjunta de variables económicas agregadas y sectoriales requiere considerar sus posibles correlaciones, debido a que pueden compartir componentes de información sobre la actividad económica.

5.2.3. Población y factores demográficos

La población constituye un determinante potencial de la demanda eléctrica, debido a su relación con el número de hogares, el consumo residencial y la utilización de servicios e infraestructura.

Un incremento de la población puede aumentar la cantidad de consumidores y los requerimientos eléctricos asociados a iluminación, climatización, electrodomésticos y otras actividades. Sin embargo, la evolución del consumo también depende de factores como el tamaño de los hogares, el ingreso, la urbanización, la disponibilidad de equipos eléctricos y la eficiencia energética.

Hor et al. (2005) incorporaron el crecimiento poblacional junto con el PIB y variables meteorológicas en un modelo de demanda mensual de electricidad para Inglaterra y Gales. Asimismo, Mir et al. (2020) identificaron la población entre los determinantes utilizados recurrentemente en investigaciones sobre proyección de demanda eléctrica. Estos antecedentes respaldan su consideración como variable explicativa de carácter estructural, complementaria a los factores económicos

y climáticos.

5.2.4. Grados-día de calefacción y refrigeración y demanda eléctrica

La temperatura del aire constituye uno de los factores climáticos más estudiados en la literatura de demanda eléctrica, debido a su influencia sobre los requerimientos energéticos de calefacción y refrigeración. Su relación con el consumo puede presentar un comportamiento no lineal, puesto que tanto las temperaturas bajas como las elevadas pueden incrementar la utilización de sistemas de climatización.

Lee y Chiu (2011) identificaron evidencia de relaciones no lineales entre temperatura y demanda eléctrica en países de la OCDE. De manera similar, Yao (2021), mediante datos de panel e información satelital a escala global, encontró una relación en forma de U, cuyo punto de mínimo consumo varía según las características de las áreas estudiadas.

Una alternativa para representar esta relación consiste en utilizar los grados-día de calefacción (Heating Degree Days, HDD) y los grados-día de refrigeración (Cooling Degree Days, CDD). Estos indicadores cuantifican la exposición a temperaturas inferiores o superiores a determinados umbrales de referencia, proporcionando una aproximación a las condiciones térmicas asociadas a necesidades potenciales de climatización.

Para el contexto chileno, la Agencia Internacional de Energía, a partir de los indicadores del *Weather for Energy Tracker* desarrollado junto con el Centro Euromediterráneo sobre Cambio Climático (CMCC), utiliza temperaturas de referencia de 16 °C para calefacción y 21 °C para refrigeración (International Energy Agency, 2024).

Considerando estos umbrales, los indicadores diarios pueden expresarse mediante:

$$HDD_{r,d} = \text{máx}(16 - T_{r,d}, 0), \tag{3}$$

$$CDD_{r,d} = \text{máx}(T_{r,d} - 21, 0), \tag{4}$$

donde $T_{r,d}$ representa la temperatura media diaria de la región r, expresada en grados Celsius, durante el día d.

Para obtener indicadores acumulados a escala trimestral, los valores diarios se agregan

mediante:

$$HDD_{r,q} = \sum_{d \in q} HDD_{r,d}, \tag{5}$$

$$CDD_{r,q} = \sum_{d \in q} CDD_{r,d}, \tag{6}$$

donde q identifica el trimestre considerado. Este procedimiento permite conservar las desviaciones diarias respecto de las temperaturas de referencia antes de realizar la agregación temporal.

La utilización de HDD y CDD permite representar separadamente las condiciones térmicas asociadas a calefacción y refrigeración, sin imponer necesariamente una relación cuadrática entre temperatura y demanda eléctrica. Sin embargo, estos indicadores no constituyen mediciones directas del consumo destinado a climatización, y sus temperaturas de referencia no necesariamente representan los umbrales óptimos de todas las regiones. La magnitud de su relación con la demanda depende de factores como la penetración de equipos eléctricos, las características de las edificaciones y los patrones de consumo.

5.2.5. Otras variables climáticas

Además de las condiciones térmicas representadas mediante HDD y CDD, la humedad relativa, las precipitaciones y la velocidad del viento pueden contribuir a explicar la evolución de la demanda eléctrica. Estas variables se relacionan con el confort térmico, los requerimientos de climatización y determinadas actividades económicas, aunque su importancia depende de las características territoriales y de la escala temporal analizada. Hor et al. (2005) y Apadula et al. (2012) estudiaron la incorporación de distintas variables meteorológicas en modelos de demanda mensual, proporcionando antecedentes sobre su utilización como determinantes complementarios de la temperatura.

Humedad relativa

La humedad relativa corresponde a la relación porcentual entre la presión parcial del vapor de agua presente en el aire y la presión de vapor de saturación a la misma temperatura. Su influencia

sobre la demanda eléctrica se relaciona principalmente con las condiciones de confort térmico y los requerimientos de climatización. En ambientes cálidos y húmedos, la menor efectividad de la evaporación del sudor puede incrementar las necesidades de refrigeración, mientras que los sistemas de aire acondicionado pueden requerir energía adicional para reducir la humedad del aire interior.

Hor et al. (2005) identificaron que la humedad relativa contribuía a representar el comportamiento de la demanda durante determinados períodos estivales. Asimismo, Miller y Nam (2022) encontraron que la humedad influye en la sensibilidad de la demanda máxima de electricidad frente a temperaturas elevadas. Estos antecedentes sugieren que la humedad puede proporcionar información complementaria a los indicadores térmicos, aunque su relación con el consumo depende de las condiciones meteorológicas y de las tecnologías de climatización utilizadas.

Precipitaciones

Las precipitaciones representan la cantidad de agua precipitada durante un período determinado, habitualmente expresada en milímetros. Su relación con la demanda eléctrica puede manifestarse mediante cambios en las condiciones meteorológicas y en determinados patrones de actividad. Sin embargo, a diferencia de los requerimientos térmicos asociados a calefacción y refrigeración, sus efectos sobre el consumo agregado suelen ser indirectos y dependen de las características económicas y climáticas del territorio.

Hor et al. (2005) incorporaron las precipitaciones acumuladas en modelos de demanda mensual y encontraron una relación débil a escala nacional, señalando que su importancia podría variar en análisis geográficos desagregados. Por su parte, Chapagain y Kittipiyakul (2018) evaluaron su incorporación junto con otras variables atmosféricas en modelos de proyección de corto plazo. En contraste, Miller y Nam (2022) encontraron que su contribución resultaba limitada en el contexto estudiado una vez consideradas otras condiciones meteorológicas. Estos resultados muestran que no existe evidencia suficiente para establecer una relación universal entre precipitaciones y demanda eléctrica.

Velocidad del viento

La velocidad del viento puede influir en los requerimientos energéticos de climatización mediante su efecto sobre la transferencia de calor y la ventilación de las edificaciones. En condiciones de bajas temperaturas, el incremento de las pérdidas térmicas y la infiltración de aire exterior puede elevar las necesidades de calefacción. En otros contextos, la ventilación natural puede contribuir a disminuir los requerimientos de refrigeración mecánica, por lo que la dirección de su relación con el consumo eléctrico depende de las condiciones ambientales y constructivas (ASHRAE, 2021).

En investigaciones sobre demanda eléctrica, Hor et al. (2005) y Apadula et al. (2012) consideraron la velocidad del viento junto con otras variables meteorológicas para analizar el consumo mensual de electricidad. Estos antecedentes respaldan su incorporación como factor climático complementario, aunque no permiten establecer una sensibilidad homogénea entre diferentes territorios o períodos.

Consideraciones para la modelación regional

La incorporación conjunta de humedad relativa, precipitaciones y velocidad del viento permite ampliar la caracterización de las condiciones meteorológicas más allá de los indicadores HDD y CDD. No obstante, su contribución puede variar entre regiones y presentar correlaciones con otros regresores climáticos. Asimismo, las relaciones identificadas en estudios de demanda horaria o diaria no necesariamente se mantienen al trabajar con datos trimestrales, debido a la agregación temporal y a la influencia de factores estructurales. Por ello, su relevancia debe evaluarse considerando las características territoriales, la escala de análisis y las propiedades econométricas de las especificaciones utilizadas.

5.2.6. Cambio climático y evolución futura del consumo eléctrico

El cambio climático introduce una dimensión adicional en las proyecciones de demanda eléctrica de largo plazo, debido a las modificaciones potenciales de las condiciones meteorológicas que influyen sobre los requerimientos energéticos de calefacción, refrigeración y otras actividades consumidoras. Zhang et al. (2022), mediante un estudio aplicado a Beijing, mostraron que la con-

sideración de escenarios climáticos y socioeconómicos puede generar diferencias relevantes en las trayectorias futuras de consumo eléctrico.

Para incorporar factores climáticos en modelos de proyección se requiere disponer tanto de información histórica como de trayectorias futuras de las variables meteorológicas. Entre las fuentes disponibles se encuentran las observaciones instrumentales, los conjuntos de reanálisis y las simulaciones de modelos climáticos, los cuales difieren en sus características, resolución e incertidumbre.

Los reanálisis proporcionan reconstrucciones de las condiciones atmosféricas y terrestres mediante modelos numéricos apoyados en información observacional. Entre estos conjuntos se encuentra ERA5-Land, desarrollado por el Centro Europeo de Previsiones Meteorológicas a Plazo Medio (ECMWF), que proporciona estimaciones históricas de variables de superficie terrestre a escala global, con resolución temporal horaria y espacial aproximada de 9 km (Copernicus Climate Change Service, 2019).

Por otra parte, el proyecto Inter-Sectoral Impact Model Intercomparison Project proporciona conjuntos de datos climáticos destinados al análisis de los impactos del cambio climático en distintos sectores. Su fase ISIMIP3b incorpora simulaciones históricas y futuras provenientes de modelos climáticos globales, sometidas a procedimientos de ajuste de sesgo y desagregación espacial. Lange (2019) desarrolla los fundamentos del método ISIMIP3BASD, orientado a reducir sesgos estadísticos y preservar las tendencias de las simulaciones climáticas.

La utilización de estas fuentes requiere considerar las diferencias entre datos históricos reconstruidos y simulaciones futuras. En el contexto chileno, Salazar et al. (2024) identificaron diferencias espaciales relevantes entre modelos climáticos en sus proyecciones de temperatura y precipitación, evidenciando que su desempeño varía según la región y la variable analizada. En consecuencia, las proyecciones climáticas constituyen insumos para evaluar posibles trayectorias futuras de demanda eléctrica, pero deben interpretarse como escenarios condicionados a los modelos y supuestos utilizados, y no como pronósticos meteorológicos deterministas.

5.2.7. Fuentes de información climática y proyecciones futuras

La incorporación de variables climáticas en modelos de demanda eléctrica requiere disponer de información histórica y de trayectorias futuras que permitan caracterizar las condiciones

meteorológicas de los territorios analizados. Para ello, pueden utilizarse registros observacionales, conjuntos de datos de reanálisis y simulaciones provenientes de modelos climáticos, cuyas características y niveles de incertidumbre son diferentes.

Los reanálisis climáticos proporcionan reconstrucciones físicamente consistentes de las condiciones atmosféricas y de superficie mediante la combinación de modelos numéricos e información observacional. Entre estos conjuntos de datos se encuentra ERA5-Land, desarrollado por el Centro Europeo de Previsiones Meteorológicas a Plazo Medio (ECMWF), que proporciona información histórica de variables terrestres y atmosféricas a escala global, con resolución temporal horaria y resolución espacial nativa aproximada de 9 km (Copernicus Climate Change Service, 2019).

Por otra parte, las proyecciones climáticas permiten analizar posibles trayectorias futuras de las condiciones meteorológicas bajo distintos supuestos sobre la evolución de las emisiones, las concentraciones de gases de efecto invernadero y las condiciones socioeconómicas globales. Estas proyecciones se obtienen mediante modelos climáticos y no deben interpretarse como pronósticos meteorológicos deterministas.

En este contexto, el proyecto Inter-Sectoral Impact Model Intercomparison Project (ISIMIP) proporciona conjuntos de datos climáticos destinados al estudio de los impactos del cambio climático en distintos sectores. Su fase ISIMIP3b incorpora simulaciones climáticas históricas y futuras, así como datos sometidos a procedimientos de ajuste de sesgo y desagregación espacial. Lange (2019) desarrolla fundamentos metodológicos de estos procedimientos, orientados a mejorar la representación estadística de las variables climáticas y preservar las tendencias simuladas.

La utilización de proyecciones climáticas requiere considerar la incertidumbre asociada a los modelos y escenarios empleados. Para Chile, Salazar et al. (2024) identificaron diferencias entre modelos climáticos y regiones geográficas en la representación de temperatura y precipitación, destacando la importancia de evaluar las particularidades territoriales.

En consecuencia, los conjuntos de reanálisis y las simulaciones climáticas constituyen fuentes de información relevantes para incorporar determinantes meteorológicos históricos y futuros en modelos de demanda eléctrica. Sin embargo, su utilización requiere considerar las diferencias entre información reconstruida y simulada, la resolución temporal y espacial, los procedimientos de agregación y la consistencia entre las series utilizadas para estimación y proyección.

5.3. Metodologías de proyección de demanda eléctrica

5.3.1. Clasificación general de metodologías

La proyección de demanda eléctrica puede abordarse mediante diversas metodologías, cuya selección depende del horizonte temporal, la escala geográfica, la disponibilidad de información y los objetivos del estudio. Estas metodologías comprenden desde técnicas basadas principalmente en la evolución histórica del consumo hasta modelos que incorporan explícitamente variables económicas, demográficas, climáticas y tecnológicas.

Mir et al. (2020), mediante una revisión de investigaciones sobre proyección de demanda eléctrica en países de ingresos bajos y medios, identifican diferentes enfoques, entre ellos modelos Top-Down y Bottom-Up, técnicas de series temporales, modelos de regresión y métodos basados en inteligencia artificial. Asimismo, Ugbehe et al. (2025) describen metodologías estadísticas, técnicas de aprendizaje automático y enfoques híbridos que combinan distintas herramientas de modelación.

Estas clasificaciones responden a criterios diferentes. Los enfoques Top-Down y Bottom-Up distinguen principalmente el nivel de agregación de la información y la forma de construir las estimaciones, mientras que los modelos de series temporales, las técnicas econométricas y los algoritmos de aprendizaje automático corresponden a familias de métodos cuantitativos. Por consiguiente, estas categorías no son excluyentes y pueden utilizarse de manera complementaria, dependiendo de los requerimientos de la proyección.

5.3.2. Enfoques Top-Down y Bottom-Up

Los enfoques Top-Down y Bottom-Up representan dos perspectivas utilizadas para elaborar proyecciones de demanda energética, diferenciadas fundamentalmente por el nivel de desagregación de la información y la representación de los factores que determinan el consumo.

El enfoque Top-Down parte de información agregada de demanda eléctrica y establece relaciones entre su evolución histórica y variables explicativas, como indicadores económicos, demográficos o climáticos. Habitualmente utiliza modelos estadísticos o econométricos para estimar dichas relaciones y generar proyecciones condicionadas a las trayectorias futuras de los determinantes considerados. Su principal ventaja radica en que permite analizar el comportamiento agre-

gado de la demanda sin requerir información detallada de cada consumidor o tecnología. Sin embargo, su capacidad para representar nuevos proyectos o cambios tecnológicos específicos depende de que estos se reflejen en las variables explicativas o se incorporen mediante ajustes adicionales.

Por otra parte, el enfoque Bottom-Up construye las estimaciones a partir de información desagregada sobre consumidores, actividades económicas, tecnologías, equipos o proyectos específicos. El consumo agregado se obtiene mediante la integración de los requerimientos energéticos de sus diferentes componentes, permitiendo representar explícitamente factores como la incorporación de nuevas tecnologías, los cambios en los usos finales de la energía y la entrada en operación de proyectos consumidores. No obstante, su implementación requiere información detallada y supuestos sobre la evolución futura de dichos componentes, cuya disponibilidad y confiabilidad pueden condicionar los resultados.

Ambos enfoques pueden combinarse para aprovechar sus características complementarias. En Chile, el Coordinador Eléctrico Nacional (2025b) utiliza una metodología de proyección de demanda de largo plazo que integra modelos econométricos Top-Down con antecedentes Bottom-Up provenientes de encuestas a grandes consumidores y estimaciones de nuevos proyectos. Esta combinación permite incorporar tanto tendencias generales de crecimiento como cambios específicos en los requerimientos eléctricos del sistema.

En el contexto de esta investigación se adopta un enfoque Top-Down, debido a que se busca explicar y proyectar la demanda eléctrica regional a partir de relaciones econométricas con variables económicas, demográficas y climáticas, sin modelar individualmente los consumidores ni sus tecnologías de uso final.

5.3.3. Modelos estadísticos, econométricos y de aprendizaje automático para la proyección de demanda

Las metodologías cuantitativas utilizadas para proyectar demanda eléctrica incluyen modelos de series temporales, técnicas econométricas, algoritmos de aprendizaje automático y enfoques híbridos. Aunque todas buscan representar el comportamiento del consumo y generar estimaciones futuras, presentan diferencias en sus supuestos, estructuras y formas de utilizar la información disponible.

Modelos de series temporales

Los modelos de series temporales buscan representar la evolución de la demanda eléctrica a partir de sus patrones históricos, considerando características como tendencias, estacionalidad y dependencia temporal. Entre las metodologías tradicionales se encuentran los modelos autorregresivos (AR), de medias móviles (MA), autorregresivos integrados de medias móviles (ARIMA) y sus extensiones estacionales, como SARIMA, además de los métodos de suavizamiento exponencial.

Mir et al. (2020) identifican diversas aplicaciones de estas metodologías en investigaciones de proyección de demanda eléctrica. Una ventaja de los modelos univariados es que permiten generar estimaciones futuras sin requerir trayectorias de variables explicativas externas. Sin embargo, su capacidad para representar cambios asociados a factores económicos, demográficos o climáticos depende de que estos se reflejen en la dinámica histórica del consumo. Esta limitación puede abordarse mediante regresiones dinámicas o modelos de series temporales con variables exógenas, que incorporan explícitamente información adicional.

Modelos econométricos

Los modelos econométricos permiten representar cuantitativamente las relaciones entre la demanda eléctrica y un conjunto de variables explicativas mediante parámetros estimados a partir de información observada. En este contexto, pueden incorporar determinantes como el producto interno bruto, la población y las condiciones meteorológicas, facilitando el análisis de sus asociaciones con el consumo eléctrico.

Hor et al. (2005) aplicaron modelos de regresión múltiple para analizar la demanda mensual de electricidad en Inglaterra y Gales, considerando conjuntamente variables económicas, demográficas y climáticas. Este tipo de enfoque permite interpretar los coeficientes estimados según la forma funcional utilizada, por ejemplo, como efectos marginales o elasticidades. No obstante, la interpretación de dichas relaciones requiere considerar los supuestos econométricos correspondientes, puesto que la significancia estadística no constituye por sí sola evidencia de causalidad.

Entre estas metodologías se encuentran los modelos de datos de panel, que combinan observaciones de diferentes unidades transversales a lo largo del tiempo. Su estructura permite analizar

la evolución de la demanda y considerar determinadas formas de heterogeneidad entre regiones, países o sectores económicos. Los fundamentos, supuestos y principales especificaciones de estos modelos se desarrollan en la sección 5.4.

Modelos de aprendizaje automático y enfoques híbridos

Las técnicas de aprendizaje automático (Machine Learning) utilizan algoritmos capaces de identificar patrones y relaciones complejas a partir de los datos. Entre las metodologías aplicadas a la proyección de demanda eléctrica se encuentran los árboles de decisión, los bosques aleatorios (Random Forest), los métodos de potenciación de gradiente (Gradient Boosting) y las redes neuronales artificiales. Ugbehe et al. (2025) identifican una amplia utilización de estas técnicas, destacando su flexibilidad para representar relaciones no lineales e interacciones entre variables.

Sin embargo, una mayor flexibilidad no garantiza necesariamente una mejor capacidad predictiva. Su desempeño depende de la cantidad y calidad de los datos, la configuración de los algoritmos y los procedimientos de validación. Además, determinadas técnicas pueden presentar mayores dificultades de interpretación que los modelos econométricos con parámetros explícitos.

La literatura también contempla enfoques híbridos que combinan distintas metodologías, así como modelos semiparamétricos que permiten representar relaciones no lineales conservando cierta interpretabilidad. Entre estos últimos destacan los modelos aditivos generalizados (Generalized Additive Models, GAM), que incorporan funciones suaves de las variables explicativas. Zimmermann y Ziel (2025) utilizaron este enfoque para proyectar carga eléctrica horaria de mediano plazo, considerando factores meteorológicos, estacionales y socioeconómicos.

Comparación conceptual y pertinente para la investigación

Las metodologías descritas presentan características complementarias y no es posible establecer una superioridad general de una sobre otra. Los modelos de series temporales permiten representar la dinámica histórica del consumo; los modelos econométricos facilitan el análisis explícito de sus determinantes; mientras que las técnicas de aprendizaje automático y los métodos semiparamétricos proporcionan alternativas flexibles para representar relaciones complejas. Su pertinencia depende del objetivo del estudio, las características de los datos, la interpretabilidad requerida y el desempeño predictivo alcanzado.

En esta investigación, la elección de modelos econométricos de datos de panel responde al interés por analizar conjuntamente la evolución temporal de la demanda eléctrica y las diferencias entre regiones de Chile, incorporando variables económicas, demográficas y climáticas. Este enfoque permite estimar e interpretar relaciones entre el consumo y sus determinantes, considerando la heterogeneidad territorial. Su selección no supone una mayor precisión predictiva frente a otras metodologías, por lo que la capacidad explicativa, la consistencia econométrica y el desempeño fuera de muestra deberán evaluarse empíricamente.

5.4. Modelos econométricos de datos de panel

5.4.1. Fundamentos de los datos de panel

Los datos de panel corresponden a una estructura de información que combina observaciones de distintas unidades transversales a lo largo del tiempo, permitiendo analizar simultáneamente sus diferencias individuales y su evolución temporal. Estas unidades pueden representar países, regiones, empresas o sectores económicos. A diferencia de los datos de corte transversal y las series temporales individuales, los datos de panel permiten considerar características no observadas propias de cada unidad que pueden influir sobre la variable dependiente (Wooldridge, 2010).

En términos generales, una estructura de panel comprende (N) unidades transversales observadas durante (T) períodos. Se denomina panel balanceado cuando todas las unidades presentan observaciones para los mismos períodos, y no balanceado cuando su cobertura temporal difiere. Ambas estructuras pueden utilizarse en la estimación econométrica, aunque la disponibilidad de información puede condicionar los métodos aplicables.

Un modelo lineal general de datos de panel puede expresarse mediante:

$$y_{it} = \alpha + \mathbf{X}_{it}^{\top}\boldsymbol{\beta} + \mu_i + \varepsilon_{it}, \tag{7}$$

donde y_{it} representa la variable dependiente de la unidad i durante el período t; $\mathbf{X}it$ corresponde al vector de variables explicativas; $\boldsymbol{\beta}$ contiene sus coeficientes; α es el intercepto común; μ_i representa un componente individual no observado, constante en el tiempo; y εit corresponde al término de error idiosincrático.

El componente μ_i permite representar características persistentes de cada unidad, cuya omi-

sión puede afectar las estimaciones si se encuentran relacionadas con las variables explicativas. En el caso de la demanda eléctrica regional, estas características pueden corresponder a diferencias geográficas, productivas o estructurales entre territorios.

La forma de tratar esta heterogeneidad constituye una distinción fundamental entre las especificaciones tradicionales de datos de panel. Entre ellas destacan los modelos de Mínimos Cuadrados Ordinarios Agrupados (Pooled Ordinary Least Squares, Pooled OLS), efectos fijos (Fixed Effects, FE) y efectos aleatorios (Random Effects, RE), cuyos supuestos determinan las condiciones bajo las cuales sus estimadores pueden proporcionar resultados consistentes.

5.4.2. Heterogeneidad regional y efectos individuales

La heterogeneidad individual constituye un aspecto relevante de los modelos de panel, puesto que las unidades analizadas pueden presentar características persistentes que influyen sobre la variable dependiente. Las metodologías tradicionales difieren principalmente en el tratamiento de estos factores no observados y en los supuestos establecidos sobre su relación con los regresores (Wooldridge, 2010).

Modelo de Mínimos Cuadrados Ordinarios Agrupados (Pooled OLS)

El modelo Pooled OLS estima una relación común utilizando conjuntamente las observaciones transversales y temporales, sin incorporar explícitamente efectos individuales diferenciados. Su formulación básica corresponde a:

$$y_{i,t} = \alpha + \mathbf{X}_{i,t}^{\top}\boldsymbol{\beta} + u_{i,t}, \tag{8}$$

donde α representa un intercepto común, $\boldsymbol{\beta}$ contiene los coeficientes compartidos por las unidades y u_{it} agrupa los factores no explicados por el modelo.

Esta especificación constituye una referencia inicial para el análisis de datos de panel. Sin embargo, cuando existen características individuales omitidas correlacionadas con los regresores, su estimación puede presentar sesgo e inconsistencia. Asimismo, la posible dependencia de las perturbaciones dentro de cada unidad debe considerarse al realizar inferencia estadística.

Modelo de efectos fijos (Fixed Effects, FE)

El modelo de efectos fijos permite controlar características individuales no observadas que permanecen constantes en el tiempo, incluso cuando se encuentran correlacionadas con las variables explicativas. Su formulación puede expresarse como:

$$y_{i,t} = \alpha_i + \mathbf{X}_{i,t}^{\top}\boldsymbol{\beta} + \varepsilon_{i,t}, \tag{9}$$

donde α_i representa un intercepto específico para cada unidad transversal.

La estimación puede realizarse mediante la transformación within, que elimina los componentes individuales constantes al restar a cada variable su promedio temporal correspondiente. En consecuencia, los coeficientes se identifican a partir de la variación temporal de los regresores dentro de cada unidad.

Este enfoque permite controlar la heterogeneidad individual invariante en el tiempo, bajo los demás supuestos necesarios para la consistencia del estimador, incluida una condición apropiada de exogeneidad de los regresores. No obstante, no permite identificar directamente los coeficientes de variables constantes en el tiempo y puede presentar estimaciones poco precisas cuando los regresores poseen escasa variación temporal. Tampoco elimina la influencia de factores omitidos que cambian a lo largo del período analizado.

Modelo de efectos aleatorios

El modelo de efectos aleatorios representa la heterogeneidad individual mediante un componente aleatorio:

$$y_{i,t} = \alpha + \mathbf{X}_{i,t}^{\top}\boldsymbol{\beta} + \mu_i + \varepsilon_{i,t}, \tag{10}$$

donde μ_i corresponde al efecto individual no observado.

A diferencia del modelo de efectos fijos, la formulación tradicional de efectos aleatorios requiere que el componente individual no observado no se encuentre correlacionado con las variables explicativas de los distintos períodos. Bajo los supuestos correspondientes, sus parámetros pueden estimarse mediante Mínimos Cuadrados Generalizados (Generalized Least Squares, GLS),

aprovechando tanto la variación temporal dentro de las unidades como las diferencias entre ellas.

Este enfoque puede permitir la estimación de coeficientes asociados a variables invariantes en el tiempo y ofrecer mayor eficiencia bajo sus supuestos. Sin embargo, cuando los efectos individuales se encuentran correlacionados con los regresores, el estimador tradicional de efectos aleatorios generalmente resulta inconsistente. Mundlak (1978) estudió esta relación, proporcionando fundamentos para comprender las diferencias entre ambas especificaciones.

Las principales características de los tres modelos se resumen en la Tabla 1.

Tabla 1: Comparación de modelos econométricos para datos de panel

Característica	**Pooled OLS**	**Efectos fijos (FE)**	**Efectos aleatorios (RE)**
Heterogeneidad individual	No se modela explícitamente	Intercepto específico por unidad	Componente individual aleatorio
Correlación entre efectos individuales y regresores	Puede causar inconsistencia	Se admite bajo los demás supuestos	Se excluye en la formulación tradicional
Información utilizada	Variación transversal y temporal	Variación temporal dentro de cada unidad	Variación transversal y temporal
Variables invariantes en el tiempo	Potencialmente estimables	No se identifican directamente	Potencialmente estimables
Principal limitación	Heterogeneidad omitida correlacionada con regresores	Restricciones de identificación y exogeneidad	Supuesto de ausencia de correlación individual

Fuente: Elaboración propia a partir de Wooldridge (2010) y Mundlak (1978).

Efectos temporales y estacionalidad

Además de los efectos individuales, los modelos de panel pueden incorporar efectos temporales comunes que representen factores compartidos por todas las unidades durante determinados períodos. Una especificación de efectos fijos de dos vías puede expresarse mediante:

$$y_{i,t} = \alpha_i + \lambda_t + \mathbf{X}_{i,t}^{\top}\boldsymbol{\beta} + \varepsilon_{i,t}, \tag{11}$$

donde α_i representa los efectos individuales y λ_t corresponde a los efectos temporales comunes.

En datos trimestrales, debe distinguirse entre los efectos estacionales, que representan pa-

trones recurrentes asociados a los cuatro trimestres del año, y los efectos específicos de cada trimestre calendario, que permiten controlar perturbaciones comunes correspondientes a cada período observado.

Esta distinción resulta relevante cuando se incorporan indicadores económicos nacionales, dado que los efectos fijos temporales completos absorben las variables que presentan un mismo valor para todas las regiones en cada período. Sin embargo, determinadas interacciones entre indicadores nacionales y características regionales pueden conservar variación transversal suficiente para identificar sus coeficientes.

Asimismo, debe diferenciarse la heterogeneidad en los interceptos de la heterogeneidad en las pendientes. Los modelos tradicionales de efectos individuales suelen establecer coeficientes comunes para las variables explicativas, aunque permiten distintos interceptos entre unidades. Por consiguiente, controlar diferencias estructurales persistentes entre regiones no implica necesariamente que cada una presente elasticidades o sensibilidades distintas. Estas diferencias pueden representarse mediante interacciones u otras especificaciones que permitan coeficientes heterogéneos.

Criterios de selección entre modelos

La selección entre Pooled OLS, efectos fijos y efectos aleatorios debe considerar los supuestos de cada especificación y las características estadísticas de los datos. Entre los procedimientos habituales se encuentran las pruebas de significancia conjunta de efectos individuales, los contrastes de componentes de varianza y las pruebas de especificación.

En particular, la prueba F para comparar efectos fijos con mínimos cuadrados agrupados contrasta como hipótesis nula que no se necesitan interceptos individuales diferenciados. Un rechazo favorece introducir efectos regionales frente a un intercepto agrupado común (Croissant & Millo, 2008). Entre las pruebas de especificación destaca también la prueba de Hausman, que compara estimadores cuyas propiedades de consistencia difieren bajo determinadas hipótesis. En su aplicación convencional a modelos de panel, permite evaluar si las diferencias entre los coeficientes estimados mediante efectos fijos y aleatorios son compatibles con los supuestos del modelo de efectos aleatorios (Hausman, 1978).

No obstante, la interpretación de estos procedimientos depende de sus condiciones de apli-

cación. La presencia de heterocedasticidad, autocorrelación o dependencia transversal puede requerir pruebas alternativas o versiones robustas. Asimismo, la selección de modelos tradicionales de panel no sustituye el análisis de estacionariedad y cointegración cuando las series presentan tendencias estocásticas.

Por consiguiente, la elección de una especificación debe sustentarse tanto en los diagnósticos econométricos como en la interpretación económica de los parámetros y en su adecuación a los objetivos del estudio.

5.4.3. Aplicaciones de los datos de panel a la demanda eléctrica

Los modelos econométricos de datos de panel han sido utilizados para analizar las relaciones entre la demanda eléctrica y distintos determinantes económicos y climáticos, considerando información transversal y temporal.

El-Shazly (2013) aplicó técnicas de cointegración de panel para estudiar la demanda eléctrica sectorial en Egipto, incorporando relaciones económicas de largo plazo y ejercicios de proyección fuera de muestra. Por su parte, Karimi y Karamelikli (2016) utilizaron pruebas de raíces unitarias y cointegración de panel para analizar las relaciones entre demanda eléctrica, ingreso y precios en países de Oriente Medio y el norte de África. Ambos estudios constituyen antecedentes sobre la aplicación de estas metodologías al análisis de relaciones persistentes entre consumo eléctrico y actividad económica.

Desde una perspectiva complementaria, Lee y Chiu (2011) utilizaron un modelo de regresión de transición suave para datos de panel con el propósito de estudiar las relaciones entre consumo eléctrico, ingreso, precios y temperatura en países de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE). Sus resultados evidenciaron relaciones no lineales, destacando la importancia de considerar posibles diferencias en las sensibilidades de la demanda.

Estos antecedentes muestran que los modelos de panel permiten estudiar distintas características del consumo eléctrico, incluyendo relaciones económicas de largo plazo, heterogeneidad entre unidades y posibles no linealidades. Sin embargo, sus resultados no pueden trasladarse directamente al contexto chileno sin considerar las diferencias territoriales, productivas y climáticas.

En Chile, una estructura de panel regional permite analizar conjuntamente la evolución temporal de la demanda eléctrica y las diferencias entre territorios, incorporando variables econó-

micas, demográficas y climáticas. Asimismo, la utilización de indicadores sectoriales combinados con medidas de participación regional permite representar diferentes exposiciones a fluctuaciones de la actividad productiva.

No obstante, la existencia de factores nacionales compartidos puede generar dependencia transversal, mientras que las tendencias persistentes de determinadas variables pueden requerir procedimientos específicos de análisis de estacionariedad y cointegración. En consecuencia, la pertinencia de cada especificación debe establecerse mediante la evaluación de sus supuestos, propiedades estadísticas y desempeño explicativo y predictivo, cuyos fundamentos se desarrollan en las secciones siguientes.

5.5. Propiedades de las series temporales y cointegración de panel

5.5.1. Estacionariedad y raíces unitarias

La estacionariedad constituye una propiedad fundamental en el análisis econométrico de series temporales, debido a sus implicaciones sobre la estimación de parámetros y la validez de las inferencias estadísticas. Una serie temporal y_t es débilmente estacionaria cuando su media y varianza permanecen constantes en el tiempo y su autocovarianza depende únicamente de la distancia temporal entre las observaciones, y no del momento en que estas se registran. Formalmente, estas condiciones se expresan mediante:

$$E(y_t) = \mu, \forall t, \tag{12}$$

$$Var(y_t) = \sigma^2 < \infty, \forall t, \tag{13}$$

$$Cov(y_t, y_{t-k}) = \gamma(k), \tag{14}$$

donde μ representa la media de la serie, σ^2 corresponde a su varianza y $\gamma(k)$ representa la función de autocovarianza para un rezago temporal k.

En contraste, determinadas series económicas presentan comportamientos no estacionarios, caracterizados por tendencias estocásticas y perturbaciones cuyos efectos pueden persistir en el

tiempo. Un caso relevante corresponde a los procesos con raíces unitarias, que pueden ilustrarse mediante un modelo autorregresivo de primer orden:

$$y_t = \rho y_{t-1} + \varepsilon_t, \tag{15}$$

donde ρ representa el coeficiente autorregresivo y ε_t corresponde a un término de perturbación. Bajo condiciones apropiadas sobre el término de error, el proceso es estacionario cuando $|\rho| < 1$. En cambio, cuando $\rho = 1$, el proceso presenta una raíz unitaria y se comporta como una caminata aleatoria.

El orden de integración indica el número de diferenciaciones necesarias para obtener una serie estacionaria. En particular, una serie integrada de orden uno, (I(1)), es no estacionaria en niveles, pero presenta una primera diferencia estacionaria:

$$y \sim I(1) \Rightarrow \Delta y_t = y_t - y_{t-1} \sim I(0), \tag{16}$$

donde Δ representa el operador de primera diferencia e $I(0)$ indica que la serie resultante es estacionaria.

Esta distinción resulta relevante para variables como la demanda eléctrica, el producto interno bruto y la población, que pueden presentar tendencias persistentes. Sin embargo, dichas tendencias no implican necesariamente la existencia de raíces unitarias, por lo que las propiedades de integración deben evaluarse mediante procedimientos estadísticos apropiados.

La utilización de variables no estacionarias en regresiones formuladas en niveles puede generar relaciones espurias cuando las series presentan tendencias estocásticas sin mantener una relación de equilibrio de largo plazo. En estos casos, los resultados pueden mostrar elevados niveles de ajuste y coeficientes aparentemente significativos sin representar una relación estadística válida.

En modelos de datos de panel, las pruebas de raíces unitarias extienden este análisis a múltiples unidades observadas temporalmente. Estas pruebas difieren en sus hipótesis, los supuestos sobre heterogeneidad individual y el tratamiento de la dependencia transversal. El-Shazly (2013) y Karimi y Karamelikli (2016) incorporaron procedimientos de este tipo en investigaciones sobre demanda eléctrica, como etapa previa al análisis de relaciones de largo plazo.

Cuando existe dependencia transversal, la prueba CIPS propuesta por Pesaran (2007) per-

mite evaluar raíces unitarias en panel incorporando promedios transversales en las regresiones auxiliares. Su hipótesis nula supone raíces unitarias en las unidades del panel, frente a una alternativa en la que una proporción de ellas es estacionaria. Este procedimiento resulta más pertinente que pruebas de primera generación que presuponen independencia entre unidades (Pesaran, 2007). El criterio de información bayesiano (BIC), utilizado para seleccionar rezagos, penaliza la complejidad de la especificación además de evaluar su ajuste; su uso concreto se describe en la metodología.

En consecuencia, la evaluación de estacionariedad permite determinar si las propiedades de las series son compatibles con la estimación de relaciones en niveles o si resulta necesario considerar transformaciones y metodologías econométricas alternativas.

5.5.2. Cointegración y relaciones de largo plazo

La cointegración permite analizar la existencia de relaciones de equilibrio de largo plazo entre variables que individualmente presentan tendencias estocásticas. Engle y Granger (1987) desarrollaron sus fundamentos teóricos y establecieron su relación con los modelos de corrección de errores, proporcionando un marco para estudiar relaciones entre series no estacionarias.

En términos generales, un conjunto de variables integradas de orden uno se encuentra cointegrado cuando existe una combinación lineal no trivial de ellas que resulta estacionaria. Para ilustrar este concepto, puede considerarse la siguiente relación de largo plazo:

$$y_t = \alpha + \beta x_t + \mu_t, \tag{17}$$

donde y_t representa la variable dependiente, x_t corresponde a una variable explicativa, α es el intercepto, β representa el coeficiente de largo plazo y μ_t corresponde al término de error.

Si ambas variables son integradas de orden uno, es decir, $y_t \sim I(1)$ y $x_t \sim I(1)$, existirá cointegración cuando una combinación lineal de ellas, representada por el residuo de la relación anterior, sea estacionaria:

$$\mu_t = y_t - \alpha - \beta x_t \sim I(0), \tag{18}$$

Esta condición indica que, aunque las variables puedan presentar fluctuaciones persistentes en sus niveles individuales, sus desviaciones respecto de la relación de largo plazo no presentan

una tendencia estocástica permanente.

Desde una perspectiva económica, la cointegración permite estudiar relaciones persistentes entre variables, como aquellas que podrían existir entre demanda eléctrica y actividad económica. Sin embargo, su presencia debe verificarse empíricamente y no puede inferirse únicamente a partir de tendencias históricas similares.

La cointegración también se relaciona con los modelos de corrección de errores (Error Correction Models, ECM), que permiten representar conjuntamente las variaciones de corto plazo y los ajustes respecto del equilibrio de largo plazo. Una formulación ilustrativa puede expresarse mediante:

$$\Delta y_t = \lambda(y_{t-1} - \alpha - \beta x_{t-1}) + \delta \Delta x_t + \varepsilon_t, \tag{19}$$

donde λ representa el coeficiente de ajuste hacia el equilibrio de largo plazo y δ describe la relación de corto plazo entre las variaciones de las variables. Bajo la normalización utilizada, un coeficiente $\lambda < 0$, junto con las condiciones de estabilidad correspondientes, es compatible con un mecanismo de corrección de las desviaciones respecto del equilibrio.

En el contexto de los datos de panel, las técnicas de cointegración extienden este análisis a múltiples unidades transversales. Una relación general de largo plazo puede representarse mediante:

$$y_{i,t} = \alpha_i + \beta_i^T X_{i,t} + u_{i,t}, \tag{20}$$

donde α_i representa el intercepto específico de cada unidad, $\mathbf{X}_{it}$ corresponde al vector de variables explicativas, $\boldsymbol{\beta} i$ contiene los coeficientes de largo plazo y uit representa el término de error. Dependiendo de la especificación, los coeficientes pueden considerarse comunes o heterogéneos entre las unidades.

Pedroni (1999) desarrolló pruebas de cointegración para paneles heterogéneos con múltiples regresores, permitiendo considerar determinadas diferencias individuales y tendencias específicas de las unidades. En aplicaciones a la demanda eléctrica, El-Shazly (2013) utilizó técnicas de cointegración de panel para estudiar relaciones sectoriales de largo plazo y elaborar proyecciones, mientras que Karimi y Karamelikli (2016) aplicaron este enfoque al análisis de demanda eléctrica,

ingreso y precios en países de Oriente Medio y el norte de África.

Estos antecedentes muestran la pertinencia de la cointegración de panel para investigar relaciones económicas persistentes. No obstante, su aplicación requiere verificar las propiedades de integración de las variables y los supuestos de las pruebas y estimadores utilizados. Por tanto, la cointegración constituye una alternativa para el análisis de relaciones de largo plazo, pero no una condición necesaria para la utilización general de modelos de datos de panel.

5.5.3. Dependencia transversal y otros problemas econométricos

Los modelos de datos de panel pueden presentar distintas formas de dependencia entre observaciones y otros problemas estadísticos que afectan la estimación de parámetros y la validez de las inferencias. Entre ellos destacan la dependencia transversal, la autocorrelación temporal, la heterocedasticidad y la multicolinealidad.

La dependencia transversal se presenta cuando las perturbaciones correspondientes a diferentes unidades del panel se encuentran correlacionadas en un mismo período. Formalmente, puede expresarse como:

$$Cov(\varepsilon_{i,t}, \varepsilon_{j,t}) \neq 0, i \neq j, \tag{21}$$

donde $\varepsilon_{i,t}$ y $\varepsilon_{j,t}$ representan los términos de error asociados a dos unidades distintas durante el período t.

En un panel de regiones pertenecientes a un mismo país, esta dependencia puede originarse por factores compartidos, tales como fluctuaciones macroeconómicas, cambios regulatorios o acontecimientos que afectan simultáneamente a distintos territorios. Pesaran (2004) desarrolló procedimientos de diagnóstico basados en las correlaciones entre residuos para evaluar la presencia de dependencia transversal en modelos de panel.

Por otra parte, la autocorrelación temporal ocurre cuando las perturbaciones de una misma unidad se encuentran correlacionadas entre diferentes períodos:

$$Cov(\varepsilon_{i,t}, \varepsilon_{i,t-k}) \neq 0, k \neq 0, \tag{22}$$

Esta propiedad puede resultar relevante en modelos de demanda eléctrica debido a la per-

sistencia temporal de los patrones de consumo y a la existencia de factores que afectan su evolución durante períodos consecutivos.

La heterocedasticidad, en tanto, se presenta cuando la varianza condicional de las perturbaciones no permanece constante entre observaciones, pudiendo diferir entre regiones o períodos:

$$Var(\varepsilon_{i,t}|X) = \sigma^2_{i,t}, \tag{23}$$

Asimismo, la multicolinealidad corresponde a la existencia de relaciones lineales entre las variables explicativas. Cuando estas relaciones son elevadas, pueden dificultar la estimación precisa de sus coeficientes individuales. Este problema resulta especialmente pertinente al incorporar indicadores económicos agregados y sectoriales, o variables climáticas que presentan correlaciones entre sí.

Para evaluarlos, la prueba CD de Pesaran contrasta la independencia transversal entre unidades; la prueba de Breusch-Godfrey aplicada a panel contrasta la ausencia de autocorrelación serial de un orden especificado, mientras que la prueba de Breusch-Pagan evalúa la hipótesis de homocedasticidad de los errores (Breusch & Pagan, 1979; Koenker, 1981; Pesaran, 2004). Cuando estas hipótesis no se sostienen, pueden emplearse estimadores robustos de la matriz de covarianzas. Entre ellos, la propuesta de Driscoll y Kraay permite construir errores estándar robustos frente a formas generales de dependencia temporal y transversal, bajo sus condiciones de validez, sin modificar los coeficientes estimados (Driscoll & Kraay, 1998). Los errores agrupados por región constituyen otro tratamiento posible de la dependencia dentro de las unidades, pero no sustituyen necesariamente una corrección para factores comunes entre regiones.

La presencia de estos fenómenos puede afectar de distintas maneras la precisión de los estimadores y la validez de las pruebas estadísticas. Por ello, su tratamiento depende de la naturaleza del problema identificado y puede requerir ajustes en la especificación, métodos alternativos de estimación o procedimientos robustos para calcular los errores estándar (Wooldridge, 2010).

En consecuencia, el diagnóstico de estas propiedades constituye un componente relevante de la evaluación econométrica, especialmente en paneles regionales donde pueden coexistir factores nacionales compartidos, persistencia temporal y diferencias estructurales entre unidades. La selección de los procedimientos específicos deberá considerar las dimensiones del panel y los su-

puestos de cada metodología.

5.6. Evaluación y proyección mediante modelos econométricos

5.6.1. Capacidad explicativa y capacidad predictiva

La evaluación de los modelos econométricos requiere distinguir entre su capacidad explicativa y predictiva. La primera se relaciona con la representación de las relaciones observadas en los datos históricos, mientras que la segunda corresponde a la precisión de las estimaciones realizadas para períodos no utilizados durante el ajuste del modelo.

La capacidad explicativa puede analizarse mediante indicadores de bondad de ajuste, significancia estadística de los parámetros y pruebas de diagnóstico econométrico. En modelos de efectos fijos, el coeficiente de determinación R^2 *within* mide el ajuste relativo a la variación temporal dentro de las unidades, luego de controlar sus efectos individuales; no equivale al porcentaje explicado de toda la variación transversal y temporal. Su versión ajustada también penaliza el número de regresores. Sin embargo, un elevado ajuste dentro de la muestra no garantiza necesariamente un buen desempeño predictivo, debido a que las relaciones identificadas pueden no mantenerse en períodos posteriores o presentar sensibilidad a las características de la muestra utilizada.

Por su parte, la capacidad predictiva debe evaluarse mediante observaciones independientes de aquellas empleadas para estimar los parámetros. Hyndman y Athanasopoulos (2021) destacan la importancia de esta distinción, puesto que los errores calculados sobre los datos utilizados durante el ajuste pueden proporcionar una representación demasiado favorable del desempeño de los modelos.

En consecuencia, la evaluación de especificaciones econométricas debe considerar tanto la consistencia de las relaciones estimadas como su capacidad para proyectar observaciones futuras, evitando fundamentar la selección exclusivamente en indicadores de ajuste histórico.

5.6.2. Validación temporal fuera de muestra

La validación fuera de muestra (out-of-sample validation) consiste en evaluar las predicciones de un modelo utilizando observaciones que no participaron en su estimación. En el análisis de series temporales, este procedimiento debe respetar el orden cronológico de los datos, evitando

utilizar información futura para construir predicciones correspondientes a períodos anteriores.

Un procedimiento habitual consiste en dividir la información histórica en una muestra de estimación, utilizada para ajustar los parámetros, y una muestra de evaluación, destinada a comparar las proyecciones con los valores efectivamente observados. Esta separación permite examinar el comportamiento predictivo del modelo bajo condiciones más cercanas a las de una aplicación futura (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

La validación puede desarrollarse mediante un origen de pronóstico fijo o mediante procedimientos de origen móvil (rolling-origin evaluation), en los cuales el momento desde el que se generan las proyecciones se desplaza sucesivamente. Estos últimos pueden utilizar ventanas de estimación expansivas o de longitud fija, permitiendo evaluar el desempeño del modelo en distintos períodos históricos. Tashman (2000) destaca la utilidad de considerar múltiples orígenes y horizontes para reducir la dependencia de los resultados respecto de una única partición temporal.

En modelos con variables explicativas externas, debe distinguirse entre las predicciones obtenidas utilizando valores futuros efectivamente observados de los regresores y aquellas construidas con información disponible al momento del pronóstico. Behmiri et al. (2023) mostraron que las mejoras predictivas asociadas a la incorporación de temperatura futura pueden disminuir al reemplazar los valores observados por pronósticos meteorológicos. Por consiguiente, el uso de regresores futuros observados permite evaluar la capacidad predictiva condicional del modelo, pero no reproduce completamente la incertidumbre de una proyección operativa.

En el caso de los datos de panel regionales, la separación entre muestras de estimación y evaluación debe realizarse de manera temporalmente consistente entre las unidades, evitando la incorporación anticipada de información correspondiente a períodos futuros. Asimismo, el horizonte de evaluación debe ser compatible con los objetivos de proyección, dado que la precisión obtenida a corto plazo no necesariamente se mantiene en horizontes más extensos.

5.6.3. Evaluación del error de proyección

La evaluación cuantitativa del desempeño predictivo se basa en las diferencias entre los valores observados y proyectados de demanda eléctrica. Entre las métricas más utilizadas se encuentran el error absoluto medio (Mean Absolute Error, MAE), la raíz del error cuadrático medio (Root Mean Squared Error, RMSE) y el error porcentual absoluto medio (Mean Absolute Percen-

tage Error, MAPE), cuyas propiedades y limitaciones son examinadas por Hyndman y Koehler (2006).

El error absoluto medio (MAE) representa el promedio de las magnitudes absolutas de los errores de predicción:

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}|y_j - \hat{y}_j|\,, \tag{24}$$

donde y_j representa el valor observado, $\hat{y}_j$ corresponde al valor proyectado y n es la cantidad de observaciones evaluadas. El MAE conserva las unidades originales de la variable y permite interpretar directamente la magnitud promedio del error.

La raíz del error cuadrático medio (RMSE) se define como:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}(y_j - \hat{y}_j)^2}, \tag{25}$$

Esta métrica también conserva las unidades originales de la demanda, pero penaliza con mayor intensidad los errores de gran magnitud debido a la elevación al cuadrado de las desviaciones.

Por su parte, el error porcentual absoluto medio (MAPE) expresa los errores de predicción en términos relativos:

$$MAPE = \frac{100}{n}\sum_{j=1}^{n}\left|\frac{y_j - \hat{y}_j}{y_j}\right|, \tag{26}$$

Como métricas complementarias, el RMSE logarítmico se calcula sobre las diferencias entre el logaritmo observado y el proyectado y permite evaluar errores en esa escala. El sesgo porcentual medio, por su parte, conserva el signo de la diferencia entre predicción y valor observado, de modo que identifica una tendencia promedio a sobreestimar o subestimar la demanda. Se trata de aspectos diferentes de la precisión: un sesgo próximo a cero no garantiza errores absolutos pequeños.

Su interpretación porcentual facilita la comparación entre series con diferentes niveles de consumo. Sin embargo, puede presentar resultados indefinidos o desproporcionados cuando los valores observados son nulos o cercanos a cero, además de otras limitaciones asociadas a las medidas

de error porcentual (Hyndman & Koehler, 2006).

En modelos de demanda eléctrica regional, resulta pertinente utilizar conjuntamente métricas absolutas y relativas, debido a las diferencias de escala entre regiones. Asimismo, debe distinguirse el desempeño regional del nacional obtenido mediante la agregación de las proyecciones, puesto que los errores individuales pueden compensarse parcialmente y producir un menor error agregado. Cuando los modelos se estiman en términos logarítmicos, las métricas de demanda deben calcularse sobre las predicciones expresadas en sus unidades originales, considerando el tratamiento correspondiente de la transformación inversa. En particular, la transformación exponencial directa de una predicción logarítmica no recupera, en general, la media condicional de la demanda; el método no paramétrico de *smearing* propuesto por Duan (1983) utiliza los residuos de estimación para ajustar esa retransformación.

5.6.4. Escenarios futuros e incertidumbre

Las proyecciones de demanda eléctrica de mediano y largo plazo dependen de los parámetros estimados y de las trayectorias futuras de sus variables explicativas. Por ello, deben interpretarse como estimaciones condicionadas a determinados supuestos económicos, demográficos y climáticos, y no como valores futuros de ocurrencia cierta.

Una forma de explorar distintas trayectorias consiste en construir escenarios que representen hipótesis alternativas sobre la evolución de los determinantes de la demanda. Estos permiten examinar la sensibilidad de las proyecciones frente a cambios en la actividad económica, la población y las condiciones climáticas. Zhang et al. (2022), mediante un estudio aplicado a Beijing, mostraron que la consideración de diferentes escenarios socioeconómicos y climáticos puede generar diferencias relevantes en las trayectorias futuras de consumo eléctrico.

Hong y Fan (2016) distinguen entre pronósticos puntuales y probabilísticos. Mientras los primeros proporcionan una estimación para cada período futuro, los segundos buscan representar la incertidumbre mediante distribuciones de probabilidad o intervalos de predicción. En este contexto, la utilización de escenarios alternativos no constituye necesariamente un pronóstico probabilístico, especialmente cuando no se asignan probabilidades justificadas a las trayectorias consideradas.

La incertidumbre de las proyecciones econométricas puede originarse en la estimación de los parámetros, la especificación del modelo, las perturbaciones no explicadas y la evolución

futura de los regresores. Adicionalmente, las relaciones históricas pueden modificarse por cambios tecnológicos, transformaciones productivas, políticas energéticas o variaciones en los patrones de consumo, particularmente durante horizontes prolongados.

En modelos que incorporan información climática futura, las simulaciones provenientes de modelos climáticos globales representan posibles trayectorias condicionadas a determinados escenarios, y no pronósticos meteorológicos deterministas. En consecuencia, su utilización permite explorar parte de la incertidumbre climática, sin eliminar las limitaciones asociadas a los modelos y supuestos empleados.

Por tanto, la interpretación de las proyecciones de demanda eléctrica requiere considerar conjuntamente el desempeño predictivo histórico, las propiedades econométricas de las especificaciones y la incertidumbre asociada a las trayectorias futuras de sus determinantes. Esta distinción resulta fundamental para evaluar la utilidad de los resultados en la planificación energética y el análisis estratégico del sector eléctrico.

5.7. Antecedentes de proyección de demanda eléctrica en Chile

En Chile, las proyecciones de demanda eléctrica constituyen un insumo relevante para la planificación energética, el desarrollo de infraestructura y diversos procesos regulatorios. Entre las principales instituciones que elaboran o utilizan estas proyecciones se encuentran el Ministerio de Energía, la Comisión Nacional de Energía (CNE) y el Coordinador Eléctrico Nacional (CEN). Sus metodologías presentan diferencias en los objetivos, la información utilizada y el nivel de desagregación, lo que permite identificar distintos enfoques para representar la evolución futura del consumo eléctrico.

5.7.1. Planificación Energética de Largo Plazo del Ministerio de Energía

La Planificación Energética de Largo Plazo (PELP) constituye un instrumento de política pública orientado a evaluar escenarios de evolución del sistema energético chileno, considerando factores económicos, tecnológicos y ambientales. En su informe definitivo correspondiente al proceso 2023-2027, el Ministerio de Energía (2025) desarrolla proyecciones de oferta y demanda energética bajo tres escenarios: Recuperación Lenta, Carbono Neutralidad y Transición Acelerada.

Para proyectar la demanda energética, la PELP utiliza la plataforma Long-range Energy Alternatives Planning System (LEAP), mediante un enfoque Bottom-Up que representa las actividades económicas, las tecnologías y los usos finales de la energía. Este modelo considera información del Balance Nacional de Energía, con desagregación sectorial y regional, e incorpora proyecciones socioeconómicas, como el producto interno bruto y la población.

La metodología permite analizar la evolución del consumo en sectores como minería, industria, transporte, residencial, comercial y público, considerando diferentes fuentes energéticas y supuestos sobre eficiencia y sustitución tecnológica. En consecuencia, su alcance no se limita a la electricidad, sino que comprende la demanda energética nacional y sus transformaciones de largo plazo. Esta característica permite estudiar cambios estructurales del consumo que no necesariamente pueden representarse mediante relaciones econométricas agregadas.

5.7.2. Previsión de demanda eléctrica de la Comisión Nacional de Energía

La CNE elabora previsiones de demanda eléctrica destinadas a distintos procesos regulatorios del sector. Mediante la Resolución Exenta N.º 102 del 27 de febrero de 2026, aprobó el Informe definitivo de previsión de demanda 2025-2045, Sistema Eléctrico Nacional y Sistemas Medianos, que distingue entre la demanda de clientes regulados y clientes libres (Comisión Nacional de Energía, 2026).

Para los clientes regulados, la CNE considera antecedentes proporcionados por las empresas distribuidoras, incluyendo proyecciones sustentadas principalmente en un estudio conjunto de demanda elaborado mediante modelos de series temporales SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average), con variables explicativas externas asociadas a la actividad económica y el crecimiento demográfico. Estas estimaciones representan el crecimiento tendencial de la demanda, al cual posteriormente se incorporan ajustes relacionados con eficiencia energética, generación distribuida, electromovilidad, incorporación de nuevos consumidores y cambios de régimen entre clientes regulados y libres.

Para los clientes libres, la Comisión utiliza principalmente antecedentes proporcionados por el Coordinador Eléctrico Nacional, cuyas proyecciones combinan encuestas a grandes consumidores con modelos econométricos para representar la demanda de otros clientes. Asimismo, considera información de empresas distribuidoras y generadoras, junto con antecedentes sobre

nuevos consumos y escenarios energéticos.

Por tanto, la metodología de la CNE integra proyecciones tendenciales, información de distintos agentes del sector y ajustes asociados a transformaciones del consumo. Su tratamiento diferenciado de clientes regulados y libres responde a las características de ambos segmentos y a los requerimientos de los procesos regulatorios en que se utilizan las previsiones.

5.7.3. Proyección de demanda de largo plazo del Coordinador Eléctrico Nacional

El Coordinador Eléctrico Nacional desarrolla proyecciones de demanda destinadas a apoyar la planificación y el desarrollo del Sistema Eléctrico Nacional. En su estudio Proyección de demanda de largo plazo del Sistema Eléctrico Nacional 2025-2045, utiliza una metodología que combina modelos econométricos Top-Down con antecedentes Bottom-Up obtenidos mediante encuestas a clientes libres y empresas propietarias de instalaciones de transmisión zonal (Coordinador Eléctrico Nacional, 2025b).

El componente econométrico considera la evolución esperada de la actividad económica, utilizando el Índice Mensual de Actividad Económica (IMACEC) como uno de sus principales indicadores, junto con otras variables económicas y demográficas. Por su parte, las encuestas permiten incorporar información específica sobre los requerimientos futuros de consumidores existentes y nuevos proyectos, complementando las estimaciones derivadas de las tendencias históricas.

Adicionalmente, la metodología contempla consumos asociados a actividades y tecnologías que pueden modificar significativamente la demanda futura, entre ellas la minería del cobre, las plantas desaladoras, los centros de datos, la electromovilidad, la electrificación de la calefacción y la producción de hidrógeno verde.

A partir de estos antecedentes, el Coordinador desarrolla tres escenarios de demanda, denominados Bajo, Medio y Alto, que consideran diferentes trayectorias de crecimiento económico y desarrollo de proyectos consumidores. Las proyecciones incorporan desagregación territorial y temporal, permitiendo representar los requerimientos eléctricos en distintos puntos del sistema y proporcionar información para los estudios de planificación de transmisión.

En consecuencia, este enfoque combina relaciones econométricas con antecedentes específicos de grandes consumidores y proyectos futuros, permitiendo incorporar transformaciones de demanda que podrían no encontrarse reflejadas en las tendencias históricas.

Comparación de los enfoques institucionales y relación con la investigación

Las metodologías institucionales revisadas presentan diferencias que responden principalmente a sus objetivos. La PELP utiliza una modelación energética por usos finales, orientada a evaluar transformaciones sectoriales y tecnológicas de largo plazo. La CNE integra proyecciones tendenciales y ajustes específicos para elaborar previsiones utilizadas en procesos regulatorios. Por su parte, el Coordinador combina estimaciones econométricas con información de grandes consumidores y proyectos, proporcionando antecedentes territorialmente desagregados para la planificación del sistema eléctrico.

Estas metodologías también presentan relaciones de complementariedad. En particular, la CNE incorpora las proyecciones del Coordinador para el tratamiento de clientes libres, mientras que ambos organismos utilizan determinados antecedentes y escenarios elaborados por el Ministerio de Energía. Por consiguiente, sus resultados no deben interpretarse como estimaciones completamente independientes.

La Tabla 2 presenta una comparación de los enfoques institucionales, considerando sus propósitos, metodologías, principales variables y niveles de desagregación.

Tabla 2: Comparación de metodologías de proyección de demanda eléctrica en Chile

Aspecto	**Ministerio de Energía (PELP)**	**CNE**	**Coordinador Eléctrico Nacional**
Propósito	Planificación energética integral	Previsión de demanda para procesos regulatorios	Planificación y desarrollo del SEN
Enfoque	Bottom-Up por sectores y usos finales	Integración de proyecciones tendenciales, antecedentes institucionales y ajustes	Combinación Top-Down y Bottom-Up
Metodología	LEAP y modelos complementarios	Proyecciones de distribuidoras basadas principalmente en SARIMA con regresores externos; antecedentes del CEN para clientes libres	Modelos econométricos, encuestas y nuevos proyectos
Principales variables	PIB, población, tecnologías, eficiencia energética y usos finales	Demanda histórica, actividad económica, demografía y factores de ajuste	IMACEC, variables socioeconómicas y proyectos consumidores
Desagregación	Sectores, fuentes energéticas y regiones	Tipo de cliente, distribuidoras y localización eléctrica	Clientes, regiones y puntos de retiro del sistema
Escenarios	Recuperación Lenta, Carbono Neutralidad y Transición Acelerada	Previsión regulatoria con supuestos y ajustes específicos	Bajo, Medio y Alto

En relación con la presente investigación, estos antecedentes permiten contextualizar el desarrollo de un enfoque econométrico Top-Down basado en datos de panel regionales. A diferencia de los modelos orientados a representar individualmente tecnologías, consumidores o proyectos, la propuesta busca estudiar las relaciones históricas entre la demanda eléctrica y sus determinantes económicos, demográficos y climáticos, considerando la heterogeneidad territorial de Chile.

Este enfoque constituye una aproximación complementaria a las metodologías institucionales, cuya principal contribución potencial radica en la evaluación conjunta de determinantes regionales y su capacidad para explicar y proyectar el consumo eléctrico. No obstante, sus resultados deben interpretarse considerando que los modelos econométricos agregados no necesariamente representan de manera explícita nuevos proyectos de gran consumo ni transformaciones tecnológicas o regulatorias futuras.

De esta manera, la investigación busca aportar antecedentes para el análisis de la demanda eléctrica regional y nacional, mediante especificaciones econométricas cuya pertinencia deberá establecerse a partir de sus propiedades estadísticas, consistencia econométrica y desempeño predictivo.

6. Alcance y diseño de la investigación

6.1. Enfoque metodológico y justificación del modelo Top-Down

La presente investigación adopta un enfoque cuantitativo, basado en la modelación econométrica de la demanda eléctrica mediante una metodología Top-Down. Este enfoque permite analizar y proyectar la demanda a partir de su relación con variables agregadas de actividad económica, población y condiciones climáticas, sin requerir la caracterización individual de consumidores o tecnologías.

La modelación se desarrolla mediante datos de panel regional-trimestral, aprovechando conjuntamente la variación temporal y la heterogeneidad territorial de la demanda eléctrica. Esta estructura permite considerar diferencias económicas, productivas, demográficas y climáticas entre regiones, conforme a las aplicaciones de modelos de panel a la demanda eléctrica descritas por El-Shazly (2013).

Se evalúan distintas especificaciones econométricas para determinar la contribución de las variables explicativas y seleccionar un modelo adecuado para la proyección. La elección del método de estimación se fundamenta en las propiedades estadísticas y econométricas de los datos, sin establecer previamente la existencia de relaciones de cointegración.

6.2. Alcance geográfico, temporal y sectorial

Alcance geográfico

La delimitación territorial se definió inicialmente en la división histórica de 13 regiones, en vez de las 16 regiones administrativas actuales, porque el procesamiento original del PIB regional contemplaba el empalme de cuentas regionales desde 1992 bajo distintas bases del Banco Central. La homologación de las regiones creadas posteriormente permitía comparar tramos históricos sin atribuir cambios contables a nuevas divisiones administrativas. Una vez constatado que la serie histórica de demanda disponible para el estudio comenzaba en 2010, se revisó con las partes involucradas el alcance de la investigación y se acordó mantener esa división territorial para preservar el procesamiento ya realizado y la consistencia de las fuentes, aunque ya no fuera necesario estimar la demanda desde 1992. La estimación definitiva se restringió, además, a la cobertura de demanda

del SEN.

El estudio comprende 11 regiones de Chile, correspondientes a los códigos 1 al 10 y 13 de la división administrativa histórica de 13 regiones. Para mantener la consistencia territorial de las fuentes, Arica y Parinacota se integra con Tarapacá, Ñuble con Biobío y Los Ríos con Los Lagos. Las regiones de Aysén y Magallanes se excluyen debido a que sus principales sistemas eléctricos corresponden a Sistemas Medianos, los cuales operan fuera del Sistema Eléctrico Nacional (SEN), coordinado por el Coordinador Eléctrico Nacional (CEN). En consecuencia, el análisis se circunscribe a las 11 regiones consideradas en la cobertura de demanda del SEN, sin representar la totalidad del consumo eléctrico del país.

Alcance temporal

El período histórico comprende desde el primer trimestre de 2010 hasta el cuarto trimestre de 2025. El inicio en 2010 responde a la disponibilidad de información histórica de demanda eléctrica proporcionada por el Coordinador Eléctrico Nacional (CEN), específicamente en los anexos del estudio *Proyección de Demanda de Largo Plazo del Sistema Eléctrico Nacional 2025–2045*, cuya base histórica abarca el período 2010-2024. Para completar el año 2025 se incorporan registros de retiros físicos de energía publicados por el mismo organismo. De esta manera, la base consolidada comprende 704 observaciones regionales-trimestrales, aunque la muestra efectiva puede variar según la disponibilidad de las variables explicativas y las especificaciones econométricas evaluadas.

La frecuencia trimestral responde a los requerimientos de análisis de la empresa en cuyo contexto se desarrolla la investigación. Desde una perspectiva metodológica, esta resolución resulta consistente con la disponibilidad del PIB regional trimestral y permite homologar las distintas fuentes de información, conservando la variabilidad intraanual de la demanda eléctrica. De este modo, se establece una unidad temporal común para la estimación econométrica y la generación de proyecciones.

El horizonte de proyección se extiende desde el primer trimestre de 2026 hasta el cuarto trimestre de 2035, equivalente a 40 trimestres por región.

Alcance sectorial

La variable dependiente corresponde a la demanda agregada de energía eléctrica regional, expresada a frecuencia trimestral. Su modelación considera determinantes económicos, demográficos y climáticos, incluyendo indicadores de actividad minera y manufacturera para representar diferencias en la estructura productiva regional. No se desarrollan proyecciones independientes por tipo de consumidor, instalación o tecnología, ni se estiman perfiles horarios o demandas máximas de potencia.

6.3. Etapas generales de la investigación

El procedimiento metodológico comprende la recopilación y homologación de información histórica, la construcción del panel regional-trimestral, la formulación y evaluación econométrica de los modelos y la generación de proyecciones de demanda eléctrica.

Inicialmente, se procesan las series históricas de demanda y de sus determinantes económicos, demográficos y climáticos, uniformando su cobertura territorial, frecuencia temporal y unidades de medida. Posteriormente, se construyen las variables explicativas y se integran en una base de datos común.

Sobre esta base se realizan diagnósticos estadísticos y econométricos para determinar los métodos de estimación pertinentes. Las especificaciones se comparan mediante criterios económicos, estadísticos y de desempeño predictivo, incluyendo validación temporal fuera de muestra.

Finalmente, se incorporan las trayectorias futuras de las variables explicativas para proyectar la demanda eléctrica regional durante 2026-2035. Estas incluyen proyecciones socioeconómicas y simulaciones climáticas provenientes de ISIMIP3b, considerando cinco modelos climáticos globales bajo el escenario SSP3-7.0. Los resultados se analizan según su evolución temporal, diferencias regionales y sensibilidad a los supuestos de proyección.

Los procedimientos específicos de recopilación y procesamiento de datos, estimación econométrica y construcción de proyecciones se desarrollan en los capítulos posteriores.

6.4. Supuestos y limitaciones del estudio

La metodología supone que la evolución de la demanda eléctrica regional puede representarse mediante relaciones econométricas con variables agregadas y que dichas relaciones mantienen suficiente estabilidad durante el horizonte de proyección. Asimismo, se asume que las fuentes históricas pueden integrarse de manera consistente mediante procedimientos de homologación y que los indicadores climáticos regionales constituyen aproximaciones adecuadas para el nivel de agregación del análisis.

Las principales limitaciones se relacionan con la disponibilidad y calidad de la información, la cobertura de 11 regiones y la resolución trimestral, que impide representar variaciones horarias o demandas máximas de potencia. Adicionalmente, la agregación regional de las variables climáticas puede ocultar diferencias meteorológicas locales, mientras que la disponibilidad desigual de determinadas series económicas puede modificar las muestras utilizadas en cada especificación.

La información climática histórica se construye a partir de registros de estaciones meteorológicas seleccionadas por su representatividad regional. Debido a la discontinuidad de algunas series observadas, los datos faltantes se complementan mediante información del reanálisis ERA5-Land, aplicando procedimientos de ajuste para reducir diferencias sistemáticas entre ambas fuentes. Esta aproximación permite obtener series continuas, aunque introduce incertidumbre asociada a la representatividad espacial de las estaciones y a las estimaciones del reanálisis.

El enfoque Top-Down tampoco permite identificar individualmente el efecto de nuevos proyectos industriales, procesos de electrificación, electromovilidad u otros cambios estructurales que no estén suficientemente representados en los datos históricos o en las variables proyectadas.

Finalmente, los resultados constituyen proyecciones condicionadas a las relaciones econométricas estimadas y a las trayectorias futuras de las variables explicativas. Estas últimas están sujetas a incertidumbre, particularmente en el caso de las simulaciones climáticas y los supuestos socioeconómicos. Por tanto, las estimaciones deben interpretarse dentro del alcance definido, sin atribuir causalidad a las asociaciones estadísticas identificadas ni considerar las trayectorias proyectadas como resultados determinísticos.

7. Recopilación y procesamiento de datos

La construcción del modelo econométrico requiere integrar información de demanda eléctrica y variables económicas, demográficas y climáticas con distinta frecuencia, cobertura y estructura territorial. En este capítulo se describen las fuentes y las transformaciones empleadas para elaborar el panel histórico regional-trimestral de 2010-2025. Los procedimientos de proyección de las variables explicativas para 2026-2035 se presentan en el capítulo 9 correspondiente a la metodología de proyección.

7.1. Variables y fuentes de información

La variable dependiente es la energía eléctrica demandada por región durante cada trimestre, expresada en kWh en el panel maestro. Las variables explicativas consideradas son el PIB regional total y sus componentes sectoriales, la población, indicadores de producción minera y manufacturera y variables meteorológicas. Su inclusión en las regresiones depende de las especificaciones evaluadas y no presupone que todas formen parte del modelo seleccionado. En particular, la predicción definitiva C2_NT utiliza solo el PIB regional total y la humedad relativa, además de los controles trimestrales y los efectos fijos regionales.

Tabla 3: Variables históricas consideradas y fuentes de información

Variable o indicador	**Fuente de información**
Demanda regional de energía	(Coordinador Eléctrico Nacional, 2025a, 2025b)
PIB regional total	Banco Central de Chile
PIB regional minero	Banco Central de Chile
PIB regional manufacturero	Banco Central de Chile
Índice de producción minera	Instituto Nacional de Estadísticas
Índice de producción manufacturera	Instituto Nacional de Estadísticas
Población regional	Instituto Nacional de Estadísticas
Temperatura del aire	DMC; ERA5-Land
Humedad relativa	DMC; ERA5-Land
Precipitación	DMC; ERA5-Land
Velocidad del viento	DMC; ERA5-Land
PIB regional resto	Elaboración propia
Participaciones sectoriales del PIB	Elaboración propia
Shock de actividad minera	Elaboración propia
Shock de actividad manufacturera	Elaboración propia
Grados-día de calefacción (HDD)	Elaboración propia
Grados-día de refrigeración (CDD)	Elaboración propia

Fuente: Elaboración propia; datos del CEN, BCCh, INE, DMC y ERA5-Land (Banco Central de Chile, s.f.; Coordinador Eléctrico Nacional, 2025a, 2025b; Copernicus Climate Change Service, 2019; Dirección Meteorológica de Chile, s.f.; Instituto Nacional de Estadísticas de Chile, s.f.-a, s.f.-b, s.f.-c).

Nota: CEN corresponde al Coordinador Eléctrico Nacional; DMC, a la Dirección Meteorológica de Chile. La demanda de 2010–2024 proviene del anexo de *Proyección de Demanda de Largo Plazo del SEN 2025–2045*, mientras que para 2025 se utilizan retiros físicos de PLABACOM. Los indicadores derivados se construyeron a partir de las fuentes señaladas.

Para el horizonte 2026–2035 se utilizan en la ecuación seleccionada el PIB regional total bajo la trayectoria de la Planificación Energética de Largo Plazo (PELP) y la humedad relativa simulada por ISIMIP3b bajo SSP3-7.0. Las otras variables de la tabla se analizan exclusivamente para caracterización histórica o modelos preliminares. El procesamiento de los dos regresores futuros se detalla en el capítulo 9.

7.2. Procesamiento de la demanda eléctrica

La demanda regional se construyó a partir de dos fuentes mensuales del CEN. Para 2010-2024 se utilizó la hoja *Historico_2010_2024* del anexo de Proyección de Demanda de Largo Plazo del SEN 2025-2045, agregando los registros de demanda por región, año y mes. Se norma-

lizaron las denominaciones territoriales y se homologaron a la división histórica empleada en la investigación.

Para 2025 se utilizaron los registros de retiros físicos por barra publicados en los balances de transferencias económicas del CEN. El procesador seleccionó los tipos de retiro L, R y L_D con energía física negativa, invirtiendo posteriormente su signo para expresar la demanda como magnitud positiva. Por tanto, el procedimiento excluye los registros físicos positivos y nulos antes de la agregación, criterio que debe distinguirse de una suma algebraica neta de todos los retiros. Debido a que esta fuente identifica las instalaciones por barra, se normalizaron sus nombres y niveles de tensión y se asociaron a regiones mediante un diccionario de correspondencias. La revisión del diccionario utilizado identificó 1.418 barras únicas con región asignada y dos duplicaciones exactas de identificador y región, sin asignaciones territoriales contradictorias entre las barras registradas.

Los datos de 2010-2024, expresados originalmente en MWh, se multiplicaron por 1.000 para uniformarlos con los retiros de 2025 expresados en kWh. Por consiguiente, tanto la serie histórica trimestral como la variable $demanda_kwh$ del panel maestro están expresadas en kWh. Una vez integradas las series mensuales, la demanda trimestral se calculó como la suma de los tres meses correspondientes:

$$D_{r,a,q} = \sum_{m \in M_{a,q}} D_{r,a,m}, \tag{27}$$

donde $D_{r,a,q}$ representa la energía demandada en la región r, año a y trimestre q, y $M_{a,q}$ es el conjunto de meses de dicho trimestre.

Las bases procesadas contienen 1.980 registros región-mes para 2010-2024 y 132 para 2025, sin claves duplicadas ni valores faltantes. En 2025, los 12 balances aportaron 78.611 registros que cumplieron los criterios de selección; sus sumas mensuales coinciden con los totales del resumen de procesamiento. La agregación de ambas fuentes genera 704 observaciones región-trimestre para 11 regiones entre 2010 y 2025. Se comprobó la igualdad numérica de esta serie con la demanda del panel maestro, dentro de la precisión de los archivos. Como control de continuidad, la demanda anual agregada fue de aproximadamente 79.613 GWh en 2024 y 79.529 GWh en 2025, una variación de $-0{,}11\,\%$. La revisión directa de los doce balances originales confirmó que los 78.611 retiros físicos negativos seleccionados reproducen los totales mensuales procesados.

Adicionalmente, se identificaron 98 registros físicos positivos de las mismas categorías, equivalentes a 12,09 GWh, que fueron excluidos conforme al criterio de signo aplicado. Esta exclusión representa aproximadamente el 0,015 % de la energía anual seleccionada.

En el período 2010–2025, la demanda anual agregada pasó de aproximadamente 54,6 a 79,53 TWh. Esto representa un aumento acumulado cercano al 45,6 % y una tasa de crecimiento anual compuesta aproximada de 2,5 % en los quince intervalos anuales. Estos indicadores describen la evolución histórica observada; no deben confundirse con las tasas de la proyección 2026–2035 ni con una tendencia determinística estimada. Las cifras se presentan redondeadas, de acuerdo con el resumen empleado en la defensa.

Con posterioridad a la construcción del panel se recibió una base histórica actualizada del CEN, incluida en los antecedentes de la proyección 2026-2046, correspondiente a 2010-2025. Se utilizó como contraste externo posterior, sin sustituir las fuentes empleadas en la estimación. Tras homologar las regiones y unidades, la diferencia de energía acumulada para 2010-2024 fue de +0,032 % y la de 2025 de +0,048 % respecto de las respectivas series utilizadas. No obstante, en 2025 se observaron diferencias regionales relevantes, particularmente en Coquimbo y Valparaíso, asociadas al menos parcialmente a la asignación geográfica de retiros de Minera Los Pelambres registrados en barras Quillota y Centella. Por consiguiente, la concordancia de los totales agregados no debe interpretarse como una validación exhaustiva de la distribución regional de la demanda.

7.3. Procesamiento de variables socioeconómicas

7.3.1. Producto interno bruto regional

El procesamiento original buscó reconstruir el PIB regional desde 1992, antes de delimitar la muestra econométrica por la disponibilidad de demanda. Para ello se consultaron las series del Banco Central de Chile elaboradas bajo las bases de referencia 1986, 1996 y 2003 y las series con año de referencia 2013 y 2018. En el empalme anual programado se utilizaron los tramos 1992–1995 (base 1986), 1996–2002 (base 1996), 2003–2007 (base 2003), 2008–2012 (referencia 2013) y 2013–2025 (referencia 2018). Adicionalmente, la referencia 2008 se utilizó como fuente auxiliar para resolver una situación puntual de la serie de PIB minero de la Región de La Araucanía, pero no como un sexto tramo general del empalme. La identificación de las referencias de esta etapa

documenta el trabajo de homologación y no implica que todas las observaciones anteriores a 2010 se incorporaran a las regresiones.

Las series anuales se enlazaron mediante factores multiplicativos en períodos comparables para obtener una trayectoria homogénea, utilizando la referencia 2018 para el tramo reciente. La decisión inicial de trabajar con las 13 regiones históricas, agregando las divisiones administrativas creadas posteriormente, respondió a la necesidad de empalmar territorialmente las series antiguas. Una vez confirmado que la demanda eléctrica regional disponible para la investigación partía en 2010, se acordó conservar la homologación ya utilizada y restringir la estimación al período 2010–2025 y a las once unidades del SEN; no se mantuvo el horizonte 1992–2025 como muestra del modelo.

Para 2010–2012, el PIB anual se distribuyó trimestralmente mediante perfiles estacionales específicos por variable y región, obtenidos de años con información trimestral completa; cuando no existía un perfil regional disponible, se recurrió a un perfil común calculado con otras observaciones completas. Desde 2013 se emplearon las observaciones trimestrales correspondientes a la referencia 2018, salvo los casos sin desglose sectorial completo. En el modelo finalmente seleccionado solo se utilizó el PIB regional total; las imputaciones sectoriales que se describen a continuación pertenecieron a la exploración de modelos alternativos.

En particular, se identificaron 208 observaciones de PIB minero trimestral no disponibles para Maule, Biobío, La Araucanía y Los Lagos en 2013-2025, pese a disponerse del PIB minero anual. Para mantener un panel completo, dichos valores se distribuyeron mediante un perfil estacional minero común. Este se estimó con las participaciones de cada trimestre en el total anual de las regiones-año con cuatro observaciones mineras válidas durante 2013-2025, excluyendo 2020 debido al carácter atípico de la actividad económica durante la pandemia, que podía distorsionar la estacionalidad usada como referencia para otros años. Para cada trimestre se calculó la mediana de esas participaciones y posteriormente se normalizaron los cuatro valores para que sumaran uno:

$$\widetilde{w}_q = \text{Mediana}_{(r,a)\in\mathcal{S}} \left(\frac{PIB^{min}_{r,a,q}}{\sum_{j=1}^{4} PIB^{min}_{r,a,j}} \right), \tag{28}$$

$$w_q = \frac{\widetilde{w}_q}{\sum_{j=1}^{4} \widetilde{w}_j}, \tag{29}$$

Esta operación se aplicó únicamente a los valores trimestrales faltantes; las observaciones trimestrales originales se conservaron. Los valores completados constituyen estimaciones de desagregación temporal y no deben interpretarse como observaciones trimestrales publicadas por el BCCh. El procedimiento preserva el total minero anual, lo que se comprobó contrastando dicho agregado con la suma de los cuatro trimestres.

A partir de las series consolidadas se calcularon el PIB no minero, el PIB no manufacturero y el PIB del resto de las actividades:

$$PIB_{r,t}^{resto} = PIB_{r,t}^{total} - PIB_{r,t}^{min} - PIB_{r,t}^{man}, \tag{30}$$

7.3.2. Indicadores productivos y participaciones sectoriales

Los índices de producción minera y manufacturera del INE se depuraron y organizaron a frecuencia trimestral, utilizando las series desestacionalizadas procesadas en los respectivos archivos. Con el propósito de representar la importancia económica relativa de cada sector se calcularon las participaciones contemporáneas:

$$s_{r,t}^{j} = \frac{PIB_{r,t}^{j}}{PIB_{r,t}^{total}}, \qquad j \in \{min, man\}, \tag{31}$$

El panel maestro incorpora inicialmente indicadores sectoriales ponderados mediante el producto de estas participaciones y el logaritmo del índice nacional correspondiente. En la etapa de revisión econométrica en R se sustituyó esta exposición contemporánea por participaciones estructurales fijas, calculadas para cada región a partir de los PIB sectorial y total acumulados entre 2013 y 2017:

$$\bar{s}_{r}^{j} = \frac{\sum_{t \in \text{2013-2017}} PIB_{r,t}^{j}}{\sum_{t \in \text{2013-2017}} PIB_{r,t}^{total}}, \tag{32}$$

$$Shock_{r,t}^{j} = \bar{s}_{r}^{j} \ln(I_{t}^{j}), \tag{33}$$

Esta distinción es relevante porque los shocks inicialmente contenidos en el Excel maestro y los indicadores estructurales reconstruidos en R no son equivalentes. La evaluación de sus

implicaciones econométricas corresponde al capítulo 10.

7.3.3. Población regional

La población proviene de las estimaciones y proyecciones regionales del INE. Las series se homologaron a las unidades territoriales del estudio y se interpolaron linealmente para obtener observaciones trimestrales. En el procedimiento utilizado, la estimación anual se ubicó como referencia en el segundo trimestre de cada año y los demás valores se obtuvieron por interpolación lineal, con extrapolación en los extremos cuando fue necesaria. La población se incorporó al panel como variable candidata, independientemente de su posterior inclusión o exclusión en las especificaciones econométricas.

7.4. Procesamiento de variables climáticas

La información climática histórica se construyó a partir de registros diarios de estaciones meteorológicas de la DMC seleccionadas como referencias regionales. Debido a discontinuidades en algunas series, se utilizaron estimaciones diarias del reanálisis ERA5-Land para completar fechas sin observaciones instrumentales. Previamente, se revisó la correspondencia de las celdas del reanálisis con las estaciones y se evaluaron las diferencias entre ambas fuentes en días con información simultánea.

Para reducir los sesgos sistemáticos se aplicaron correcciones diferenciadas por variable y mes calendario. En temperatura y humedad relativa se calculó, para cada estación y mes, la diferencia media entre ERA5-Land y DMC en los días coincidentes; dicha diferencia se restó a los valores del reanálisis. Para precipitación se empleó un factor multiplicativo definido como el cociente entre las precipitaciones acumuladas observadas y simuladas en días coincidentes del mismo mes calendario. En velocidad del viento se utilizó el cociente entre las respectivas medias observada y simulada. En términos generales:

$$X_{r,d}^{ERA5,aj} = \begin{cases} X_{r,d}^{ERA5} - b_{r,m(d)}, & \text{temperatura y humedad relativa,} \\ X_{r,d}^{ERA5}\, f_{r,m(d)}, & \text{precipitación y viento.} \end{cases}, \tag{34}$$

donde $b_{r,m}$ y $f_{r,m}$ se estimaron para cada mes calendario a partir de observaciones simultáneas

entre ambas fuentes.

En la serie consolidada se priorizó el registro de la DMC y se empleó ERA5-Land ajustado únicamente cuando faltaba la observación instrumental. Por tanto, los datos finales combinan mediciones y estimaciones ajustadas de reanálisis, cuya procedencia debe distinguirse en la interpretación.

Con la temperatura media diaria $T_{r,d}$ se calcularon los grados-día de calefacción y refrigeración, utilizando umbrales de 16 °C y 21 °C, respectivamente:

$$HDD_{r,d} = \max(16 - T_{r,d}, 0), \tag{35}$$

$$CDD_{r,d} = \max(T_{r,d} - 21, 0), \tag{36}$$

Para obtener las variables trimestrales, HDD, CDD y precipitación se sumaron a lo largo de los días del trimestre; la temperatura, la humedad relativa y la velocidad del viento se agregaron mediante promedios diarios. Los procesadores generaron controles de cobertura y procedencia de los registros para evaluar la consistencia de cada serie antes de su integración.

7.5. Homologación y construcción de los paneles maestros

Las variables se integraron utilizando como identificadores únicos el código regional, el año y el trimestre. La homologación territorial corresponde a las 11 unidades del estudio, basadas en los códigos 1 al 10 y 13 de la división histórica de 13 regiones. Cuando una fuente utiliza la división administrativa posterior, Arica y Parinacota se incorpora a Tarapacá, Ñuble a Biobío y Los Ríos a Los Lagos. Aysén y Magallanes no se incluyen, conforme al alcance geográfico definido en el capítulo 6.

La transformación a frecuencia trimestral respetó la naturaleza de cada variable: suma para magnitudes acumuladas, promedio para variables meteorológicas de estado e interpolación para población. Las variables económicas y la demanda se transformaron adicionalmente mediante logaritmos naturales cuando sus valores fueron positivos y la especificación lo requería. Las claves regionales y temporales permitieron unir las distintas fuentes y controlar la unicidad de las observaciones.

El panel histórico maestro contiene 704 observaciones, correspondientes a 11 regiones y 64 trimestres entre 2010T1 y 2025T4, con 25 columnas. El panel maestro proyectado contiene 440 observaciones de variables explicativas, equivalentes a 11 regiones y 40 trimestres entre 2026T1 y 2035T4, con 23 columnas. La inspección de los archivos entregados no identificó claves región-año-trimestre duplicadas ni valores vacíos en las columnas disponibles. En el panel proyectado aún no se incorpora la demanda futura, que se obtiene mediante la aplicación posterior del modelo econométrico.

La estructura balanceada describe la presencia de todas las combinaciones región-trimestre, pero no implica que todos los valores sean observaciones directas. En particular, el PIB minero incluye 208 valores desagregados a partir de información anual y las variables climáticas históricas incorporan, cuando corresponde, estimaciones corregidas de ERA5-Land. Estas decisiones se consideran al interpretar la calidad y las limitaciones de la base utilizada.

7.6. Análisis exploratorio y estadística descriptiva

La inspección inicial del panel histórico permitió comprobar su cobertura regional y temporal y caracterizar la dispersión de las variables consideradas en la estimación. La selección de variables para esta tabla se hizo con criterio de síntesis: incluye la variable dependiente, el regresor económico y el climático del modelo final y los principales indicadores meteorológicos comparados durante la selección de bloques climáticos; no pretende enumerar todas las variables disponibles en el panel maestro ni todas las formulaciones sectoriales exploratorias. La Tabla 4 presenta estadísticas descriptivas calculadas directamente a partir de las 704 observaciones del panel maestro entregado. Sus valores resumen diferencias tanto entre regiones como a lo largo del tiempo y, por tanto, no deben interpretarse como medidas representativas de una región individual.

Tabla 4: Estadística descriptiva de variables principales, 2010–2025

Variable	**Media**	**Desv. estándar**	**Mínimo**	**Máximo**
Logaritmo de demanda	20,834	0,786	19,048	22,509
Logaritmo de PIB regional total	7,774	0,796	6,546	10,058
Humedad relativa (%)	68,28	17,39	12,29	93,54
Precipitación trimestral (mm)	101,38	142,57	0,00	646,40
Velocidad media del viento (m/s)	3,21	1,49	0,79	7,66
HDD trimestral (°C·día)	260,29	239,54	0,00	895,40
CDD trimestral (°C·día)	11,18	28,67	0,00	234,10

Fuente: Elaboración propia a partir del panel histórico maestro.
Nota: Todas las variables presentan 704 observaciones no nulas. La selección resume siete indicadores principales: demanda, PIB total, humedad (modelo final) y variables meteorológicas utilizadas en la comparación de bloques. No es un inventario exhaustivo; los demás indicadores históricos y derivados se documentan en la Tabla 3.

La mayor dispersión relativa de los indicadores climáticos acumulados evidencia la heterogeneidad de las condiciones regionales y estacionales. El análisis de estacionariedad, dependencia transversal y propiedades de los errores se aborda por separado en el capítulo 10, dado que corresponde a la evaluación econométrica del panel y no al procesamiento de sus fuentes.

8. Metodologías de modelación econométrica

Este capítulo describe la estrategia empleada para especificar, estimar y validar modelos econométricos de demanda eléctrica regional. El procedimiento considera diagnósticos de dependencia transversal y estacionariedad, comparación de estructuras de panel, evaluación de distintas variables explicativas y validación temporal fuera de muestra. Los resultados numéricos de estas etapas se presentan en el capítulo 10.

8.1. Formulación matemática del modelo de demanda eléctrica

Se utiliza un panel de 11 regiones y 64 trimestres, correspondiente al período 2010-2025. La variable dependiente es el logaritmo natural de la demanda eléctrica trimestral regional. La especificación general es:

$$\ln(D_{r,t}) = \alpha_r + \mathbf{x}_{r,t}^{\mathsf{T}}\boldsymbol{\beta} + \sum_{q=2}^{4} \gamma_q Q_{q,t} + \delta\, t + \varepsilon_{r,t}, \tag{37}$$

donde $D_{r,t}$ es la demanda de la región r en el trimestre t; α_r es un efecto individual regional invariante en el tiempo; $\mathbf{x}_{r,t}$ reúne los regresores económicos, demográficos o climáticos de cada especificación; $Q_{q,t}$ identifica los trimestres segundo, tercero y cuarto, utilizando el primero como categoría de referencia; δt representa una tendencia determinística común, cuya inclusión es opcional; y $\varepsilon_{r,t}$ corresponde al error idiosincrático.

Los efectos individuales permiten controlar diferencias regionales permanentes no observadas. Los controles trimestrales representan estacionalidad determinística común. Cuando tanto la demanda como el regresor se expresan en logaritmos, su coeficiente tiene una interpretación de elasticidad; para variables climáticas expresadas en niveles, representa una semielasticidad de la demanda.

8.2. Definición de las especificaciones econométricas

Se plantearon cuatro familias de modelos según la representación de la actividad económica:

Tabla 5: Familias de modelos econométricos evaluadas

Familia	Regresores económicos	Propósito
M1	Logaritmo del PIB regional total	Representar la actividad económica agregada.
M2	Logaritmo del PIB no minero y primera diferencia del indicador de actividad minera	Distinguir la actividad no minera de las variaciones de exposición minera regional.
M3	Logaritmo del PIB no manufacturero e indicador de actividad manufacturera	Distinguir la actividad no manufacturera de la exposición productiva del sector.
M4	Primera diferencia del logaritmo del PIB resto, primera diferencia del shock minero y shock manufacturero en niveles (formulación preliminar)	Evaluar conjuntamente la actividad económica residual y las exposiciones sectoriales.

Fuente: Elaboración propia.

En la comparación preliminar de M1 a M4 se incorporaron HDD y CDD, efectos fijos regionales, indicadores trimestrales y una tendencia común. La tendencia determinística se añadió inicialmente como un control parsimonioso de evolución temporal agregada, con el fin de capturar un crecimiento o desaceleración sistemática no explicado por los regresores observados y mantener una estructura comparable entre familias. Su inclusión en esta etapa no implicó asumir que debía permanecer en el modelo final: posteriormente se contrastó explícitamente la conveniencia de conservarla o eliminarla en función del desempeño predictivo y de la plausibilidad de extrapolarla al horizonte 2026–2035. Los grados-día de calefacción y refrigeración se utilizaron inicialmente como controles térmicos comunes para todas las familias, porque permiten representar por separado las necesidades potenciales de climatización bajo temperaturas bajas y altas. Su inclusión en condiciones idénticas para M1–M4 buscaba que las diferencias de ajuste y de predicción entre familias reflejaran principalmente sus alternativas económicas y no la presencia o ausencia de los mismos controles meteorológicos. Se eligieron ambos indicadores por su fundamento en la relación no lineal entre temperatura y consumo eléctrico, documentada en la literatura (Lee & Chiu, 2011; Yao, 2021). Esta decisión fue preliminar: no presupuso que HDD y CDD debieran permanecer en el modelo final. En una etapa posterior se compararon ocho bloques climáticos, incluido el bloque de humedad relativa que finalmente se seleccionó. Para cada familia se consideraron variantes sin población (A) y con población (B), con el fin de examinar su aporte como regresor adicional.

Inicialmente, los indicadores sectoriales se construyeron multiplicando el logaritmo del

índice nacional de producción por la participación contemporánea del sector en el PIB regional. Sin embargo, esta construcción incorporaba simultáneamente variaciones del índice nacional y de la composición económica regional. Para distinguir la exposición estructural de cada territorio, se calcularon participaciones fijas para 2013-2017:

$$s_{r,k} = \frac{\sum_{t \in B} PIB_{r,k,t}}{\sum_{t \in B} PIB_{r,t}}, \qquad B = \{2013T1, \ldots, 2017T4\}, \tag{38}$$

$$S_{r,k,t} = s_{r,k} \ln(I_{k,t}), \tag{39}$$

donde k identifica minería o manufactura e $I_{k,t}$ corresponde al índice de producción nacional respectivo. Si el índice presenta una raíz unitaria, su primera diferencia constituye una transformación candidata, sujeta al diagnóstico pertinente.

La redefinición de los indicadores sectoriales exigía repetir los diagnósticos, las estimaciones y la validación predictiva de M2 a M4. En consecuencia, estas familias se conservaron como extensiones metodológicas y la proyección principal se concentró en M1, cuya evaluación se completó con una selección específica de variables climáticas.

8.3. Diagnóstico estadístico y econométrico de los datos

El diagnóstico inicial examinó la estructura del panel, la dependencia transversal y el orden de integración de las series. Se comprobaron la cobertura y consecutividad de los períodos mediante las funciones de panel de R y se aplicó la prueba CD de Pesaran a las variables originales para identificar correlación entre regiones.

Dado que la dependencia transversal puede alterar la validez de las pruebas de raíz unitaria de primera generación, el análisis de estacionariedad se apoyó principalmente en la prueba CIPS de Pesaran, implementada mediante $cipstest$ del paquete plm con la especificación $model = "cmg"$. Se consideraron alternativas con constante y tendencia determinística, y rezagos entre uno y cuatro trimestres. Para seleccionar el número de rezagos se comparó el criterio de información bayesiano (BIC) promedio de las regresiones regionales auxiliares, manteniendo una muestra temporal común entre las alternativas.

Como apoyo a este diagnóstico, se obtuvieron series auxiliares libres de estacionalidad de-

terminística, calculadas a partir de los residuos de regresiones de cada variable sobre indicadores trimestrales dentro de cada región. Estas series se utilizaron exclusivamente en las pruebas de raíz unitaria: los modelos de demanda se estimaron con los regresores originales y controles estacionales explícitos.

Las pruebas se aplicaron en niveles y, cuando correspondió, en primeras y segundas diferencias para evaluar el orden de integración. La identificación de series con propiedades distintas permitió evitar la aplicación mecánica de técnicas de cointegración de panel. En particular, dado que los diagnósticos de la demanda no respaldaron su tratamiento como una serie I(1), la cointegración convencional no se adoptó como estrategia central.

Para los indicadores sectoriales reconstruidos con participaciones regionales fijas, la dinámica temporal procede de una única serie nacional escalada por región. Por esta razón, se contempló evaluar el orden de integración directamente sobre los índices nacionales mediante pruebas ADF, en lugar de aplicar CIPS a réplicas proporcionales de una misma serie. Esta etapa no se incorporó a la validación definitiva de M2 a M4.

8.4. Selección de los métodos de estimación

Se compararon modelos agrupados, de efectos fijos y de efectos aleatorios. La necesidad de efectos individuales se examinó mediante la prueba F $(pFtest)$, mientras que la prueba de Hausman $(phtest)$ se utilizó como antecedente para comparar efectos fijos y aleatorios. La estimación principal se realizó mediante efectos fijos individuales, adecuados para controlar características regionales invariantes potencialmente correlacionadas con los regresores.

Los modelos se estimaron mediante el estimador *within* del paquete `plm` en R (opciones `model = "within"` y `effect = "individual"`). Posteriormente se evaluaron la autocorrelación serial mediante la prueba de Breusch-Godfrey para panel con cuatro rezagos (pbgtest), la dependencia transversal residual mediante la prueba CD (pcdtest) y la heterocedasticidad mediante contrastes de Breusch-Pagan (bptest).

Debido a las propiedades residuales identificadas, la inferencia de los coeficientes se basó principalmente en errores estándar de Driscoll-Kraay (Driscoll & Kraay, 1998), implementados con vcovSCC, corrección (HC1) y un máximo de cuatro rezagos. Como comprobación comple-

mentaria se calcularon errores estándar agrupados por región mediante el método de Arellano. Estas correcciones modifican la inferencia estadística, pero no las estimaciones puntuales ni eliminan por sí mismas los posibles factores comunes omitidos.

8.5. Procedimiento de estimación de los modelos

Las estimaciones se implementaron en R a partir del panel maestro histórico, identificando cada observación por región y trimestre. Según los diagnósticos, se prepararon las transformaciones necesarias para cada familia y se estimaron las variantes correspondientes. Para las comparaciones que implicaban variables diferenciadas se utilizó una muestra común de observaciones completas; en la evaluación específica de M1 se conservó la muestra disponible sin eliminar innecesariamente el primer trimestre.

Las predicciones de modelos con efectos fijos se obtuvieron recuperando el componente individual de cada región. Dado el vector estimado de pendientes $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ y la matriz de regresores $\mathbf{z}_{r,t}$, que incluye los indicadores trimestrales y, cuando corresponde, la tendencia, se calculó:

$$\hat{\alpha}_r = \frac{1}{T_r} \sum_{t \in \mathcal{T}_r} \left[\ln(D_{r,t}) - \mathbf{z}_{r,t}^{\mathsf{T}} \hat{\boldsymbol{\beta}} \right], \tag{40}$$

$$\widehat{\ln D}_{r,t} = \hat{\alpha}_r + \mathbf{z}_{r,t}^{\mathsf{T}} \hat{\boldsymbol{\beta}}, \tag{41}$$

Para reducir el sesgo de retransformación al pasar de logaritmos a la escala de demanda, se empleó el factor de smearing de Duan (Duan, 1983), calculado con los residuos de la muestra de estimación:

$$\widehat{D}_{r,t} = \exp\left(\widehat{\ln D}_{r,t}\right) \left(\frac{1}{N_{\text{est}}} \sum_{(i,s) \in \mathcal{E}} \exp(\hat{\varepsilon}_{i,s}) \right), \tag{42}$$

donde $\mathcal{E}$ es el conjunto de observaciones utilizado para estimar el modelo y N_{est} su tamaño. Se aplicó un único factor de corrección a todas las regiones. En los ejercicios de validación, tanto los coeficientes como este factor se calcularon exclusivamente con los datos de entrenamiento.

Una vez seleccionada la especificación de proyección, sus parámetros se reestimaron con todas las observaciones históricas de 2010-2025. La construcción de las predicciones futuras se

describe en el capítulo 9.

8.6. Criterios de validación y selección del modelo final

La capacidad predictiva se evaluó mediante una partición cronológica fija: estimación en 2010-2020 y validación en 2021-2025. Para las especificaciones de M1 sin diferenciación, estos períodos comprendieron 484 y 220 observaciones región-trimestre, respectivamente. La comparación preliminar de familias que incluía diferencias utilizó una muestra común más reducida. La selección presentada se sustenta en el corte temporal fijo indicado y sus métricas fuera de muestra.

Las predicciones se evaluaron mediante error absoluto medio (MAE), raíz del error cuadrático medio (RMSE), error porcentual absoluto medio (MAPE), RMSE en logaritmos y sesgo porcentual medio. Se examinaron, además, las diferencias regionales y la variación del error según la posición del trimestre dentro de la muestra de validación. La comparación respetó la secuencia temporal, evitando utilizar la variable dependiente del período de evaluación para reestimar los modelos.

La selección específica de M1 se organizó en dos etapas. Primero se compararon ocho bloques climáticos, manteniendo como componentes comunes el logaritmo del PIB regional total, efectos fijos regionales, indicadores trimestrales y una tendencia temporal:

Tabla 6: Bloques de variables climáticas evaluados

Bloque	Variables climáticas
C1	Grados-día de calefacción (HDD) y refrigeración (CDD).
C2	Humedad relativa (`hurs`).
C3	Precipitación (`pr`).
C4	Velocidad del viento (`sfcwind`).
C5	HDD, CDD y humedad relativa.
C6	HDD, CDD y precipitación.
C7	HDD, CDD y velocidad del viento.
C8	HDD, CDD, humedad relativa, precipitación y velocidad del viento.

Fuente: Elaboración propia.

En la segunda etapa se compararon las combinaciones C2, C5 y C8 en versiones con y sin tendencia determinística. La elección consideró conjuntamente los errores fuera de muestra en la

escala original, su comportamiento según el horizonte, la estabilidad entre regiones, la parsimonia y la disponibilidad de regresores futuros. La comparación no se basó únicamente en el ajuste dentro de muestra ni en la significancia individual de los parámetros.

Este ejercicio constituye una validación condicional de la ecuación de demanda, porque para 2021-2025 se utilizaron valores observados del PIB y las variables climáticas. Por tanto, las métricas no incorporan los errores que podrían surgir al proyectar también estos regresores para 2026-2035. La selección final y sus resultados cuantitativos se presentan en el capítulo 10.

9. Metodología de proyección de la demanda eléctrica

Este capítulo describe la construcción de las variables explicativas futuras y el procedimiento empleado para obtener proyecciones trimestrales de demanda eléctrica regional durante 2026-2035. La metodología combina una trayectoria económica basada en antecedentes de la Planificación Energética de Largo Plazo (PELP), proyecciones climáticas ISIMIP3b y el modelo econométrico seleccionado con información histórica de 2010-2025. Se distinguen la preparación de los escenarios y la generación de las predicciones, cuyos resultados se presentan en el capítulo 11.

9.1. Horizonte de proyección y definición de escenarios

El horizonte comprende los 40 trimestres entre 2026T1 y 2035T4 para las 11 unidades regionales incluidas en el panel histórico. La unidad de proyección es región-trimestre; por consiguiente, se generan 440 estimaciones de demanda eléctrica, conservando la desagregación territorial utilizada durante la modelación econométrica.

Las trayectorias futuras se construyen a partir de dos insumos principales: el escenario denominado «Carbono Neutralidad» de la PELP para el PIB regional y el escenario climático SSP3-7.0 de ISIMIP3b. Estos antecedentes provienen de ejercicios independientes y se utilizan conjuntamente como supuestos exógenos. Por tanto, su combinación no debe interpretarse como un escenario integrado formulado originalmente por una misma institución ni como una equivalencia entre las narrativas socioeconómicas de ambas fuentes.

La proyección es condicional a las trayectorias de las variables explicativas y a la estabilidad de los parámetros estimados con la muestra histórica. No se construyen en esta etapa escenarios alternativos de demanda ni intervalos probabilísticos de predicción.

9.2. Obtención y procesamiento de proyecciones socioeconómicas

9.2.1. Producto interno bruto regional

Para proyectar el PIB regional se utiliza la trayectoria anual contenida en la planilla «Modelo planificacion CN.xlsx», correspondiente al escenario «Esc CN» de la PELP. Se extraen los valores regionales para 2025-2035 y se homologan a las 11 unidades territoriales del modelo. En

particular, se agregan Arica y Parinacota con Tarapacá y Los Ríos con Los Lagos, excluyendo Aysén y Magallanes de acuerdo con la cobertura de estudio.

Debido a que el PIB histórico y la trayectoria PELP proceden de bases de información diferentes, no se sustituyen directamente los niveles históricos por los valores proyectados de la planilla. Se conserva el nivel de PIB regional del panel histórico en 2025 y se aplican las variaciones relativas implícitas en la PELP:

$$\widehat{PIB}^{A}_{r,a} = PIB^{A,hist}_{r,2025} \frac{PIB^{A,PELP}_{r,a}}{PIB^{A,PELP}_{r,2025}}, \qquad a = 2026, \ldots, 2035, \tag{43}$$

En esta expresión, el superíndice A identifica magnitudes anuales. El procedimiento preserva el nivel de referencia histórico y traslada a cada región la trayectoria de crecimiento anual del escenario seleccionado.

Para obtener valores trimestrales se calculan perfiles estacionales regionales a partir de observaciones históricas completas de 2013-2019 y 2021-2025, excluyendo 2020 por su comportamiento atípico. Para cada región se promedia la participación de cada trimestre en el PIB anual y se normalizan los cuatro pesos para que sumen uno. El PIB trimestral proyectado se obtiene mediante:

$$\widehat{PIB}_{r,a,q} = \widehat{PIB}^{A}_{r,a}\, w_{r,q}, \qquad \sum_{q=1}^{4} w_{r,q} = 1, \tag{44}$$

De esta forma, la suma de los cuatro trimestres reproduce el PIB anual proyectado. El procesador incorpora verificaciones de esta identidad, de la cobertura temporal y de la ausencia de claves duplicadas.

El PIB regional total es el único regresor económico futuro necesario para C2_NT. Los componentes sectoriales, los índices productivos y la población fueron objeto de exploración o preparación complementaria, pero no intervienen en la ecuación utilizada para las proyecciones presentadas. Por este motivo, no se desarrollan aquí metodologías de proyección de dichas variables.

9.3. Obtención y procesamiento de proyecciones climáticas

Para la ecuación seleccionada se requiere proyectar exclusivamente la humedad relativa trimestral (`hurs`). Las simulaciones futuras se obtuvieron del conjunto ISIMIP3b para el escenario SSP3-7.0, usando cinco modelos climáticos globales: GFDL-ESM4, IPSL-CM6A-LR, MPI-ESM1-2-HR, MRI-ESM2-0 y UKESM1-0-LL (Inter-Sectoral Impact Model Intercomparison Project, s.f.; Lange & Büchner, 2021). La elección del conjunto de cinco modelos no fue arbitraria ni correspondió a una selección propia entre todos los modelos CMIP6 disponibles: son los cinco modelos *primarios* designados por ISIMIP3b. Según su documentación metodológica, los modelos primarios se fijaron al inicio del proyecto para ofrecer un conjunto común y manejable de simulaciones de impacto entre sectores; otros modelos quedaron clasificados como secundarios u opcionales. La selección oficial ponderó la disponibilidad de variables diarias y escenarios históricos y futuros, el comportamiento frente a observaciones históricas, la independencia estructural, la representación de procesos físicos y la sensibilidad climática. El grupo incluye tres modelos con sensibilidad climática relativamente baja (GFDL-ESM4, MPI-ESM1-2-HR y MRI-ESM2-0) y dos con sensibilidad alta (IPSL-CM6A-LR y UKESM1-0-LL), lo que permite representar un rango de respuestas dentro de CMIP6 (Lange, 2021, sec. 6, pp. 7–8). En esta investigación se utilizó el conjunto primario completo, manteniendo los mismos integrantes para todas las regiones y el escenario SSP3-7.0. Esto no supone que los cinco hayan sido validados individualmente como los mejores para la humedad relativa en Chile: la comparación de 2021–2025 se utilizó para evaluar las alternativas de calibración local de la humedad relativa respecto de la referencia histórica, no para medir capacidad de pronóstico climático futuro ni para efectuar un nuevo ranking de modelos globales.

Los productos distribuidos por ISIMIP3b ya incorporan ajuste de sesgo y desagregación estadística; el procedimiento realizado en esta investigación fue una *calibración local adicional* para aproximar sus niveles a la referencia histórica DMC/ERA5-Land, no una aplicación original del algoritmo ISIMIP3BASD (Lange, 2019).

9.3.1. Asignación espacial y calibración de la humedad relativa

Para cada región se escogió la celda climática más próxima a su estación meteorológica de referencia, manteniendo la correspondencia con las series históricas. La mayor distancia estación-celda registrada fue de aproximadamente 31,2 km. La humedad relativa, expresada en porcentaje, no requiere conversión de unidades. La asignación puntual no representa de manera exhaustiva los microclimas de toda la región.

La calibración adicional se obtuvo con el tramo de superposición histórica 2010–2014. Entre las alternativas sin corrección, ajuste regional y ajuste región-trimestre, aditivas o multiplicativas, se seleccionó para humedad la corrección *aditiva región-trimestre*, de acuerdo con la evaluación del error climatológico. El desplazamiento regional y estacional se calculó como:

$$\Delta^{H}_{r,q} = \overline{H}^{\mathrm{DMC/ERA5}}_{r,q,\mathrm{2010:2014}} - \overline{H}^{\mathrm{ISIMIP}}_{r,q,\mathrm{2010:2014}}, \tag{45}$$

Para cada día d y modelo climático g se aplicó la corrección asociada con el trimestre calendario $q(d)$, restringiendo la humedad al intervalo físicamente posible:

$$H^{\mathrm{corr}}_{r,d,g} = \mathrm{mín}\left\{100, \mathrm{máx}\left[0,\ H^{\mathrm{ISIMIP}}_{r,d,g} + \Delta^{H}_{r,q(d)}\right]\right\}, \tag{46}$$

Esta descripción corresponde únicamente al tratamiento aplicado al regresor climático utilizado en C2_NT. Las operaciones realizadas con temperatura, precipitación, viento y grados-día se mantienen como antecedentes exploratorios de especificaciones que no fueron seleccionadas y no son necesarias para reproducir el pronóstico final.

9.3.2. Agregación trimestral y verificación

La humedad corregida se promedió diariamente dentro de cada trimestre para cada modelo global. El regresor futuro regional se definió como promedio aritmético de las cinco simulaciones corregidas:

$$\widehat{HURS}_{r,t} = \frac{1}{5}\sum_{g=1}^{5} \mathrm{Promedio}_{d\in t}\left(H^{\mathrm{corr}}_{r,d,g}\right), \tag{47}$$

Para seleccionar el tratamiento se compararon las alternativas de calibración de la humedad

relativa mediante el período de evaluación 2021–2025, independiente del tramo 2010–2014 utilizado para estimar los ajustes. El contraste evalúa la capacidad de cada corrección para aproximar los valores y medias estacionales de la referencia histórica DMC/ERA5-Land, y no la habilidad de los modelos climáticos para pronosticar eventos meteorológicos futuros. Los antecedentes proporcionados no incluyen en este proyecto los valores numéricos completos del RMSE de humedad por alternativa, por lo que no se atribuyen aquí mejoras porcentuales no verificables. La serie futura usada en demanda abarca 2026–2035, es decir, 40 trimestres y 440 observaciones región-trimestre.

9.4. Construcción de las variables explicativas futuras

Los insumos socioeconómicos y climáticos se integran en un panel maestro proyectado utilizando las claves $codigo_region$, $anio$ y $trimestre$. Cada registro identifica una región y un trimestre del período 2026-2035. Se conservan tanto las variables originales como sus transformaciones pertinentes para el análisis econométrico.

Tabla 7: Variables requeridas para la proyección principal

Variable	**Procedencia y transformación**	**Uso en el modelo**
`ln_pib_total`	Logaritmo natural del PIB regional trimestral obtenido de la trayectoria PELP rebasada a 2025 y distribuida trimestralmente.	Regresor económico.
`hurs`	Humedad relativa media trimestral de cinco modelos ISIMIP3b bajo SSP3-7.0, con calibración local adicional respecto de DMC/ERA5-Land previa al promedio multimodelo.	Regresor climático.
`trimestre_f`	Indicador categórico del trimestre calendario, con el primer trimestre como referencia.	Control estacional.
`codigo_region`	Identificador de las 11 unidades territoriales del estudio.	Recuperación del efecto fijo regional.

Fuente: Elaboración propia.

El panel de entrada de la proyección contiene 440 observaciones región-trimestre, sin claves duplicadas. Para la aplicación del modelo seleccionado se verifica especialmente la disponibilidad y validez de ln_pib_total, $hurs$, el identificador regional y el trimestre. La variable dependiente aún no forma parte de este panel, ya que se genera mediante la estimación econométrica.

Aunque el archivo de trabajo pueda conservar otros campos para fines de trazabilidad, solo

los regresores identificados en la tabla anterior intervienen en la generación de demanda proyectada.

9.5. Aplicación del modelo econométrico seleccionado

La demanda futura se proyecta mediante la especificación C2_NT, seleccionada por su desempeño de validación temporal y su adecuación al horizonte de estudio. El modelo incorpora efectos fijos regionales, logaritmo del PIB regional, humedad relativa e indicadores trimestrales, sin tendencia temporal determinística:

$$\widehat{\ln D}_{r,t} = \hat{\alpha}_r + \hat{\beta}_1 \ln(\widehat{PIB}_{r,t}) + \hat{\beta}_2 \widehat{HURS}_{r,t} + \sum_{q=2}^{4} \hat{\gamma}_q Q_{q,t}, \tag{48}$$

Una vez definida la especificación, sus coeficientes se reestiman con las 704 observaciones históricas correspondientes a 2010-2025. Los efectos fijos regionales se recuperan a partir de los residuos medios en nivel logarítmico de cada región, según el procedimiento descrito en la sección 8.5.

La predicción inicial se obtiene en escala logarítmica. Para recuperar la demanda en su unidad original se aplica la corrección de smearing de Duan, calculada con los residuos de la estimación histórica completa:

$$\widehat{D}_{r,t} = \exp\left(\widehat{\ln D}_{r,t}\right) \left[\frac{1}{N} \sum_{(i,s)\in\mathcal{H}} \exp(\hat{\varepsilon}_{i,s})\right], \qquad N = 704, \tag{49}$$

Siendo $\mathcal{H}$ el conjunto de observaciones históricas de estimación. Se utiliza un factor de smearing común para todas las regiones, coherente con la implementación en R.

La demanda proyectada conserva las unidades del panel histórico, es decir, kWh por trimestre. Si se requiere presentar los resultados en MWh o GWh, se dividen los valores por 10^3 o 10^6, respectivamente.

9.6. Generación de proyecciones de demanda eléctrica por región y trimestre

El procedimiento produce una predicción para cada una de las 440 combinaciones región-trimestre entre 2026T1 y 2035T4. Para cada registro se conserva el identificador territorial, el período, los regresores empleados y las predicciones de demanda en escala logarítmica y original.

Se ejecutan controles sobre el número esperado de observaciones, la ausencia de valores faltantes y la positividad de la demanda proyectada. También se comprueba que las regiones futuras correspondan a las consideradas durante la estimación histórica, condición necesaria para aplicar sus efectos fijos.

Para examinar la coherencia temporal se comparan el último período histórico y el comienzo de la proyección. Esta revisión distingue el error de nivel del modelo respecto del dato observado y el cambio generado por la propia ecuación entre períodos. Adicionalmente, se calculan variaciones interanuales mediante la comparación de un trimestre con el mismo trimestre del año anterior, evitando atribuir a crecimiento anual las fluctuaciones estacionales entre trimestres consecutivos.

El análisis de largo plazo considera las tasas de crecimiento interanual de cada región y la tasa de crecimiento anual compuesto entre el cuarto trimestre de 2026 y el cuarto trimestre de 2035, correspondiente a nueve años transcurridos. La demanda agregada de las regiones puede obtenerse mediante la suma de sus proyecciones trimestrales, respetando que su cobertura corresponde a las 11 unidades del estudio.

No se aplica una corrección adicional para forzar la primera predicción a coincidir con el último dato observado, dado que tal procedimiento alteraría el nivel de la salida estimada y requeriría validación histórica específica. Los resultados, sus diferencias regionales y sus limitaciones se presentan en el capítulo 11.

10. Resultados de la modelación econométrica

Este capítulo presenta los resultados del diagnóstico estadístico y econométrico del panel histórico, las estimaciones exploratorias de las distintas familias de modelos y la comparación predictiva de las especificaciones basadas en el PIB regional total. Posteriormente, se examinan los resultados de validación temporal, las propiedades residuales y la estimación del modelo seleccionado para construir las proyecciones 2026-2035. Los procedimientos que sustentan estas etapas se describieron en el capítulo 8; el presente capítulo se concentra en sus resultados e interpretación.

El panel de referencia comprende 704 observaciones, correspondientes a 11 regiones y 64 trimestres entre 2010T1 y 2025T4. La variable dependiente es el logaritmo natural de la demanda eléctrica trimestral. Como se documentó en el procesamiento histórico, la demanda del panel se expresa en kWh, por lo que las métricas de error absoluto pueden presentarse en GWh, dividiendo por un millón. Esta conversión no afecta los errores porcentuales ni las métricas calculadas sobre los logaritmos.

10.1. Resultados de los diagnósticos econométricos

10.1.1. Dependencia transversal

La prueba CD de Pesaran aplicada a las series originales identificó una dependencia transversal estadísticamente significativa para diversas variables del panel. Los resultados seleccionados se presentan en la Tabla 8.

Tabla 8: Resultados seleccionados de la prueba CD de Pesaran para las series originales

Variable	**Estadístico CD (z)**	**Valor p reportado**
Logaritmo de demanda (`ln_demanda`)	43,327	$< 2{,}2 \times 10^{-16}$
Logaritmo de PIB total (`ln_pib_total`)	46,620	$< 2{,}2 \times 10^{-16}$
Logaritmo de PIB minero (`ln_pib_minero`)	3,248	0,001162
Logaritmo de PIB manufacturero (`ln_pib_manufacturero`)	22,672	$< 2{,}2 \times 10^{-16}$
Logaritmo de PIB resto (`ln_pib_resto`)	51,125	$< 2{,}2 \times 10^{-16}$
Logaritmo de población (`ln_poblacion`)	59,082	$< 2{,}2 \times 10^{-16}$
Shock minero original (`shock_min`)	11,417	$< 2{,}2 \times 10^{-16}$
Shock manufacturero original (`shock_man`)	3,596	0,0003235

Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados registrados en RStudio. Para los valores reportados por R con precisión inferior al umbral mostrado se conserva la notación $p < 2{,}2 \times 10^{-16}$; ello no significa que el valor p sea exactamente cero.

La dependencia entre regiones es coherente con la existencia de factores nacionales compartidos, aunque la prueba no permite identificar por sí sola sus causas. Este hallazgo justificó dar prioridad a una prueba de raíz unitaria que admite dependencia transversal —la prueba CIPS de Pesaran— en lugar de fundamentar el diagnóstico exclusivamente en pruebas de primera generación.

10.1.2. Orden de integración y pertinencia de la cointegración

Para estudiar el orden de integración se aplicaron pruebas CIPS, comparando formulaciones determinísticas y rezagos, en particular sobre versiones de las series ajustadas por estacionalidad trimestral para fines de diagnóstico. La Tabla 9 resume los resultados consignados en los registros de RStudio.

Tabla 9: Diagnóstico resumido del orden de integración de las variables

Variable	**Evidencia principal**	**Clasificación de trabajo**
`ln_demanda`	CIPS $\approx -3{,}4724$; $p < 0{,}01$ en nivel	I(0)
`ln_pib_total`	CIPS $\approx -3{,}1913$; $p < 0{,}01$ en nivel	I(0)
`ln_pib_minero`	$p \approx 0{,}078$ en nivel; $p < 0{,}01$ en primera diferencia	I(1) al 5 %
`ln_pib_manufacturero`	$p \approx 0{,}0305$ en nivel	I(0)
`ln_pib_resto`	No se rechaza raíz unitaria en nivel; sí en primera diferencia	I(1)
`ln_poblacion`	No se rechaza en nivel ni en primera diferencia; segunda diferencia estacionaria	Compatible con I(2), con cautela
Shock minero **original**	No estacionario en nivel; estacionario en primera diferencia	I(1) al 5 %
Shock manufacturero **original**	Estacionario en nivel	I(0)
`ln_pib_no_minero`; `ln_pib_no_manufacturero`	Estacionarios en nivel	I(0)
`hdd`; `cdd`; `hurs`; `pr`; `sfcwind`	Estacionarias después de remover estacionalidad determinística	I(0)

Fuente: Elaboración propia a partir de las pruebas documentadas en RStudio. Las clasificaciones dependen de la especificación determinística, los rezagos y la muestra utilizados; no representan propiedades invariantes de las series.

Dos resultados fueron decisivos para orientar la investigación. Primero, el logaritmo de la demanda y el del PIB regional total fueron clasificados como I(0) bajo los contrastes seleccionados. En consecuencia, no se cumplieron las condiciones que habían motivado inicialmente la utilización de métodos convencionales de cointegración de panel para una relación entre variables I(1). Por ello, no se aplicaron mecánicamente las pruebas de Pedroni, Kao o Westerlund, y la estrategia se concentró en modelos de efectos fijos con las transformaciones pertinentes.

Segundo, el logaritmo de la población presentó un comportamiento estadístico compatible con I(2). Este resultado se interpretó con especial cautela, puesto que la serie trimestral procede de información demográfica de menor frecuencia e incorpora interpolación. Junto con las consideraciones de persistencia y especificación, ello respaldó excluir la población del modelo principal, sin concluir que carezca de relevancia económica para la demanda.

10.2. Resultados de la estimación de los modelos

Evaluación preliminar de las familias M1-M4

En una primera etapa se estimaron las familias M1-M4 mediante efectos fijos regionales, incorporando HDD, CDD, controles trimestrales y una tendencia determinística, con versiones sin población (A) y con población (B). Los resultados de ajuste within se presentan en la Tabla 10.

Tabla 10: Coeficiente de determinación *within* de los modelos exploratorios

Familia	**Sin población (A)**	**Con población (B)**
M1: PIB total	0,568976	0,591264
M2: PIB no minero y shock minero	0,568848	0,582362
M3: PIB no manufacturero y shock manufacturero	0,569172	0,591202
M4: PIB resto y ambos shocks	0,555142	0,564549

Fuente: Elaboración propia a partir de las estimaciones exploratorias en RStudio. Estas corridas utilizaron una muestra común que excluyó las primeras observaciones regionales por las variables diferenciadas, así como indicadores sectoriales definidos inicialmente con participaciones contemporáneas. Los valores no corresponden a los modelos sectoriales corregidos ni son directamente comparables con el ajuste del modelo final sin tendencia.

La Tabla 11 presenta los valores documentados de Hausman y de la prueba F que apoyaron la decisión del método de estimación. La prueba F favoreció la incorporación de efectos individuales frente al modelo agrupado, mientras que Hausman no rechazó efectos aleatorios en todas las variantes. Esta última circunstancia impide presentar a Hausman como una justificación uniforme de efectos fijos.

Tabla 11: Contrastes de selección de estimador en los modelos exploratorios

Modelo	**Prueba F, valor** p	**Hausman, valor** p
M1A	$< 2{,}2 \times 10^{-16}$	0,204525
M1B	$6{,}37 \times 10^{-254}$	$2{,}29 \times 10^{-24}$
M2A	$< 2{,}2 \times 10^{-16}$	0,999997
M2B	$6{,}18 \times 10^{-304}$	0,943389
M3A	$< 2{,}2 \times 10^{-16}$	0,051334
M3B	$1{,}49 \times 10^{-248}$	$9{,}75 \times 10^{-71}$
M4A	$< 2{,}2 \times 10^{-16}$	1,000000
M4B	$< 2{,}2 \times 10^{-16}$	0,998520

Fuente: Resultados exploratorios de las pruebas `pFtest` y `phtest` documentados en RStudio y en la presentación de defensa. Valores recuperados de la tabla de diagnósticos impresa por RStudio (columna `p_FE_vs_pool`). Para M1A, M2A, M3A, M4A y M4B, R mostró `0.000000e+00` por límite de precisión numérica; se representa como $p < 2{,}2 \times 10^{-16}$ y no como una probabilidad exactamente nula. Los demás valores se transcriben con redondeo.

La prueba F de efectos individuales frente al modelo agrupado rechazó la restricción de interceptos comunes en las especificaciones examinadas. Los contrastes de Hausman no entregaron resultados uniformes entre familias; por ello, la preferencia por efectos fijos se apoyó además en la necesidad de controlar heterogeneidad territorial persistente potencialmente relacionada con los regresores. Los diagnósticos exploratorios identificaron autocorrelación y heterocedasticidad, lo que motivó emplear inferencia de Driscoll-Kraay y contrastes complementarios con errores estándar agrupados por región.

La Tabla 12 incorpora las métricas predictivas preliminares que acompañaron la comparación inicial de familias. Se muestran por trazabilidad, pero no constituyen una validación definitiva de los shocks sectoriales posteriormente redefinidos.

Tabla 12: Error predictivo preliminar de las familias M1–M4, validación 2021–2025

Modelo	**MAPE (%)**	**RMSE (GWh)**
M1A	10,20	264,8
M1B	9,99	274,9
M2A	10,60	262,6
M2B	10,60	273,5
M3A	10,40	274,1
M3B	10,10	284,8
M4A	10,60	267,6
M4B	10,50	273,4

Fuente: Comparación preliminar registrada en los resultados de RStudio y la presentación de defensa; cifras redondeadas. Los shocks de estas corridas fueron construidos con participaciones sectoriales contemporáneas, por lo que no representan evaluaciones definitivas de las formulaciones corregidas.

La lectura de los coeficientes sectoriales preliminares requirió una revisión posterior. En la formulación original, los shocks minero y manufacturero se obtuvieron a partir de índices nacionales ponderados por participaciones sectoriales contemporáneas del PIB regional. Por lo tanto, combinaban fluctuaciones de actividad sectorial con cambios de composición económica regional, lo que impedía interpretarlos exclusivamente como shocks nacionales ponderados por una exposición estructural fija.

Para corregir esa interpretación se construyeron participaciones regionales estructurales con información de 2013-2017. La base para este cálculo comprendió 220 observaciones región-trimestre, sin faltantes en los componentes económicos necesarios. Al mantener fija la participación por región, los shocks resultantes conservaron la dinámica de su índice nacional, escalada por la participación respectiva. La dependencia transversal de estas series fue prácticamente perfecta (CD de Pesaran aproximadamente 59,33), por lo que se determinó que su integración debía evaluarse a partir de los índices nacionales, en lugar de aplicar CIPS directamente a copias proporcionales de la misma serie temporal.

Aunque se preparó un script para reconstruir y reestimar los modelos sectoriales, no se completó una secuencia verificable de diagnóstico, estimación y validación final comparable con la familia M1. En consecuencia, sus resultados preliminares no se utilizaron para seleccionar la ecuación de proyección ni para extraer conclusiones definitivas sobre la importancia predictiva de la minería o la manufactura. Los modelos M2-M4 se conservan como extensiones de investigación.

Concentración de la evaluación en M1

Frente a estas limitaciones y a la necesidad de completar una validación predictiva consistente, se concentró el proceso de selección en la familia M1. El modelo basado en PIB regional total se evaluó con diferentes bloques de variables climáticas, manteniendo una misma estructura de efectos fijos regionales y estacionalidad trimestral. La población se dejó fuera de la especificación de proyección por las razones expuestas anteriormente.

10.3. Comparación de especificaciones econométricas

Selección del bloque de variables climáticas

Se compararon ocho combinaciones climáticas dentro de M1, denominadas C1-C8 en el capítulo 8. Todas incluyeron el logaritmo del PIB regional total, indicadores trimestrales, efectos fijos regionales y, en esta primera etapa, una tendencia temporal. La evaluación utilizó 2010T1-2020T4 para estimación y 2021T1-2025T4 para validación, obteniéndose 220 predicciones por modelo y 1.760 predicciones en total, sin valores faltantes.

La comparación inicial mostró errores porcentuales relativamente próximos, con valores MAPE cercanos al 10,4-10,6 %. El bloque C2, basado exclusivamente en humedad relativa, destacó por su parsimonia y desempeño competitivo. El bloque C7, que combinó HDD, CDD y viento, también presentó un RMSE competitivo, de modo que la evaluación inicial no proporcionó un ordenamiento inequívoco de todas las alternativas según una única métrica. Se seleccionaron C2, C5 y C8 como especificaciones representativas para contrastar posteriormente una versión parsimoniosa, una que incorporaba requerimientos térmicos y otra con el conjunto climático más amplio.

La Tabla 13 reúne los ocho bloques climáticos evaluados inicialmente dentro de la familia M1, con tendencia determinística. Las cifras permiten reconstruir la preselección, pero su lectura debe distinguirse de la comparación posterior de seis finalistas con y sin tendencia. Se informan además RMSE en escala logarítmica y sesgo porcentual medio, con el redondeo utilizado en la presentación de defensa.

Tabla 13: Comparación preliminar de ocho bloques climáticos en M1 con tendencia

Bloque	Variables climáticas	MAE (GWh)	RMSE (GWh)	MAPE (%)	RMSE log	Sesgo (%)
C1	HDD y CDD	183	274	10,5	0,128	+4,63
C2	Humedad relativa	182	274	10,4	0,127	+4,62
C3	Precipitación	187	278	10,6	0,128	+4,94
C4	Viento	185	274	10,6	0,128	+4,84
C5	HDD, CDD y humedad	184	277	10,4	0,127	+4,65
C6	HDD, CDD y precipitación	184	275	10,5	0,128	+4,63
C7	HDD, CDD y viento	183	273	10,4	0,127	+4,59
C8	HDD, CDD, humedad, precipitación y viento	185	280	10,4	0,127	+4,59

Fuente: Resultados de la comparación climática de M1 documentados en RStudio y en la presentación de defensa; cifras redondeadas, incluidas las columnas RMSE log y sesgo según la diapositiva 15 de la defensa. El sesgo positivo representa sobreestimación media. La preselección de C2, C5 y C8 priorizó la humedad, los grados-día y la especificación climática completa, no la minimización automática de cada indicador; C7 alcanzó el menor RMSE redondeado de este primer ejercicio.

La Tabla 13 muestra que las diferencias de desempeño entre bloques climáticos fueron reducidas: los MAPE redondeados se situaron entre 10,4 % y 10,6 %, y los RMSE entre 273 y 280 GWh. C2 obtuvo el menor MAE (182 GWh), un MAPE de 10,4 % y un RMSE de 274 GWh, con la ventaja de requerir únicamente humedad relativa como regresor climático. C7 logró el menor RMSE redondeado (273 GWh), aunque incorporó HDD, CDD y viento. Los valores de RMSE log fueron prácticamente iguales al nivel de precisión presentado, y los sesgos positivos, entre 4,59 % y 4,94 %, indican una tendencia media a sobreestimar la demanda. En consecuencia, la preselección de C2, C5 y C8 respondió al equilibrio entre parsimonia, variedad de bloques evaluados y error predictivo, no a una superioridad estadística demostrada de C2 frente a todos los demás bloques. La comparación decisiva se realizó posteriormente con y sin tendencia temporal.

10.3.1. Comparación de las especificaciones finalistas con y sin tendencia

Para cada uno de los tres bloques seleccionados se estimaron versiones con tendencia (T) y sin tendencia (NT). La Tabla 14 presenta las métricas obtenidas durante los 20 trimestres de validación. Los errores MAE y RMSE se expresan en GWh por observación región-trimestre.

Tabla 14: Desempeño fuera de muestra de los seis modelos finalistas, 2021–2025

Modelo	MAE (GWh)	RMSE (GWh)	MAPE (%)	RMSE log	Sesgo medio (%)
C2_T	182,412	273,542	10,434	0,126812	+4,617
C2_NT	**156,205**	**257,990**	**9,238**	0,135635	−3,871
C5_T	184,167	277,306	10,404	0,126717	+4,651
C5_NT	160,997	262,514	9,446	0,136057	−3,656
C8_T	185,129	279,826	10,405	**0,126552**	+4,585
C8_NT	164,991	269,521	9,615	0,136265	−3,533

Fuente: Elaboración propia a partir de la validación temporal efectuada en RStudio. MAE y RMSE originales en kWh divididos por 10^6 para expresarlos en GWh. Sesgo positivo: sobreestimación promedio; sesgo negativo: subestimación promedio. Los valores resaltados corresponden a los mínimos de cada métrica pertinente.

Las tres alternativas sin tendencia obtuvieron menores MAE, RMSE y MAPE que sus correspondientes versiones con tendencia. C2_NT registró el menor MAE (156,205 GWh), el menor RMSE (257,990 GWh) y el menor MAPE (9,238 %), además de utilizar un único regresor climático. No obstante, los modelos con tendencia lograron menores RMSE calculados en escala logarítmica; específicamente, C8_T alcanzó el mínimo de esta última métrica. Por consiguiente, la ventaja de C2_NT debe entenderse respecto de los criterios priorizados para evaluar el error en la escala original de demanda, y no como una superioridad universal frente a cualquier función de pérdida.

La comparación también reveló diferencias de sesgo: los modelos con tendencia presentaron sobreestimaciones medias cercanas al 4,6 %, mientras que las especificaciones sin tendencia exhibieron subestimaciones medias entre aproximadamente 3,5 % y 3,9 %. La elección final ponderó tanto estas características como el comportamiento de los errores al aumentar el horizonte.

10.4. Validación estadística y económica

10.4.1. Desempeño según el horizonte de evaluación

Para estudiar la evolución de la capacidad predictiva durante el período de validación se compararon C2_T y C2_NT por grupos de cuatro trimestres. La Tabla 15 resume el MAPE para ambos modelos.

Tabla 15: MAPE según tramo del horizonte de validación

Horizonte desde 2021T1	**C2_NT: MAPE (%)**	**C2_T: MAPE (%)**
Trimestres 1–4	6,294	**5,685**
Trimestres 5–8	**6,929**	8,292
Trimestres 9–12	**9,106**	10,448
Trimestres 13–16	**11,082**	12,311
Trimestres 17–20	**12,779**	15,432

Fuente: Elaboración propia a partir de la validación registrada en RStudio. Cada tramo corresponde a cuatro trimestres consecutivos de la única partición de validación 2021–2025; no se trata de un experimento de múltiples orígenes de pronóstico.

Durante el primer año del período de validación, C2_T obtuvo menor MAPE. Sin embargo, a partir del segundo bloque anual C2_NT registró menores errores porcentuales, y la diferencia aumentó hacia el final de la muestra. En los trimestres 17-20, por ejemplo, el MAPE fue de 12,779 % para C2_NT y 15,432 % para C2_T. Este comportamiento apoyó preferir la especificación sin tendencia para un horizonte de proyección de diez años. No obstante, el umbral observado después del primer año es propio del ejercicio realizado y no debe generalizarse como una regla universal.

Es importante precisar que la validación utilizó PIB y clima observados durante 2021-2025. Las métricas evalúan, por tanto, la capacidad de predicción condicional de la ecuación econométrica; no incorporan los errores que pueden surgir al proyectar los regresores futuros. Asimismo, una única partición histórica de cinco años no constituye una validación directa del error a diez años.

10.4.2. Diagnósticos residuales de la especificación seleccionada

Tras la comparación predictiva se reestimó C2_NT con la muestra histórica completa y se aplicaron pruebas sobre sus residuos. Además de los contrastes de autocorrelación y dependencia transversal, se completó la comprobación de heterocedasticidad mediante una representación de efectos fijos con variables indicadoras regionales (LSDV). Las verificaciones de R confirmaron que esta representación utilizó las mismas 704 observaciones y reprodujo las pendientes del modelo estimado con plm. Los resultados se resumen en la Tabla 16.

Tabla 16: Diagnósticos residuales documentados para C2_NT

Contraste	**Estadístico**	**Valor p**	**Interpretación**
Breusch-Godfrey para panel, orden 4	$\chi^2 = 337{,}36$	$< 2{,}2 \times 10^{-16}$	Evidencia de autocorrelación serial
CD de Pesaran sobre residuos	$z = 3{,}9638$	$7{,}376 \times 10^{-5}$	Evidencia de dependencia transversal residual
Breusch-Pagan studentizada (LSDV regional)	$BP = 44{,}851$; gl $= 15$	$8{,}082 \times 10^{-5}$	Evidencia de heterocedasticidad

Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas de RStudio, el script `seleccion_climatica_M1.R` y el contraste adicional sobre el modelo LSDV. *Nota:* El valor p convencional de Breusch-Pagan puede verse afectado por la autocorrelación y la dependencia transversal existentes.

Los tres contrastes rechazan sus respectivas hipótesis nulas a niveles convencionales. La persistencia de dependencia transversal residual sugiere que el PIB regional, la humedad relativa y la estacionalidad no recogen todos los componentes comunes de las fluctuaciones regionales de demanda. Asimismo, la prueba Breusch-Pagan studentizada aplicada a la representación LSDV de C2_NT entrega evidencia de heterocedasticidad (BP = 44,851; 15 grados de libertad; p = 0,00008082). Esta regresión incluye efectos regionales, a diferencia de la prueba realizada inicialmente sobre el modelo agrupado.

El contraste Breusch-Pagan constituye una evidencia diagnóstica complementaria: sus valores p convencionales no son, en general, robustos frente a la autocorrelación y dependencia transversal también detectadas en el panel. Los resultados motivan la utilización de inferencia robusta, pero no implican que estas dependencias se hayan eliminado del modelo.

En el conjunto del trabajo se emplearon errores estándar de Driscoll-Kraay (vcovSCC, type = "HC1", maxlag = 4), considerando las características de los residuos y la frecuencia trimestral. Esta corrección afecta la matriz de varianzas y covarianzas de los estimadores, no las pendientes estimadas. Por ello, no elimina la autocorrelación o la dependencia transversal ni permite atribuir causalidad a los coeficientes.

10.4.3. Consistencia económica y estabilidad temporal

La evaluación económica consideró el signo y la interpretación de los parámetros, la estabilidad de la relación con el PIB entre muestras y el riesgo de extrapolar tendencias determinísticas. En particular, el coeficiente del PIB de C2_NT pasó de aproximadamente 0,818 en la estimación

2010-2020 a 0,922 al utilizar 2010-2025, equivalente a un cambio relativo cercano al 12,7 %. Esta diferencia refleja sensibilidad a la extensión temporal, pero no fue considerada, por sí sola, evidencia suficiente para descartar la ecuación seleccionada.

En el modelo alternativo C2_T, el coeficiente del PIB pasó de aproximadamente 0,244 a 0,290 entre las mismas muestras, un cambio relativo cercano al 18,4 %. La inclusión de una tendencia altera de forma importante la distribución de la variación explicada entre tiempo y actividad económica, por lo que sus parámetros no deben interpretarse como directamente equivalentes a los del modelo sin tendencia.

10.5. Selección y análisis del modelo final

10.5.1. Especificación y estimación con muestra completa

Considerando la validación temporal, la parsimonia y el riesgo de extrapolación, se seleccionó C2_NT como modelo principal para la proyección de demanda eléctrica entre 2026 y 2035. Su especificación es:

$$\ln(D_{r,t}) = \alpha_r + \beta_1 \ln(PIB_{r,t}) + \beta_2 HURS_{r,t} + \sum_{q=2}^{4} \gamma_q Q_{q,t} + \varepsilon_{r,t}, \tag{50}$$

El modelo se reestimó mediante efectos fijos regionales con las 704 observaciones de 2010T1 a 2025T4. La Tabla 17 presenta los parámetros y errores estándar robustos de Driscoll-Kraay registrados para esta estimación.

Tabla 17: Estimación de C2_NT con errores estándar de Driscoll-Kraay, 2010–2025

Regresor	**Coeficiente**	**Error estándar DK**	**Valor p**
Logaritmo del PIB regional total	0,921753	0,053452	$< 2{,}2 \times 10^{-16}$
Humedad relativa (`hurs`)	0,000642	0,000435	0,140187
Segundo trimestre (respecto de T1)	−0,020576	0,012548	0,101496
Tercer trimestre (respecto de T1)	0,030728	0,013284	0,021010
Cuarto trimestre (respecto de T1)	−0,037408	0,011986	0,001879

Fuente: Elaboración propia a partir de la estimación `plm` y la inferencia `vcovSCC` registradas en RStudio. Efectos fijos individuales por región; sin tendencia determinística. Número de observaciones: 704; R^2 *within* = 0,487854; R^2 *within* ajustado = 0,476688.

El coeficiente de humedad relativa es positivo y equivale aproximadamente a un cambio de 0,064 % en la demanda por un punto porcentual adicional de humedad, manteniendo constantes los demás regresores. No obstante, su valor p de 0,140 no permite rechazar la hipótesis de coeficiente nulo al 5 %. Por ello, no corresponde afirmar que la estimación haya demostrado una relación positiva estadísticamente significativa entre humedad y demanda. La variable se conservó porque la combinación C2_NT mostró el mejor desempeño predictivo en los criterios priorizados, no por una selección basada únicamente en significancia individual.

En relación con el primer trimestre, los coeficientes de estacionalidad implican diferencias estimadas de aproximadamente $-2{,}04$ % para el segundo trimestre, +3,12 % para el tercero y $-3{,}67$ % para el cuarto, al aplicar la transformación exacta $100(e^{\hat{\gamma}_q} - 1)$. Los coeficientes del tercero y cuarto trimestre fueron significativos al 5 %, mientras que el del segundo no alcanzó ese umbral.

El modelo exhibió un R^2 within de 0,4879, por lo que explica aproximadamente el 48,8 % de la variación de la demanda logarítmica una vez descontados los efectos individuales, en el sentido del estadístico de ajuste del estimador within. Este indicador no debe equipararse al porcentaje de variación total explicado ni utilizarse de manera aislada como medida de capacidad predictiva fuera de muestra.

10.5.2. Contraste con la alternativa que incorpora tendencia

El modelo C2_T, estimado sobre 2010-2025, obtuvo un R^2 within mayor (0,5826) y una pendiente de tendencia temporal estimada de 0,005188 por trimestre, significativa según la inferencia robusta registrada. Sin embargo, su elasticidad parcial del PIB fue sustancialmente menor (0,2895) y el coeficiente de humedad resultó negativo ($-0{,}001478$). La sensibilidad de estos coeficientes a la tendencia es relevante para su interpretación económica y para la estabilidad de una extrapolación prolongada.

Si se mantuviera constante la pendiente estimada durante los 40 trimestres de 2026-2035, el componente de tendencia implicaría por sí solo un aumento multiplicativo aproximado de 23,1 %, calculado mediante $100[\exp(40 \times 0,00518755) - 1]$, adicional a los cambios atribuibles a PIB, humedad y estacionalidad. Este cálculo ilustra el riesgo de prolongar mecánicamente una tendencia histórica cuya persistencia futura no está garantizada. A ello se suma que C2_T mostró un mayor

sesgo positivo y un MAPE más elevado en los tramos finales de la validación.

Por estas razones, se prefirió C2_NT para el horizonte 2026-2035, reconociendo que C2_T obtuvo mejores resultados para algunos criterios y durante el primer año de evaluación. La decisión corresponde a una elección condicionada al propósito predictivo de mediano y largo plazo y a los resultados disponibles, no a una demostración de que la tendencia sea económicamente inexistente.

10.5.3. Alcance de la selección

La selección final establece una ecuación operativa y parsimoniosa, cuyos parámetros pueden combinarse con las trayectorias proyectadas de PIB regional y humedad relativa descritas en el capítulo 9. Sus resultados deben interpretarse considerando tres límites principales: (i) la dependencia temporal y transversal residual; (ii) la validación condicional basada en regresores observados y limitada a cinco años; y (iii) la posibilidad de cambios estructurales futuros en las relaciones entre actividad económica, condiciones climáticas y consumo eléctrico.

El capítulo 11 presenta las trayectorias trimestrales de demanda proyectada y examina su distribución regional, crecimiento temporal y consistencia con los antecedentes disponibles. No se atribuyen al presente modelo intervalos probabilísticos ni pruebas de sensibilidad que no hayan sido efectivamente calculados.

11. Resultados y análisis de las proyecciones

Este capítulo presenta los resultados de la proyección trimestral de demanda eléctrica correspondiente al período 2026–2035. Se emplea la especificación econométrica C2_NT, seleccionada en el capítulo 10, estimada con efectos fijos regionales y las variables explicativas PIB regional total y humedad relativa, además de controles estacionales. Los resultados se obtuvieron aplicando el modelo reestimado con información de 2010–2025 a las trayectorias exógenas proyectadas descritas en el capítulo 9.

Para consolidar las magnitudes anuales se sumaron las predicciones de los cuatro trimestres y de las 11 unidades territoriales incluidas en el panel. La reconstrucción realizada para esta sección reprodujo los cinco coeficientes estimados y las once predicciones de 2026T4 consignadas en los registros de RStudio. La demanda trimestral, originalmente expresada en kWh, se convirtió a TWh mediante la división por 10^9. Los resultados representan la cobertura territorial de la investigación y no incluyen una estimación independiente de territorios excluidos de ese panel.

11.1. Proyecciones trimestrales de la demanda eléctrica regional

La aplicación de C2_NT generó 440 predicciones región-trimestre, correspondientes a 11 regiones durante 40 trimestres. Todas las predicciones fueron positivas, sin valores faltantes y con una única observación por combinación de región, año y trimestre. La agregación de las proyecciones entrega una demanda estimada de 82,43 TWh para 2026 y 97,95 TWh para 2035. La diferencia equivale a un crecimiento acumulado de 18,83 % entre ambos años y una tasa anual compuesta de 1,94 % calculada sobre los nueve años transcurridos entre 2026 y 2035. La Tabla 18 presenta, por año, el nivel agregado y su variación porcentual respecto del año anterior dentro de la propia trayectoria proyectada.

Tabla 18: Demanda eléctrica anual agregada proyectada, 2026–2035

Año	Demanda (TWh/año)	Variación anual (%)
2026	82,43	—-
2027	84,26	2,23
2028	86,07	2,15
2029	87,86	2,08
2030	89,63	2,01
2031	91,42	2,00
2032	93,07	1,81
2033	94,77	1,83
2034	96,41	1,73
2035	97,95	1,60

Fuente: Elaboración propia a partir del panel maestro y del modelo C2_NT.
Nota: La variación de 2026 se omite porque la comparación directa con el dato observado de 2025 no emplea una base homogénea de predicciones.

Las variaciones de la demanda anual proyectada oscilan entre 1,60 % y 2,23 % durante 2027–2035, con una desaceleración gradual del crecimiento al final del horizonte. Este resultado depende de las trayectorias de los regresores futuros y no constituye una tendencia determinística adicional: la especificación seleccionada no incorpora un coeficiente temporal que fuerce un crecimiento autónomo.

La demanda histórica agregada de 2025, construida desde los retiros PLABACOM, fue de aproximadamente 79,53 TWh. La diferencia directa entre dicha cifra y los 82,43 TWh proyectados para 2026 es de 3,65 %, pero no debe interpretarse automáticamente como el crecimiento interanual generado exclusivamente por la ecuación, dado que compara una observación real con el nivel de una predicción econométrica. Para evaluar el cambio propio del modelo debe utilizarse una base estimada homogénea en ambos años.

La Figura 1 amplía la comparación nacional e incorpora, además de los escenarios del CEN, la trayectoria oficial de la CNE, el escenario de Transición Acelerada de la PELP del Ministerio de Energía y una segunda trayectoria propia construida de manera exploratoria al sumar a la proyección base C2_NT las proyecciones nacionales de electromovilidad, calefacción eléctrica e hidrógeno verde provenientes de la PELP. Este último ejercicio se presenta como una aproximación descriptiva para contrastar órdenes de magnitud, ya que no replica necesariamente el proce-

dimiento interno con que el CEN integra esos consumos adicionales a su proyección principal. La comparación institucional se desarrolla en la sección 11.5, porque las metodologías, coberturas y fechas de elaboración no son idénticas.

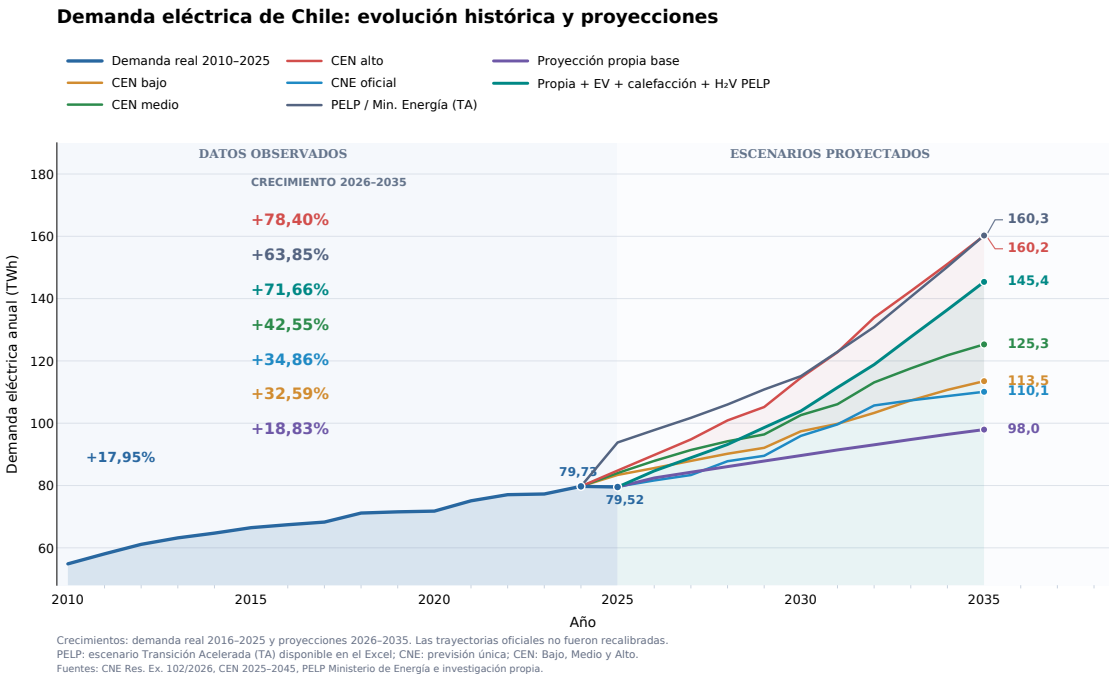


Figura 1: Comparación nacional entre la demanda histórica observada, los escenarios del CEN, la proyección oficial de la CNE, el escenario de Transición Acelerada de la PELP y las dos trayectorias propias de esta investigación para 2026–2035.

11.2. Evolución temporal y diferencias entre regiones

Las trayectorias estimadas muestran heterogeneidad regional tanto en magnitud absoluta como en tasas de crecimiento. En el modelo, estas diferencias se asocian con el nivel histórico de demanda, los efectos individuales estimados por región y los supuestos futuros de PIB y humedad relativa, sin que ello permita identificar una causalidad sectorial específica. El modelo comparte pendientes entre regiones y no incorpora parámetros sectoriales específicos dentro de su especificación final. La Tabla 19 compara los niveles anuales de 2026 y 2035, su tasa anual compuesta de crecimiento y la participación de cada región en el total del panel al final del horizonte.

Tabla 19: Demanda eléctrica anual regional proyectada, 2026 y 2035

Región	**2026 (TWh)**	**2035 (TWh)**	**CAGR (%)**	**Cuota 2035 (%)**
Tarapacá	3,09	3,68	1,96	3,76
Antofagasta	17,84	21,25	1,96	21,69
Atacama	5,24	6,24	1,96	6,37
Coquimbo	2,30	2,85	2,42	2,91
Valparaíso	7,46	8,81	1,86	8,99
O'Higgins	5,03	6,00	1,97	6,13
Maule	3,91	4,82	2,37	4,92
Biobío	7,35	8,21	1,23	8,38
La Araucanía	1,99	2,37	1,96	2,42
Los Lagos	3,60	4,40	2,25	4,49
Metropolitana	24,61	29,32	1,96	29,94
Total	**82,43**	**97,95**	**1,94**	**100,00**

Fuente: Elaboración propia a partir de las predicciones de C2_NT.
Nota: CAGR calculado sobre demandas *anuales* entre 2026 y 2035, es decir, nueve intervalos anuales.

La Región Metropolitana alcanza 29,32 TWh en 2035, equivalente al 29,94 % de la demanda agregada. Antofagasta representa 21,69 %, con 21,25 TWh. Ambas concentran conjuntamente cerca del 51,63 % de la energía anual proyectada para ese año. Por tanto, aunque las tasas regionales son distintas, las regiones de mayor magnitud mantienen una influencia determinante en el total del panel.

Respecto de la dinámica interanual, se calculó para cada región la variación entre trimestres equivalentes de años consecutivos. Para 2026 se utilizó como referencia la demanda estimada por el mismo modelo para 2025, mientras que desde 2027 se emplearon las proyecciones del año anterior. Esta construcción evita confundir el error inicial de nivel de la ecuación con crecimiento atribuible a las trayectorias futuras. La Tabla 20 resume, para cada región, el mínimo, máximo y promedio de las variaciones interanuales trimestrales calculadas con ese criterio.

Tabla 20: Variaciones interanuales de demanda trimestral proyectada por región, 2026–2035

Región	**Mínimo (%)**	**Máximo (%)**	**Media (%)**
Tarapacá	-0,35	5,24	2,03
Antofagasta	1,48	3,47	2,04
Atacama	-3,01	5,93	1,98
Coquimbo	1,99	3,40	2,48
Valparaíso	-0,59	4,17	1,88
O'Higgins	-2,52	6,78	2,06
Maule	-4,70	7,15	2,43
Biobío	-2,91	4,40	1,26
La Araucanía	1,62	2,93	2,01
Los Lagos	1,96	3,33	2,33
Metropolitana	1,52	3,47	2,02

Fuente: Elaboración propia a partir de la trayectoria C2_NT.
Nota: Cada región aporta 40 observaciones. En 2026, el período de comparación de 2025 corresponde al valor *modelado* para el mismo trimestre.

Los promedios regionales varían entre 1,26 % en Biobío y 2,48 % en Coquimbo. Las tasas trimestrales interanuales más extremas aparecen en Maule: 7,15 % para 2026T3 y $-4{,}70$ % para 2026T4. Estos valores no implican necesariamente episodios extraordinarios de consumo eléctrico real; reflejan las variaciones del conjunto de regresores utilizado por el modelo y deben examinarse respecto de las trayectorias de PIB proyectadas.

Para evaluar el crecimiento de largo plazo eliminando la comparación entre trimestres distintos, se contrastó específicamente el cuarto trimestre de 2026 con el cuarto trimestre de 2035. Las tasas anuales compuestas van desde 1,23 % en Biobío hasta 2,42 % en Coquimbo. Maule alcanza aproximadamente 2,36 %, mientras que la Región Metropolitana y Antofagasta presentan valores cercanos a 1,96 % y 1,99 %, respectivamente. Las tasas calculadas a partir de las demandas anuales de la Tabla 19 y las calculadas únicamente entre cuartos trimestres, representadas en la Figura 2, son similares, aunque no necesariamente idénticas.

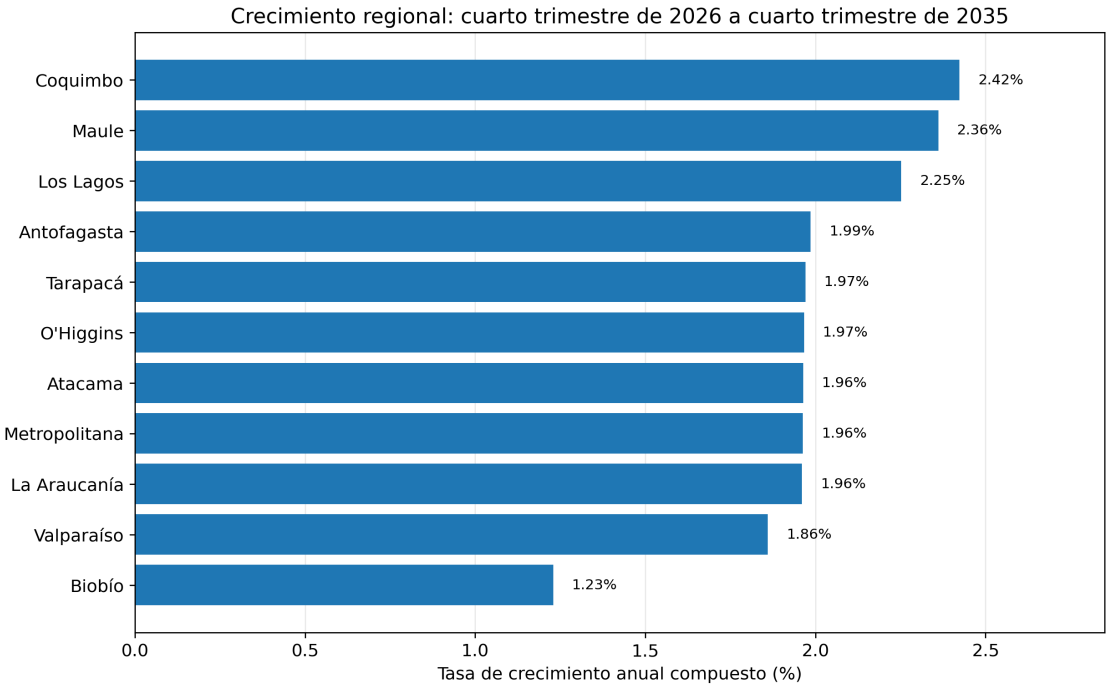


Figura 2: Tasa de crecimiento anual compuesta de la demanda eléctrica proyectada por región entre el cuarto trimestre de 2026 y el cuarto trimestre de 2035.

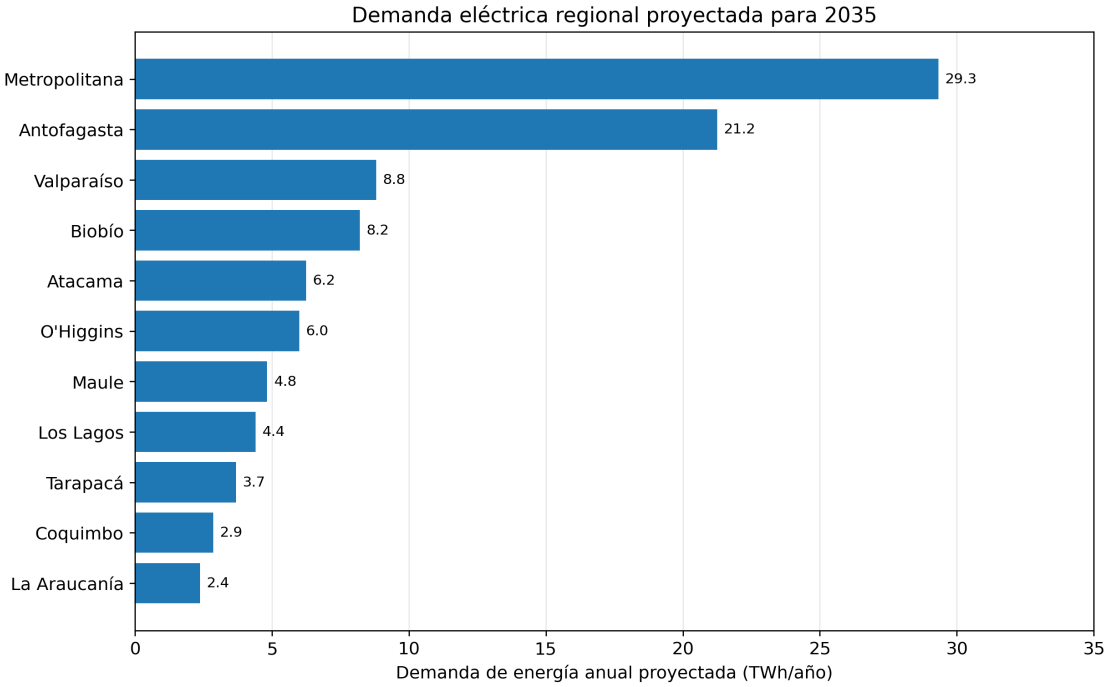


Figura 3: Demanda de energía eléctrica anual proyectada por región para 2035 mediante el modelo C2_NT.

La comparación regional con proyecciones institucionales se restringió al CEN, porque fue la única fuente identificada que publica trayectorias regionales de demanda eléctrica en un formato directamente utilizable y comparable con las once unidades analíticas del estudio. En cambio, la CNE y el Ministerio de Energía entregan trayectorias nacionales y supuestos sectoriales, pero no una serie regional de demanda eléctrica equivalente para todo el horizonte y con la misma desagregación territorial empleada en esta memoria. Por esta razón, el contraste regional detallado se concentró en el CEN y se presenta de manera completa en el *Anexo A*.

Dentro de ese contraste regional, la Figura 4 y la Figura 5 destacan dos casos relevantes para la interpretación de los resultados. Antofagasta es especialmente importante porque el modelo base C2_NT proyecta 21,25 TWh en 2035, mientras que la trayectoria propia ajustada con los consumos adicionales de electromovilidad, calefacción e H_2V alcanza 32,22 TWh y las proyecciones del CEN se ubican entre 25,42 TWh y 56,15 TWh. La brecha respecto del CEN alto y, en menor medida, del escenario medio, sugiere que la especificación final basada en PIB total y humedad relativa podría estar subrepresentando consumos asociados a estructuras productivas o proyectos intensivos en electricidad, coherente con la observación de que las variables sectoriales quedaron como una línea de trabajo no agotada.

La Región Metropolitana muestra un patrón distinto. En 2035, la proyección base alcanza 29,32 TWh y la versión ajustada con electromovilidad, calefacción e H_2V llega a 37,25 TWh, muy cerca del escenario bajo del CEN (38,03 TWh). Este resultado indica que una parte importante de la brecha nacional puede atribuirse a consumos adicionales no representados explícitamente por el modelo base, más que a un sesgo uniforme en todas las regiones. Las demás trayectorias regionales, incluidas Tarapacá, Atacama, Coquimbo, Valparaíso, O'Higgins, Maule, Biobío, La Araucanía y Los Lagos, se presentan en el Anexo A.1.

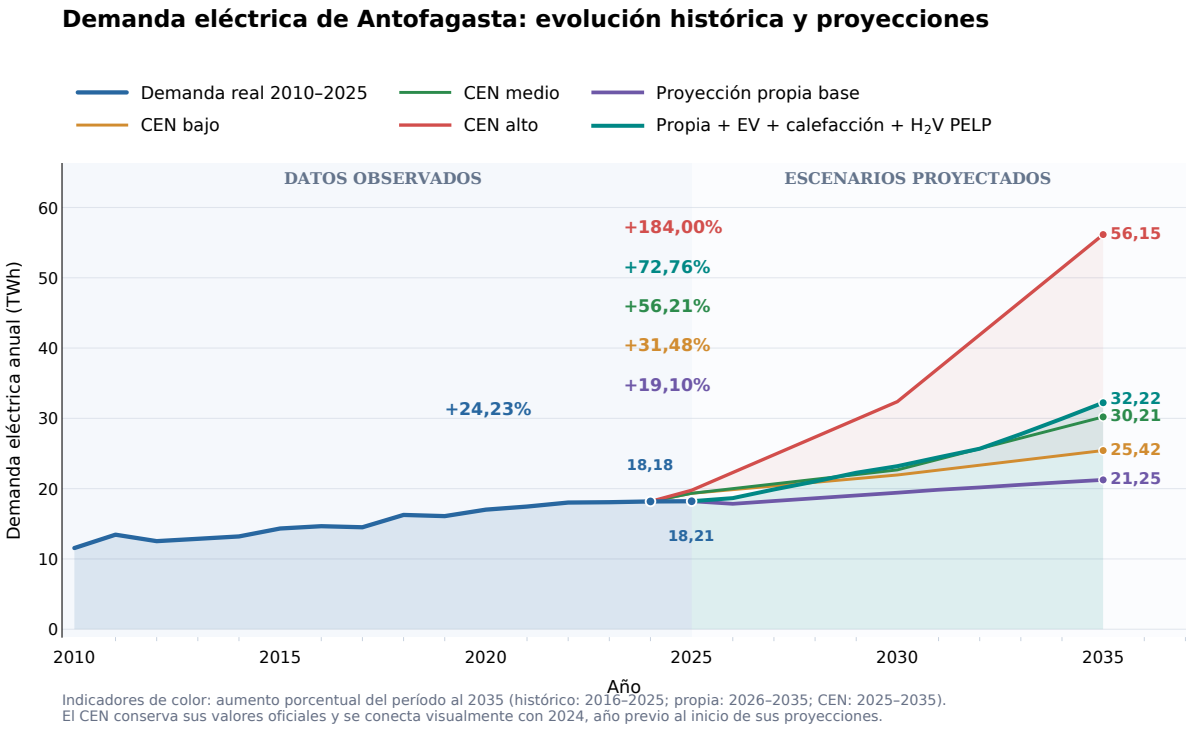


Figura 4: Evolución histórica y proyecciones de demanda eléctrica para Antofagasta: comparación entre el CEN y las dos trayectorias propias de esta investigación.

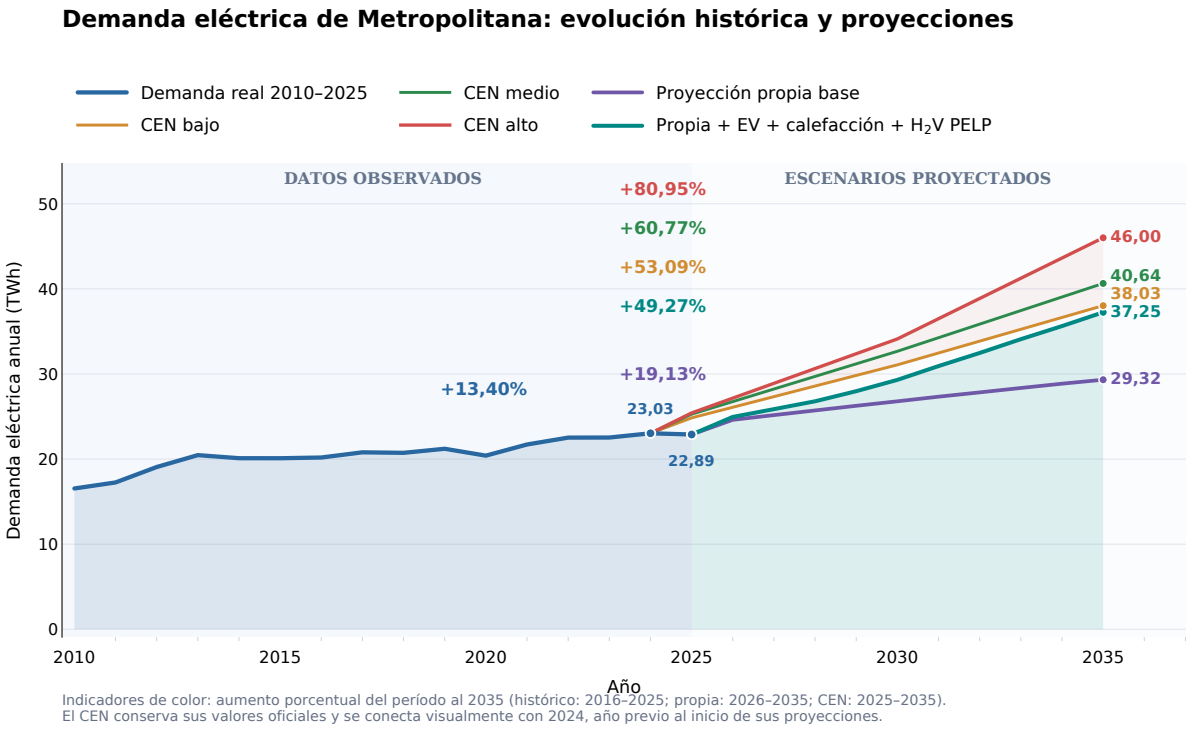


Figura 5: Evolución histórica y proyecciones de demanda eléctrica para la Región Metropolitana: comparación entre el CEN y las dos trayectorias propias de esta investigación.

11.3. Contribución regional a la brecha entre la proyección base y el CEN

Para explicar por qué la agregación de las once trayectorias C2_NT resulta menor que los escenarios institucionales, no basta con examinar el total nacional. Se contrastaron los niveles regionales de 2035 representados en las figuras del anexo de trayectorias regionales, usando como referencia el escenario medio del CEN. Se define la brecha descriptiva por región como $\Delta_r = D_{r,2035}^{\mathrm{CEN,medio}} - \widehat{D}_{r,2035}^{\mathrm{C2_NT}}$. Un valor positivo significa que el nivel del CEN es mayor que el de la proyección econométrica propia. La Tabla 21 muestra los valores obtenidos de las etiquetas de los gráficos, con dos decimales; por lo tanto, son aproximados y no reemplazan una conciliación con los archivos originales de ambas fuentes.

Tabla 21: Contribución regional indicativa a la brecha frente al escenario medio del CEN en 2035

Unidad territorial	**C2_NT (TWh)**	**CEN medio (TWh)**	**Brecha (TWh)**
Metropolitana	29,32	40,64	11,32
Antofagasta	21,25	30,21	8,96
Tarapacá (incluye Arica y Parinacota)	3,68	5,77	2,09
Biobío (incluye Ñuble)	8,21	10,12	1,91
Valparaíso	8,81	10,64	1,83
Los Lagos (incluye Los Ríos)	4,40	5,05	0,65
Atacama	6,24	6,87	0,63
O'Higgins	6,00	6,15	0,15
Coquimbo	2,85	2,96	0,11
La Araucanía	2,37	2,38	0,01
Maule	4,82	4,70	$-0,12$
Suma de etiquetas regionales	**97,95**	**125,49**	**27,54**

Fuente: Elaboración propia a partir de los gráficos regionales de esta memoria y de los escenarios del CEN (Coordinador Eléctrico Nacional, 2025b). *Nota:* La suma de las etiquetas del CEN medio en los gráficos regionales (125,49 TWh) difiere en 0,19 TWh del total nacional oficial utilizado en la comparación (125,30 TWh). No se verificó la razón de esta diferencia con la base desagregada; por ello, el cuadro es una descomposición orientativa de las diferencias regionales, no una conciliación exacta del total institucional. Un valor negativo indica una predicción propia mayor que la del CEN.

La diferencia nacional frente al escenario medio oficial es de aproximadamente 27,35 TWh en 2035 (125,30 frente a 97,95 TWh). Sobre los valores regionales mostrados en la Tabla 21, Metropolitana y Antofagasta concentran conjuntamente 20,28 TWh, equivalentes a cerca de tres cuartas partes de la brecha nacional. Al agregar Tarapacá, Biobío y Valparaíso se alcanza una diferencia positiva conjunta de 26,11 TWh. Estos resultados permiten identificar dónde se origina la mayor divergencia, pero no demuestran qué parte de ella será efectivamente consumida en el futuro ni cuál ejercicio será más preciso.

Antofagasta y Tarapacá. La diferencia en Antofagasta es particularmente relevante: el modelo base alcanza 21,25 TWh y el CEN medio 30,21 TWh en 2035; en el escenario alto la diferencia crece hasta 34,90 TWh (56,15 frente a 21,25 TWh). Esta distancia es compatible con la importancia de grandes consumos mineros, plantas desaladoras y eventuales proyectos de hidrógeno verde que el CEN considera específicamente mediante encuestas y supuestos de nuevos proyectos (Coordinador Eléctrico Nacional, 2025b). El modelo C2_NT, al utilizar PIB regional total y humedad relativa con pendientes comunes, no permite distinguir el crecimiento eléctrico de faenas

y procesos industriales individuales; por ello, este resultado motiva retomar las especificaciones sectoriales mineras que no se validaron completamente. La elevada presencia fotovoltaica y de baterías de almacenamiento en el norte es relevante para la *oferta*, el traslado horario de energía y los retiros de carga de almacenamiento según su contabilización, pero no debe sumarse automáticamente como nueva demanda final. En Tarapacá, unidad que integra Arica y Parinacota, la brecha es de 2,09 TWh frente al escenario medio, consistente con la necesidad de caracterizar por separado la demanda minera y otros nuevos consumos industriales.

Región Metropolitana. Es la mayor contribución absoluta a la brecha con el escenario medio: 11,32 TWh en 2035. La comparación entre 29,32 TWh del modelo base, 37,25 TWh de la trayectoria propia con consumos sectoriales PELP y 40,64 TWh del CEN medio sugiere que la representación explícita de electrificación, transporte, actividad comercial y nuevos grandes clientes puede alterar de forma considerable el nivel previsto. Este contraste no permite atribuir porcentajes causales a cada componente porque no se realizó una descomposición econométrica de sus efectos; únicamente muestra que el PIB total y la humedad no representan explícitamente todos los cambios de uso final que aparecen en los escenarios institucionales.

Biobío y Valparaíso. En Biobío, unidad que integra Ñuble, la diferencia respecto del CEN medio alcanza 1,91 TWh (8,21 frente a 10,12 TWh). El perfil industrial, incluida la actividad forestal y de celulosa, así como la eventual aparición de nuevos consumos eléctricos y proyectos de hidrógeno verde, puede alterar la demanda más allá de la relación agregada con el PIB (Coordinador Eléctrico Nacional, 2025b). La existencia de centrales hidroeléctricas y embalses en la macrozona no constituye, por sí misma, una explicación de mayores retiros eléctricos: sus efectos principales se relacionan con disponibilidad de generación, costos y condiciones de abastecimiento. Valparaíso presenta una brecha de 1,83 TWh (8,81 frente a 10,64 TWh); su composición industrial, actividades portuarias y posibles procesos de electrificación constituyen hipótesis de demanda que requerirían indicadores sectoriales o información de proyectos para ser cuantificadas. No se estimaron efectos regionales específicos de estos mecanismos.

Atacama y Coquimbo. En Atacama, la proyección base (6,24 TWh) es próxima al escenario medio (6,87 TWh) y superior al bajo (4,99 TWh). En Coquimbo los niveles de C2_NT y CEN medio

son igualmente cercanos (2,85 y 2,96 TWh). Estas diferencias relativamente pequeñas muestran que el modelo base no queda por debajo de todos los escenarios en todas las regiones. En Coquimbo, además, las diferencias observadas en la asignación territorial de retiros históricos frente a Valparaíso justifican cautela al comparar niveles regionales derivados de bases de distinta procedencia.

O'Higgins y Maule. En O'Higgins la brecha con el escenario medio es de apenas 0,15 TWh (6,00 frente a 6,15 TWh), lo que indica una proximidad de niveles pese a las diferencias metodológicas. En Maule, el modelo base alcanza 4,82 TWh y supera ligeramente el escenario medio del CEN (4,70 TWh). Los usos industriales, agrícolas, agroindustriales y residenciales podrían explicar diferencias de crecimiento si existieran regresores que captaran su evolución específica, pero no se dispone de evidencia para asignarles un efecto cuantitativo en este estudio. La presencia de embalses y generación hidráulica en la zona se refiere predominantemente a la oferta eléctrica.

La Araucanía y Los Lagos. La Araucanía prácticamente coincide con el escenario medio del CEN en 2035 (2,37 frente a 2,38 TWh). En Los Lagos, que incluye Los Ríos, la brecha es mayor (4,40 frente a 5,05 TWh). La electrificación residencial de la calefacción, junto con la evolución de los consumos industriales de la macrozona sur, puede originar diferencias entre una extrapolación econométrica agregada y escenarios que modelan usos finales; estos mecanismos están considerados en los antecedentes del CEN, pero no fueron estimados como efectos independientes en C2_NT (Coordinador Eléctrico Nacional, 2025b).

En conjunto, la comparación revela que el menor nivel nacional de C2_NT se concentra en regiones con grandes requerimientos eléctricos actuales o potenciales, pero con dinámicas sectoriales heterogéneas. La falta de regresores que identifiquen minería, desalación, nuevos clientes y electrificación sectorial es una explicación metodológica *plausible* de parte de la divergencia respecto de las trayectorias institucionales, no una prueba estadística de subestimación futura. La diferencia entre pronósticos no es equivalente a un error de predicción, que solo podrá evaluarse cuando exista demanda efectivamente observada para esos años.

11.4. Análisis de sensibilidad y comparación de escenarios

La proyección principal representa una trayectoria condicional única, obtenida al combinar las proyecciones económicas adoptadas desde la PELP y las variables climáticas calibradas de ISIMIP3b bajo SSP3-7.0. En los archivos analizados no se identificó una simulación econométrica completa de escenarios alternativos con perturbaciones sistemáticas de PIB, clima, elasticidades u otros supuestos. Por consiguiente, no corresponde presentar bandas de escenarios propios ni intervalos probabilísticos como si hubieran sido calculados.

Es posible, sin embargo, evaluar la sensibilidad analítica de la ecuación estimada ante variaciones de sus regresores, manteniendo constantes los efectos regionales y estacionales. Para un mismo trimestre, la diferencia entre dos condiciones hipotéticas satisface:

$$\Delta\widehat{\ln D}_{r,t} = \hat{\beta}_1 \, \Delta \ln(PIB_{r,t}) + \hat{\beta}_2 \, \Delta HURS_{r,t}, \tag{51}$$

Considerando los parámetros de C2_NT, una variación de 1 % del PIB regional se asocia con una modificación aproximada de 0,92 % de la demanda estimada, manteniendo constantes los demás regresores. Una variación de un punto porcentual de humedad relativa se asocia con un cambio estimado de aproximadamente 0,064 % de demanda. Estas relaciones expresan derivadas parciales de una ecuación estadística; no constituyen impactos causales, y la pendiente de humedad no resultó estadísticamente significativa al 5 %.

La sensibilidad asociada a los supuestos de PIB y a la propia extrapolación temporal también se manifiesta en la comparación entre C2_NT y la especificación C2_T analizada en el capítulo 10. La inclusión de una tendencia determinística modifica sustancialmente las pendientes estimadas y eleva el crecimiento implícito de largo plazo, por lo que no se utilizó para generar el escenario principal. La comparación corresponde a un análisis de especificaciones econométricas, no a dos escenarios socioeconómicos coherentes entre sí.

Para evaluar incertidumbre de manera más completa sería necesario ejecutar nuevos ejercicios con trayectorias alternativas de PIB, modelos climáticos individuales, supuestos estructurales y, eventualmente, procedimientos de construcción de intervalos de predicción. Dichos ejercicios se identifican como extensiones y no se presentan como resultados efectivamente obtenidos.

11.5. Comparación con proyecciones oficiales, según su compatibilidad geográfica y temporal

Como referencias externas se utilizaron tres antecedentes institucionales. El primero corresponde al informe del Coordinador Eléctrico Nacional «Proyección de Demanda de Largo Plazo del Sistema Eléctrico Nacional, período 2025–2045», publicado en noviembre de 2025 (Coordinador Eléctrico Nacional, 2025b). Su Tabla 5-4 presenta demanda de energía anual en tres escenarios —bajo, medio y alto—, diferenciando clientes libres y clientes regulados más libres en distribución. El segundo antecedente es la trayectoria oficial de la Comisión Nacional de Energía (CNE), utilizada únicamente en el agregado nacional. El tercero es el escenario de Transición Acelerada de la PELP del Ministerio de Energía, también de alcance nacional.

La Figura 1 muestra que, hacia 2035, la trayectoria base de esta investigación alcanza 97,95 TWh, la trayectoria propia ajustada con electromovilidad, calefacción e H_2V llega a 145,4 TWh, la CNE se sitúa en 110,1 TWh, la PELP en 160,3 TWh y el CEN entre 113,5 TWh y 160,2 TWh, según el escenario considerado. La trayectoria ajustada mediante suma simple no debe interpretarse como una réplica exacta del procedimiento del CEN, sino como una prueba exploratoria destinada a evaluar cuánto cambia el orden de magnitud cuando se incorporan explícitamente algunos consumos adicionales que el modelo econométrico base no capta por construcción. Como control de consistencia, las etiquetas regionales de la trayectoria propia con consumos adicionales suman aproximadamente 144,77 TWh en 2035, frente a 145,4 TWh del gráfico nacional. La diferencia de 0,63 TWh no pudo conciliarse con los archivos de cálculo disponibles y, por ello, esta variante debe leerse como una comparación indicativa hasta verificar su agregación territorial. Esta observación no altera la suma de la trayectoria base C2_NT, que sí coincide con los 97,95 TWh reportados.

Tabla 22: Comparación indicativa con escenarios de demanda oficiales del CEN

Año	C2_NT (TWh)	Bajo (TWh)	Medio (TWh)	Alto (TWh)
2026	82,43	85,60	87,90	89,80
2030	89,63	97,40	102,60	114,60
2035	97,95	113,50	125,30	160,20

Fuente: Elaboración propia para C2_NT; (Coordinador Eléctrico Nacional, 2025b), Tabla 5-4, p. 23, para los escenarios oficiales.
Nota: Comparación descriptiva, no validación de precisión: las coberturas, fechas de elaboración y supuestos de nuevos proyectos difieren.

La proyección C2_NT es inferior al escenario bajo del CEN durante los años comparados. En 2035 alcanza 97,95 TWh, frente a 113,5 TWh en el escenario bajo, 125,3 TWh en el medio y 160,2 TWh en el alto. En términos relativos, la trayectoria del modelo queda 13,70 % por debajo del escenario bajo, 21,83 % por debajo del medio y 38,86 % por debajo del alto en ese año, usando las cifras publicadas.

Existen razones metodológicas para evitar que estas diferencias se interpreten como errores de uno u otro estudio. El CEN integra una componente econométrica top-down con levantamientos bottom-up basados en encuestas y, adicionalmente, incorpora módulos específicos para electromovilidad, calefacción eléctrica, hidrógeno verde, amoníaco verde y otros consumos emergentes reportados por empresas y estudios sectoriales (Coordinador Eléctrico Nacional, 2025b). En cambio, C2_NT utiliza una relación reducida entre la demanda, el PIB regional y la humedad relativa. Por ello, no representa explícitamente la entrada en operación de grandes proyectos futuros ni la electrificación adicional de usos finales, salvo en el ejercicio exploratorio de suma presentado en la Figura 1.

También existen diferencias de fecha de elaboración y de punto de partida. En el informe oficial de noviembre de 2025, los tres escenarios proyectaron para ese mismo año demandas de 83,4, 84,0 y 84,8 TWh, respectivamente. La demanda de 2025 consolidada posteriormente en esta investigación a partir de PLABACOM fue cercana a 79,53 TWh. Esto evidencia que una parte de las diferencias entre proyecciones puede originarse antes de 2026, asociada a los datos y supuestos disponibles cuando se elaboró cada ejercicio.

Por último, la comparabilidad territorial debe interpretarse con cautela: el presente estudio utiliza once unidades regionales agregadas, mientras que el CEN reporta el conjunto del SEN con su propia asignación de demanda. La auditoría de las fuentes históricas mostró diferencias de clasificación territorial de algunos retiros de 2025, particularmente entre Coquimbo y Valparaíso, aunque los totales agregados eran muy próximos. Por estas razones, la comparación se realiza en el agregado energético anual y tiene carácter descriptivo, no de exactitud predictiva certificada.

11.6. Discusión de resultados e incertidumbre

Los resultados indican una trayectoria ascendente de demanda eléctrica durante 2026–2035, con diferencias regionales moderadas en crecimiento medio y una concentración importante de la demanda en la Región Metropolitana y Antofagasta. El desempeño fuera de muestra documentado para C2_NT respalda su selección entre las alternativas consideradas en el capítulo 10, pero no garantiza que las relaciones estimadas permanezcan invariantes durante diez años adicionales.

La primera limitación corresponde a la incertidumbre econométrica. El modelo presenta autocorrelación, dependencia transversal residual y evidencia de heterocedasticidad. La utilización de errores estándar Driscoll-Kraay mejora la inferencia sobre parámetros bajo esas dependencias, pero no las elimina ni produce automáticamente intervalos predictivos para los niveles de demanda.

La segunda limitación es la incertidumbre de los regresores futuros. La validación temporal de 2021–2025 empleó valores observados de PIB y clima, por lo que sus métricas describen predicción condicional y no incorporan el error de proyectar ambas variables. Las simulaciones climáticas ISIMIP3b bajo SSP3-7.0, aun calibradas localmente, representan trayectorias posibles bajo un escenario determinado, no pronósticos meteorológicos exactos de cada trimestre. El empleo del promedio de cinco modelos tampoco constituye, por sí mismo, una caracterización de toda la incertidumbre climática.

Una tercera limitación proviene de la ausencia de componentes sectoriales explícitos en la especificación final. Los nuevos consumos asociados a minería, grandes centros de datos, desalación, hidrógeno verde y electrificación pueden modificar la demanda de manera no proporcional al PIB regional agregado. Las familias sectoriales M2–M4 exploradas durante la investigación no fueron incorporadas a la proyección final porque su redefinición mediante participaciones estructurales requería completar nuevamente los diagnósticos y la validación. Asimismo, el desempeño futuro podría verse afectado por cambios regulatorios, tecnológicos y de precios relativos no representados en la ecuación.

La cuarta limitación se refiere al nivel de la predicción en la transición 2025–2026. La comparación directa del dato observado de 2025T4 con la proyección 2026T1 mostró diferencias relevantes en determinadas regiones. Por ejemplo, Tarapacá registró aproximadamente $-39{,}3\,\%$ y Coquimbo $-30{,}3\,\%$ en esa comparación mixta, pero la descomposición evidenció que una parte

sustancial provenía del error de nivel preexistente del modelo en 2025T4 y de la estacionalidad. Al comparar valores generados por el modelo para trimestres equivalentes, el crecimiento previsto para 2025T1–2026T1 fue de aproximadamente 5,24 % en Tarapacá y 2,74 % en Coquimbo. Por ello, no se interpretaron los saltos de nivel como crecimiento interanual genuino ni se aplicó un ajuste ad hoc para forzar la continuidad de la serie.

Una consideración adicional es la interpretación económica del indicador climático finalmente seleccionado. Aunque la humedad relativa contribuyó al desempeño predictivo de la especificación, su coeficiente no alcanzó significancia individual al 5 % con la inferencia robusta utilizada. La relación estimada no debe interpretarse como una demostración causal del efecto de la humedad sobre la demanda de electricidad.

En síntesis, C2_NT proporciona una línea de referencia regional de carácter condicional, útil para cuantificar trayectorias asociadas al PIB y al clima dentro de la especificación estimada. Su aplicación a planificación de infraestructura, contratación eléctrica o decisiones de inversión debe complementarse con información de proyectos identificables, actualización periódica de variables económicas y meteorológicas, análisis sectoriales y ejercicios explícitos de incertidumbre. Los resultados no representan un límite superior de demanda, ni deben confundirse con los escenarios de expansión y nuevos consumos de la proyección oficial del CEN.

12. Conclusión

La presente investigación tuvo como objetivo desarrollar y evaluar una metodología econométrica Top-Down para explicar la demanda de energía eléctrica regional y generar proyecciones trimestrales para el período 2026–2035. A partir de la integración de antecedentes económicos, demográficos, meteorológicos y eléctricos, se construyó una base de datos homogénea para once unidades territoriales durante 2010–2025. El trabajo permitió identificar una especificación econométrica con capacidad predictiva contrastada en una muestra de validación y aplicarla a trayectorias futuras de actividad económica y clima. En consecuencia, se cumplió el propósito de obtener una referencia cuantitativa regional reproducible dentro de los supuestos y límites del enfoque adoptado.

Un primer resultado del estudio fue la construcción de un panel histórico trimestral de 704 observaciones, que exigió homologar la cobertura regional, compatibilizar unidades y frecuencias, empalmar las series de actividad económica y completar antecedentes climáticos mediante procedimientos documentados. Esta etapa constituyó una parte relevante del aporte metodológico, ya que permitió analizar conjuntamente variables cuya información original proviene de fuentes y criterios de elaboración distintos. Asimismo, evidenció que la trazabilidad de los datos y la consistencia de su asignación territorial son condiciones necesarias para interpretar los resultados, especialmente cuando se comparan registros de demanda elaborados en distintos momentos o con diferentes criterios geográficos.

Respecto de la estrategia econométrica, los diagnósticos revelaron dependencia transversal entre las unidades regionales y mostraron que, bajo las especificaciones de prueba seleccionadas, el logaritmo de la demanda eléctrica y el del PIB regional total presentaban evidencia de estacionariedad en niveles. Por esta razón, no se consideró justificado aplicar de manera automática técnicas convencionales de cointegración de panel, inicialmente contempladas para series integradas de orden uno. La investigación se orientó, en cambio, hacia modelos de efectos fijos que controlan la heterogeneidad regional persistente, complementados con diagnósticos residuales e inferencia robusta. Este resultado confirma la importancia de determinar la estrategia de estimación a partir de las propiedades observadas de los datos y no exclusivamente del horizonte temporal que se desea proyectar.

La comparación de especificaciones permitió seleccionar el modelo C2_NT, compuesto

por efectos fijos regionales, PIB regional total, humedad relativa y controles estacionales, sin una tendencia temporal determinística. En la validación de 2021–2025, esta formulación obtuvo un error porcentual absoluto medio (MAPE) de 9,24 %, un error absoluto medio (MAE) de 156,21 GWh y una raíz del error cuadrático medio (RMSE) de 257,99 GWh por observación región-trimestre. Entre las seis alternativas finalistas fue la que presentó los menores errores según esas tres métricas en la escala original de demanda. Su selección también consideró el menor riesgo de extrapolar una tendencia temporal durante diez años. Sin embargo, otros modelos consiguieron mejores resultados para determinadas métricas y tramos de validación, por lo que la preferencia por C2_NT responde a los criterios predictivos priorizados y no a una superioridad universal.

La estimación final con las 704 observaciones históricas entregó una elasticidad de la demanda respecto del PIB regional total de aproximadamente 0,922, estadísticamente significativa con errores estándar de Driscoll-Kraay. Esto indica que, dentro de la especificación considerada y manteniendo constantes sus demás componentes, un aumento de 1 % del PIB regional se asocia con un incremento aproximado de 0,92 % de la demanda eléctrica. En cambio, el coeficiente de humedad relativa no alcanzó significancia estadística al 5 %, aunque la variable se mantuvo por el desempeño predictivo conjunto del modelo. Estas asociaciones no deben interpretarse como efectos causales. Los contrastes residuales identificaron autocorrelación, dependencia transversal y evidencia de heterocedasticidad; por ello, la inferencia robusta fue pertinente, sin que ello implique haber eliminado dichas dependencias ni haber resuelto la incertidumbre de las predicciones.

Para aplicar el modelo al período 2026–2035, se combinaron trayectorias de PIB regional derivadas del escenario Carbono Neutralidad de la Planificación Energética de Largo Plazo con proyecciones climáticas ISIMIP3b bajo SSP3-7.0. Estas últimas se procesaron mediante cinco modelos climáticos globales y una calibración local adicional respecto de las series DMC/ERA5-Land, antes de su agregación trimestral. Se generaron 440 predicciones región-trimestre. La demanda anual agregada de las once unidades territoriales aumenta de 82,43 TWh en 2026 a 97,95 TWh en 2035, lo que equivale a un crecimiento acumulado de 18,83 % y a una tasa anual compuesta de 1,94 % entre ambos años. Esta trayectoria corresponde a una proyección condicional a los regresores futuros empleados, y no a una predicción independiente de la evolución de todos los consumos eléctricos del país.

Los resultados también reflejan diferencias territoriales relevantes. Para 2035, la Región

Metropolitana alcanza aproximadamente 29,32 TWh y Antofagasta 21,25 TWh, concentrando conjuntamente cerca del 51,63 % de la demanda proyectada del panel. Las tasas anuales compuestas regionales calculadas entre las demandas anuales de 2026 y 2035 se sitúan aproximadamente entre 1,23 % en Biobío y 2,42 % en Coquimbo. Esta heterogeneidad muestra la utilidad de conservar la dimensión regional del análisis, en vez de limitar el ejercicio a una única proyección agregada. No obstante, la especificación final emplea pendientes comunes para todas las regiones y, por tanto, no permite atribuir esas diferencias a efectos sectoriales específicos estimados separadamente.

La comparación con los antecedentes oficiales del CEN (Coordinador Eléctrico Nacional, 2025b) permitió dimensionar el alcance de los resultados. Para 2035, la demanda obtenida mediante C2_NT, de 97,95 TWh, es inferior a los 113,5 TWh del escenario bajo, 125,3 TWh del escenario medio y 160,2 TWh del escenario alto publicados por el Coordinador Eléctrico Nacional. Esta diferencia no constituye por sí sola evidencia de un error predictivo: los ejercicios difieren en información de partida, cobertura y metodología. En particular, la proyección oficial incorpora supuestos específicos sobre nuevos grandes consumos, mientras que el modelo desarrollado extrapola una relación econométrica agregada sin representar individualmente la entrada de proyectos mineros, plantas desaladoras, centros de datos u otros consumos emergentes. En consecuencia, ambas aproximaciones deben entenderse como herramientas complementarias para propósitos de análisis distintos.

El contraste de las trayectorias regionales permite precisar que la diferencia respecto del escenario medio del CEN no se distribuye de manera uniforme. En 2035, las mayores brechas de la proyección base se concentran en la Región Metropolitana (11,32 TWh) y Antofagasta (8,96 TWh), seguidas por Tarapacá, Biobío y Valparaíso. En Antofagasta, los nuevos consumos mineros, de desalación y eventualmente de hidrógeno verde pueden requerir una representación sectorial más detallada; en la Región Metropolitana, los cambios en usos finales, electrificación y grandes consumidores también pueden modificar las trayectorias. Por su parte, la disponibilidad de generación fotovoltaica, almacenamiento en baterías o embalses hidráulicos no explica por sí sola un aumento de la demanda final. Estos antecedentes refuerzan la recomendación de completar la validación de los modelos sectoriales y representar explícitamente los consumos adicionales cuando existan datos de proyectos verificables.

La comparación nacional ampliada incluyó, además, proyecciones de la CNE y del Mi-

nisterio de Energía y un ejercicio exploratorio propio en que se agregaron las demandas PELP de electromovilidad, calefacción e hidrógeno verde a la trayectoria C2_NT. Para 2035, esta suma ilustrativa alcanza aproximadamente 145,4 TWh, frente a 97,95 TWh del modelo base. Este ejercicio evidencia la sensibilidad del total a consumos no modelados explícitamente, pero no reproduce necesariamente el procedimiento del CEN ni constituye una nueva estimación econométrica; debe verificarse la consistencia de coberturas y el riesgo de superposición entre consumos antes de utilizarlo con fines de planificación.

Entre las principales limitaciones de la investigación se encuentra que la validación temporal utilizó valores observados de PIB y clima para 2021–2025. Por tanto, el MAPE obtenido mide el desempeño condicional de la ecuación, pero no incorpora los errores asociados a pronosticar sus variables explicativas ni demuestra un error equivalente para un horizonte de diez años. Asimismo, se evaluó una sola combinación central de supuestos futuros, sin construir escenarios alternativos propios ni intervalos probabilísticos de predicción. Las familias que incorporaban shocks mineros y manufactureros fueron exploradas, pero su reformulación con participaciones estructurales no completó una nueva validación integral; por ello, no corresponde extraer conclusiones definitivas sobre su desempeño ni afirmar que el PIB agregado agote los factores explicativos de la demanda.

Como líneas de desarrollo futuro, se propone completar la reestimación y validación de las especificaciones sectoriales, incorporar información explícita sobre nuevos proyectos de consumo y electrificación, y evaluar escenarios alternativos de actividad económica y clima. También resulta pertinente efectuar validaciones de origen móvil que integren la proyección de los regresores, examinar la estabilidad de los parámetros ante cambios estructurales y construir intervalos de predicción que representen distintas fuentes de incertidumbre. En términos de aplicación, el procedimiento desarrollado puede actualizarse periódicamente con nueva información histórica y utilizarse como referencia complementaria en estudios de planificación energética. Su contribución principal radica en ofrecer una metodología regional documentada, contrastable y transparente acerca de sus supuestos, resultados y limitaciones.

A. Anexos

A.1. Gráficos complementarios de proyecciones nacionales y regionales

Esta sección reúne los gráficos de evolución histórica y proyecciones utilizados como complemento de la discusión del capítulo 11. Se incluye la comparación nacional ampliada entre organismos y todas las trayectorias regionales contrastadas con los escenarios del CEN. Estos gráficos cumplen una función descriptiva y permiten visualizar tanto las diferencias de nivel como las brechas de crecimiento entre las trayectorias propias y las institucionales.

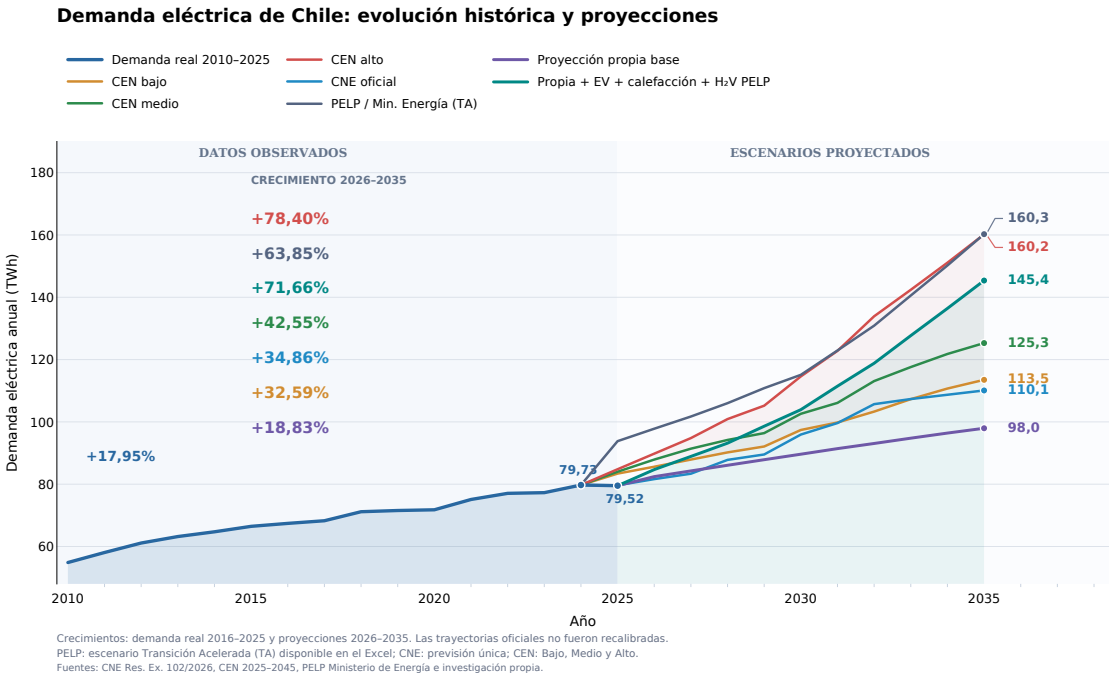


Figura 6: Demanda eléctrica nacional de Chile: evolución histórica y comparación entre proyecciones institucionales y propias.

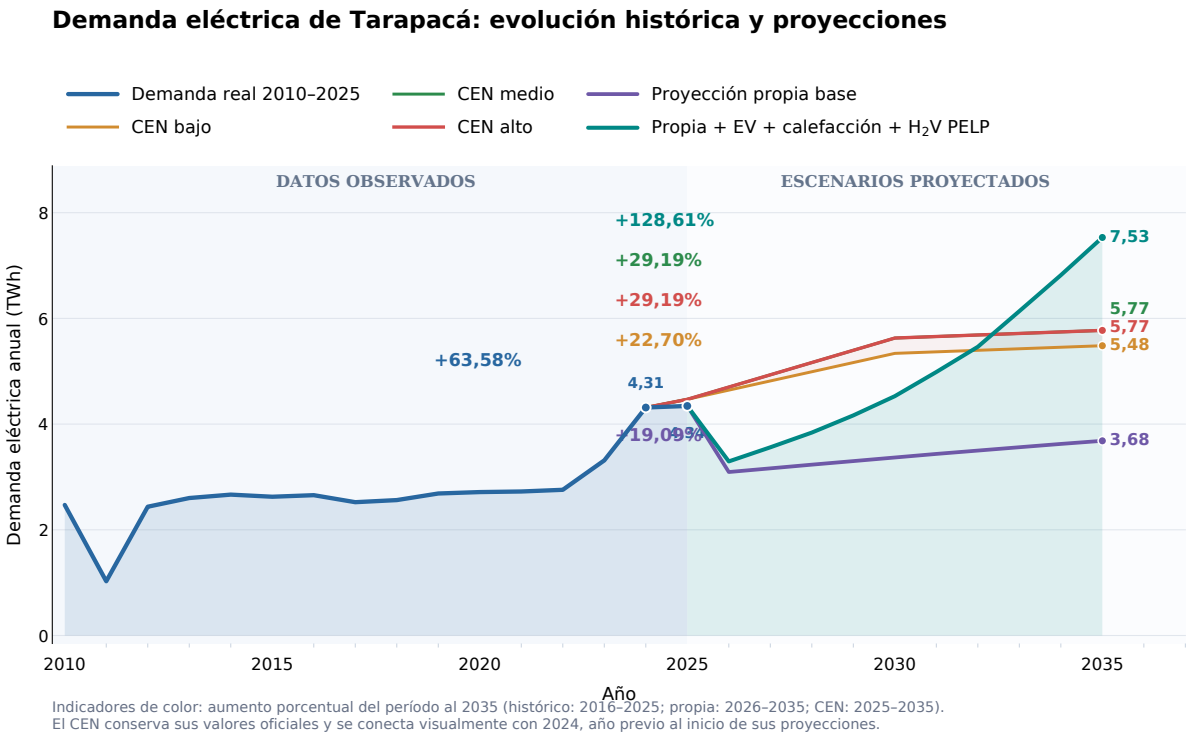


Figura 7: Demanda eléctrica de Tarapacá: evolución histórica y proyecciones.

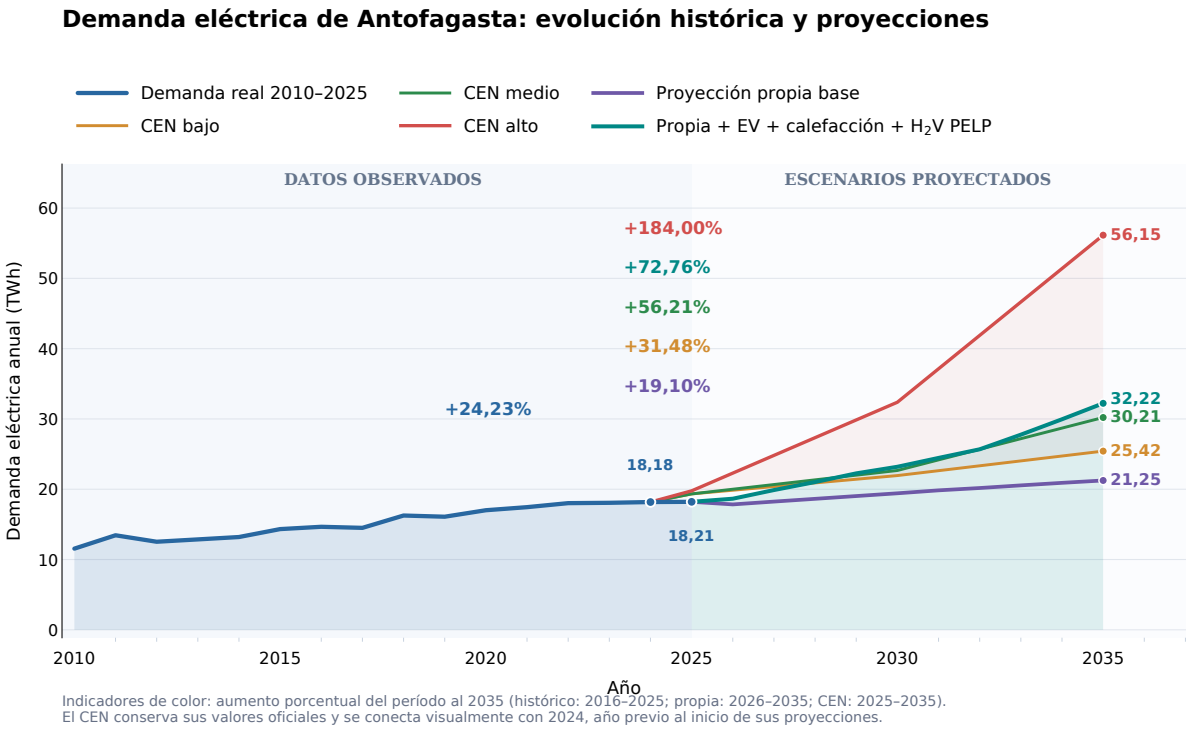


Figura 8: Demanda eléctrica de Antofagasta: evolución histórica y proyecciones.

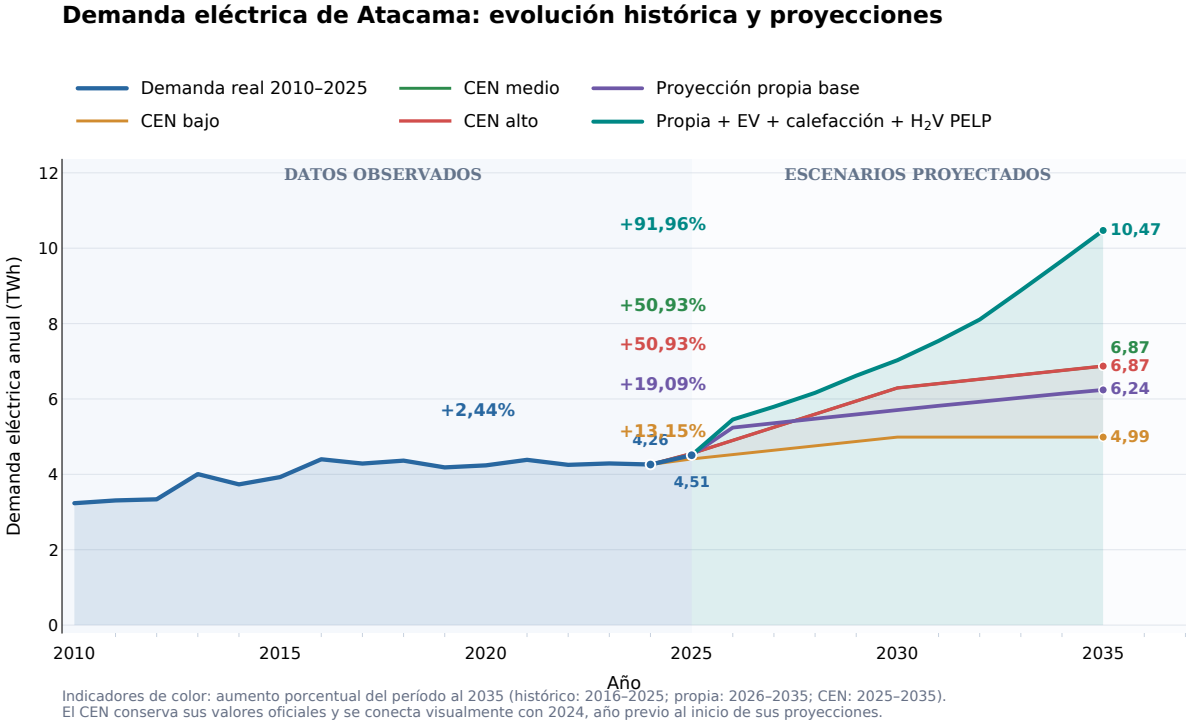


Figura 9: Demanda eléctrica de Atacama: evolución histórica y proyecciones.

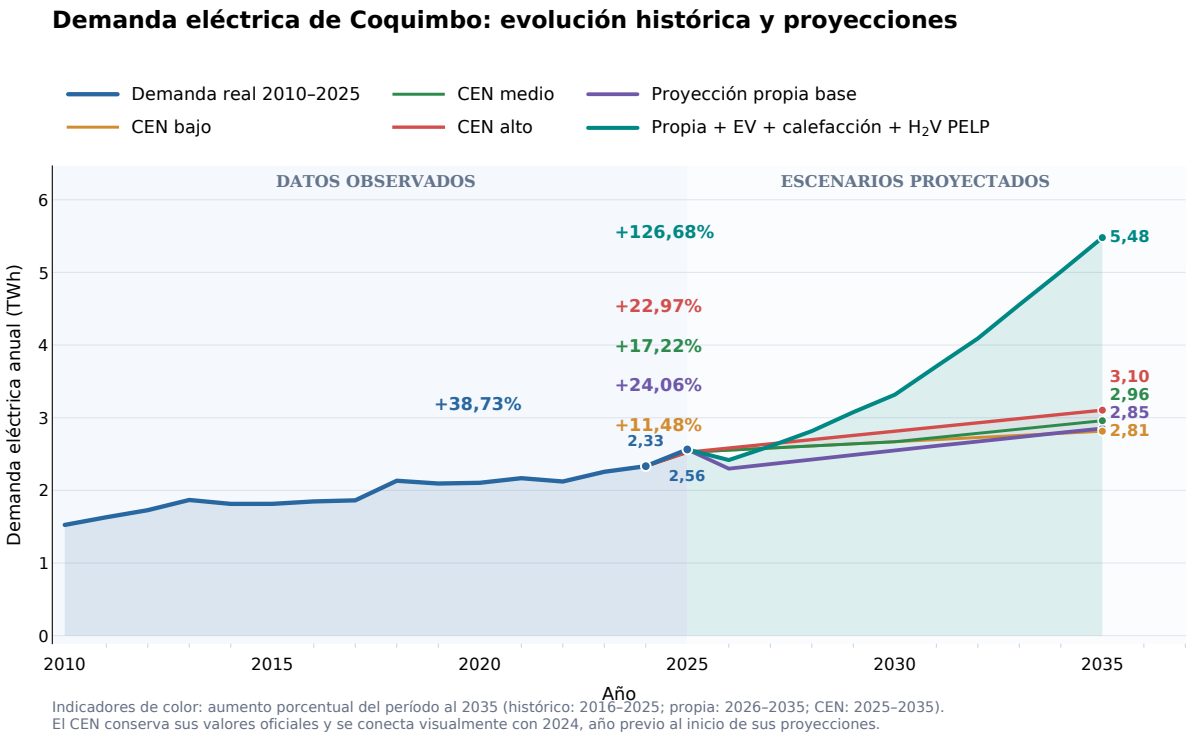


Figura 10: Demanda eléctrica de Coquimbo: evolución histórica y proyecciones.

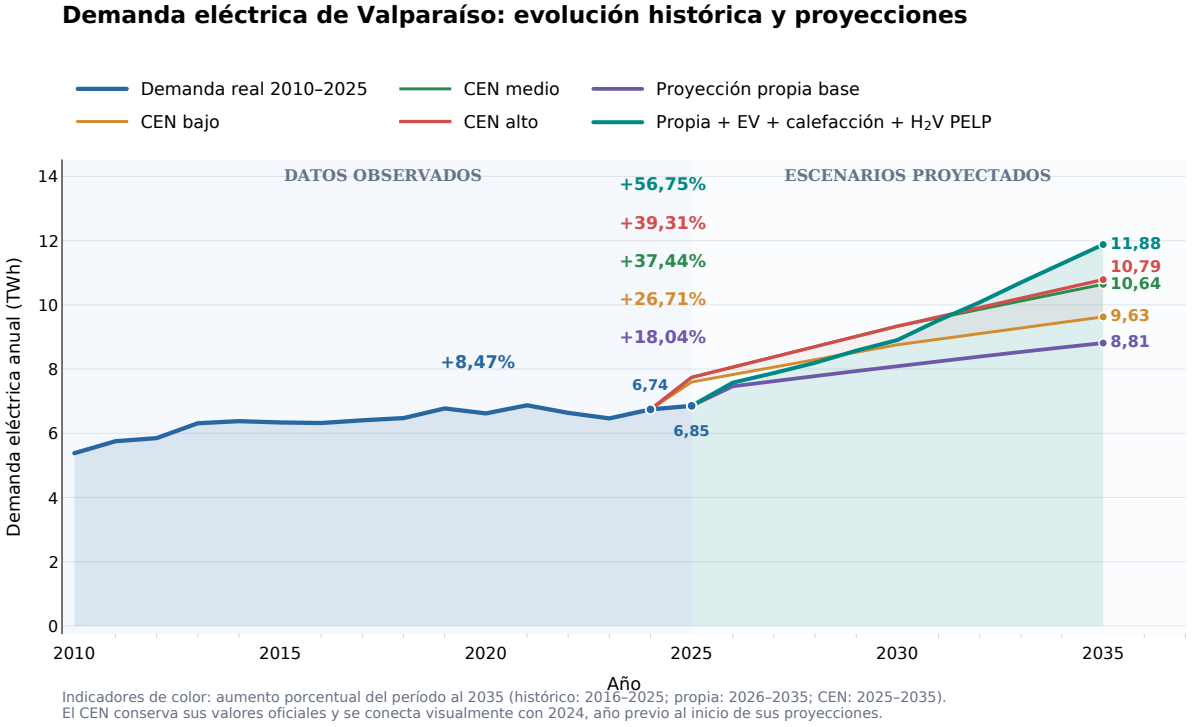


Figura 11: Demanda eléctrica de Valparaíso: evolución histórica y proyecciones.

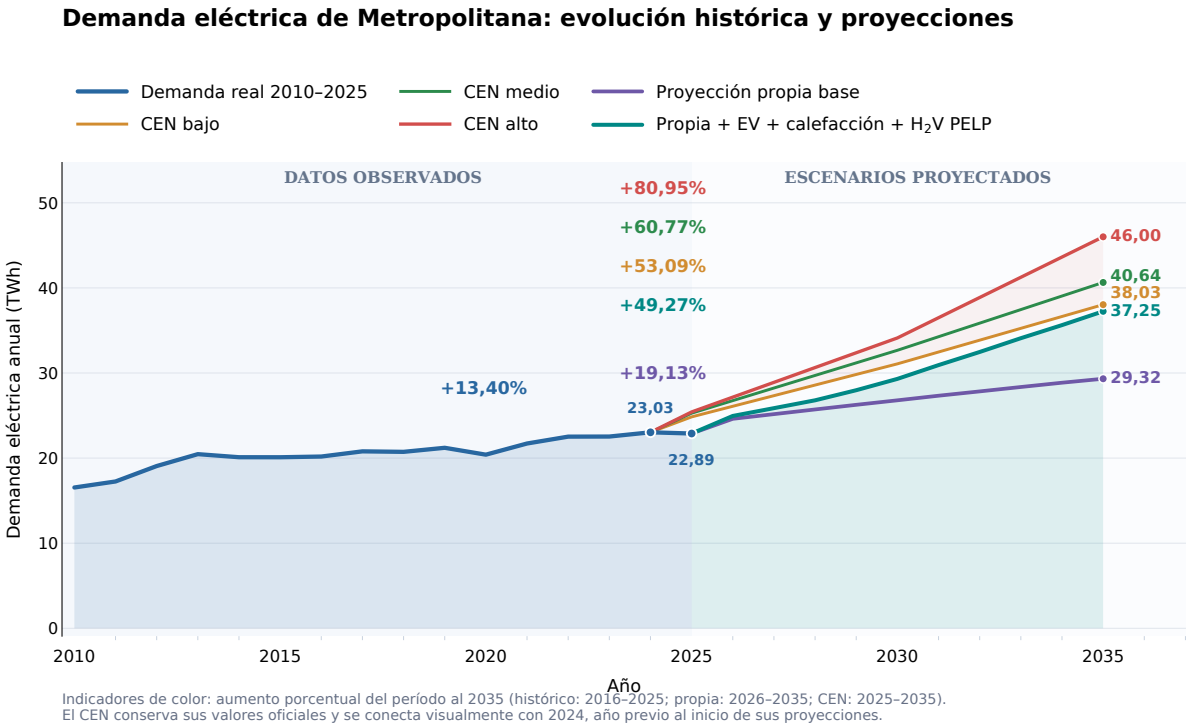


Figura 12: Demanda eléctrica de la Región Metropolitana: evolución histórica y proyecciones.

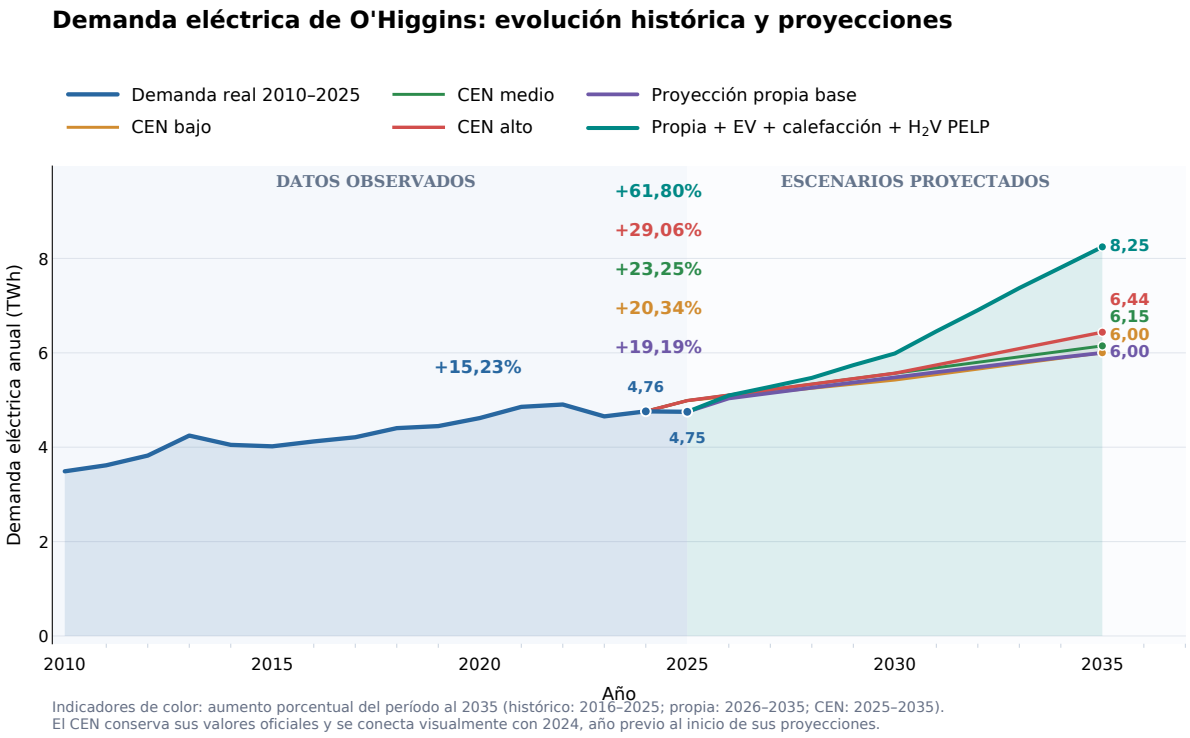


Figura 13: Demanda eléctrica de O'Higgins: evolución histórica y proyecciones.

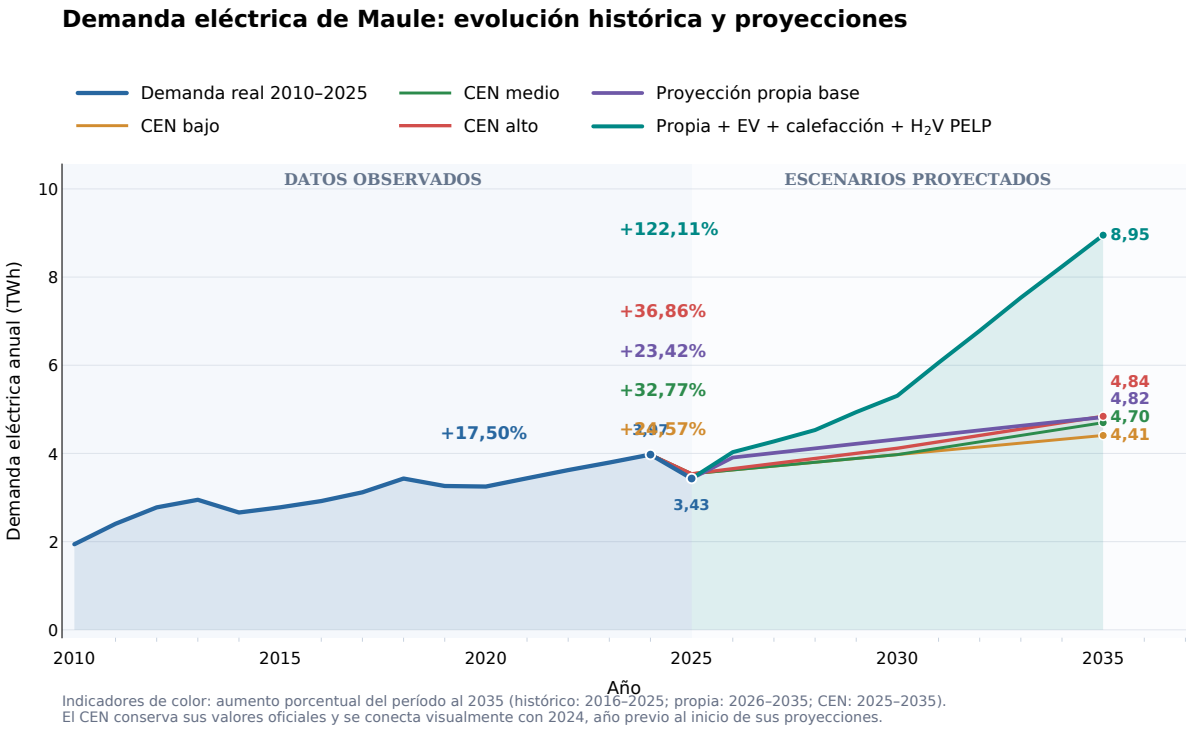


Figura 14: Demanda eléctrica de Maule: evolución histórica y proyecciones.

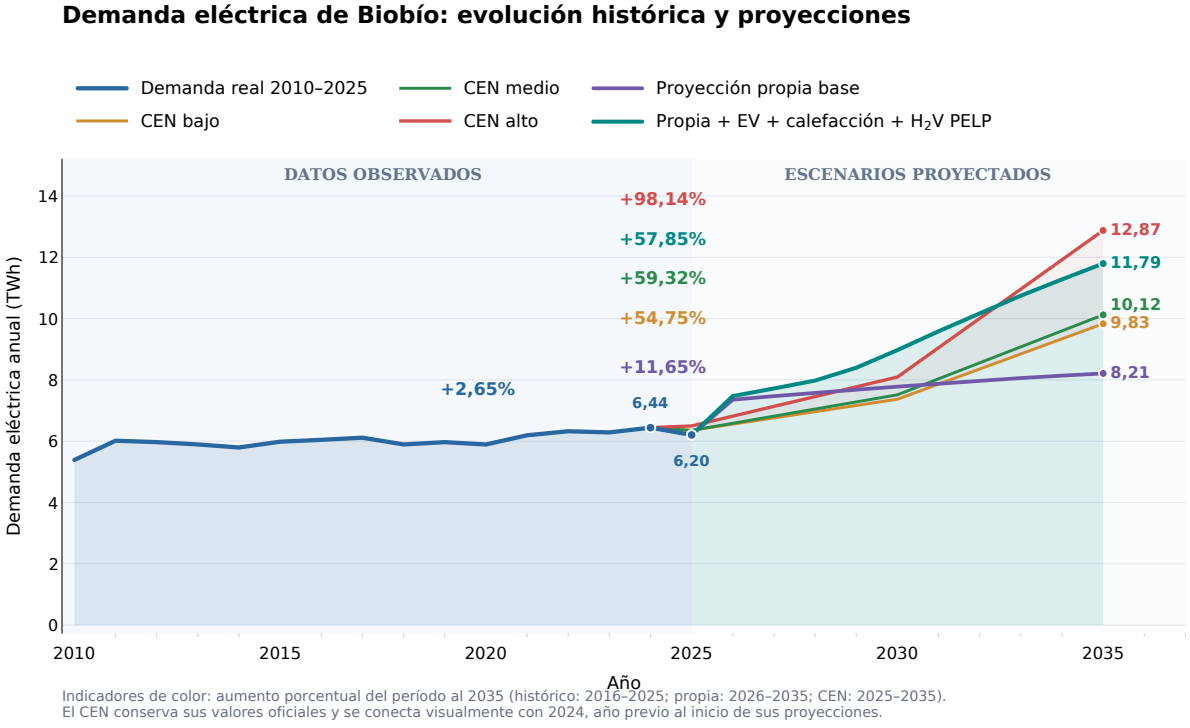


Figura 15: Demanda eléctrica de Biobío: evolución histórica y proyecciones.

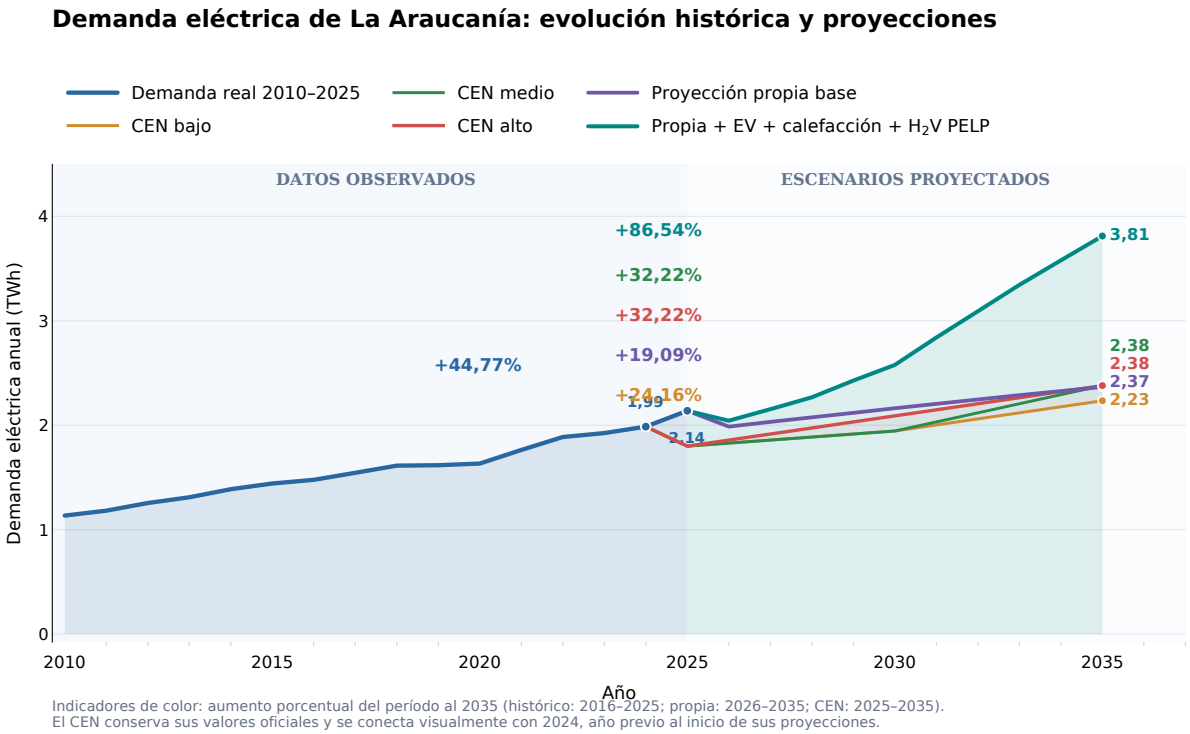


Figura 16: Demanda eléctrica de La Araucanía: evolución histórica y proyecciones.

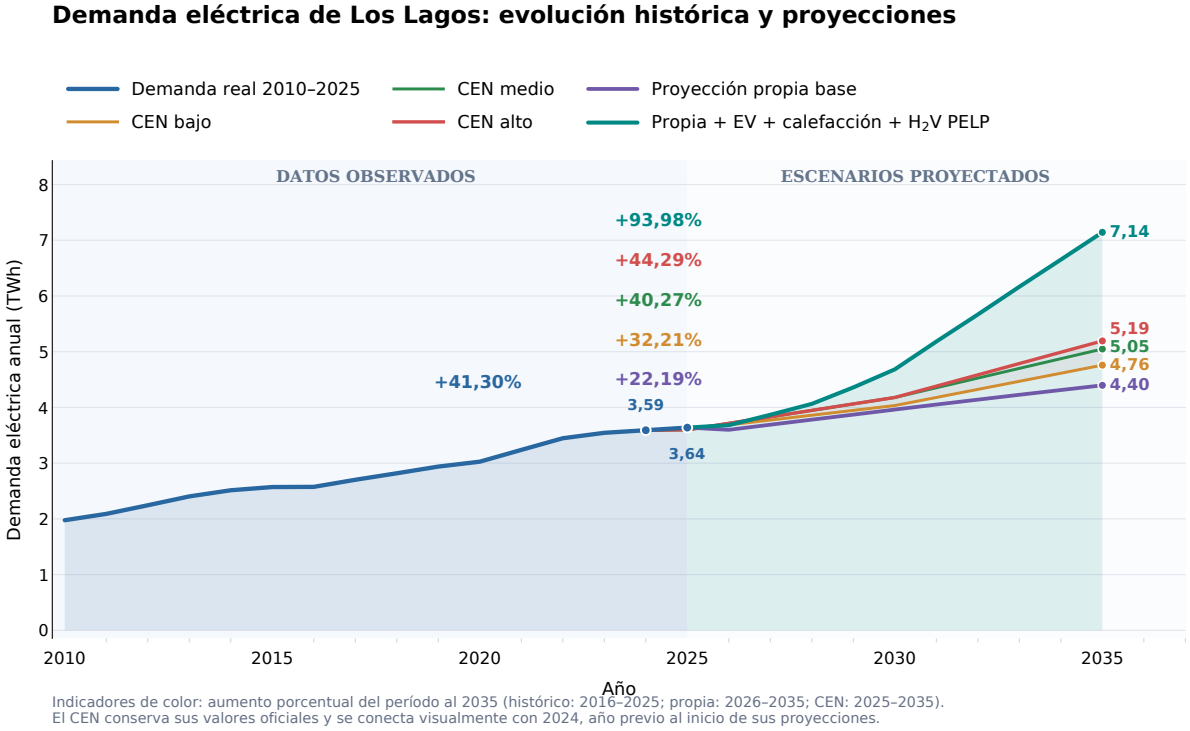


Figura 17: Demanda eléctrica de Los Lagos: evolución histórica y proyecciones.

Referencias

Apadula, F., Bassini, A., Elli, A., & Scapin, S. (2012). Relationships between meteorological variables and monthly electricity demand. *Applied Energy*, *98*, 346-356. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2012.03.053

ASHRAE. (2021). *ASHRAE Handbook—Fundamentals*.

Banco Central de Chile. (2022). *Cuentas Nacionales de Chile: Producto Interno Bruto Regional, métodos y fuentes de información* (inf. téc.). Banco Central de Chile. https://www.bcentral.cl/contenido/-/details/cuentas-nacionales-de-chile-pib-regional-metodos-y-fuentes-de-informacion

Banco Central de Chile. (s.f.). Base de Datos Estadísticos (BDE): Cuentas nacionales regionales, PIB regional y series empalmadas. https://si3.bcentral.cl/Siete/ES/Siete/Cuadro/CAP_CCNN/MN_CCNN76/CCNN2018_PIB_REGIONAL

Behmiri, N. B., Fezzi, C., & Ravazzolo, F. (2023). Incorporating air temperature into mid-term electricity load forecasting models using time-series regressions and neural networks. *Energy*, *278*, 127831. https://doi.org/10.1016/j.energy.2023.127831

Breusch, T. S., & Pagan, A. R. (1979). A simple test for heteroscedasticity and random coefficient variation. *Econometrica*, *47*(5), 1287-1294. https://doi.org/10.2307/1911963

Chapagain, K., & Kittipiyakul, S. (2018). Performance analysis of short-term electricity demand with atmospheric variables. *Energies*, *11*(4), 818. https://doi.org/10.3390/en11040818

Comisión Nacional de Energía. (2026, febrero). *Informe definitivo de previsión de demanda 2025–2045: Sistema Eléctrico Nacional y Sistemas Medianos* (inf. téc. N.º 102). Comisión Nacional de Energía. https://www.cne.cl/archivos_bajar/REX%20102-2026.PDF

Coordinador Eléctrico Nacional. (2025a). Balances de transferencias económicas y retiros físicos de energía (PLABACOM): enero–diciembre de 2025.

Coordinador Eléctrico Nacional. (2025b, noviembre). *Proyección de demanda de largo plazo del Sistema Eléctrico Nacional: Período 2025–2045* (inf. téc.). Coordinador Eléctrico Nacional, Gerencia Planificación y Desarrollo de la Red. https://www.coordinador.cl/desarrollo/documentos/prospeccion-del-sen/proyeccion-de-demanda-de-largo-plazo/2025-proyeccion-de-demanda-de-largo-plazo/

Copernicus Climate Change Service. (2019). ERA5-Land hourly data from 1950 to present. https://doi.org/10.24381/cds.e2161bac

Croissant, Y., & Millo, G. (2008). Panel Data Econometrics in R: The plm Package. *Journal of Statistical Software*, *27*(2), 1-43. https://doi.org/10.18637/jss.v027.i02

Dirección Meteorológica de Chile. (s.f.). Servicios Climáticos: Series históricas y estaciones meteorológicas. https://climatologia.meteochile.gob.cl/

Driscoll, J. C., & Kraay, A. C. (1998). Consistent covariance matrix estimation with spatially dependent panel data. *The Review of Economics and Statistics*, *80*(4), 549-560. https://doi.org/10.1162/003465398557825

Duan, N. (1983). Smearing estimate: A nonparametric retransformation method. *Journal of the American Statistical Association*, *78*(383), 605-610. https://doi.org/10.1080/01621459.1983.10478017

El-Shazly, A. (2013). Electricity demand analysis and forecasting: A panel cointegration approach. *Energy Economics*, *40*, 251-258. https://doi.org/10.1016/j.eneco.2013.07.003

Engle, R. F., & Granger, C. W. J. (1987). Co-integration and error correction: Representation, estimation, and testing. *Econometrica*, *55*(2), 251-276. https://doi.org/10.2307/1913236

Hausman, J. A. (1978). Specification tests in econometrics. *Econometrica*, *46*(6), 1251-1271. https://doi.org/10.2307/1913827

Hong, T., & Fan, S. (2016). Probabilistic electric load forecasting: A tutorial review. *International Journal of Forecasting*, *32*(3), 914-938. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2015.11.011

Hor, C. L., Watson, S. J., & Majithia, S. (2005). Analyzing the impact of weather variables on monthly electricity demand. *IEEE Transactions on Power Systems*, *20*(4), 2078-2085. https://doi.org/10.1109/TPWRS.2005.857397

Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and practice* (3.ª ed.). OTexts. https://otexts.com/fpp3/

Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, *22*(4), 679-688. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001

Instituto Nacional de Estadísticas de Chile. (s.f.-a). Estimaciones y proyecciones de población regional. https://www.ine.gob.cl/

Instituto Nacional de Estadísticas de Chile. (s.f.-b). Índice de Producción Manufacturera (IPMan): Series y metodologías. https://www.ine.gob.cl/estadisticas-por-tema/industria-energia-y-construccion/produccion-de-la-industria-manufacturera

Instituto Nacional de Estadísticas de Chile. (s.f.-c). Índice de Producción Minera (IPMin): Series y metodologías. https://www.ine.gob.cl/estadisticas-por-tema/industria-energia-y-construccion/produccion-minera

International Energy Agency. (2024). *National climate resilience assessment for Chile*. International Energy Agency. https://www.iea.org/reports/national-climate-resilience-assessment-for-chile

Inter-Sectoral Impact Model Intercomparison Project. (s.f.). ISIMIP3b: Input data and bias adjustment. https://www.isimip.org/gettingstarted/input-data-bias-adjustment/

Karimi, M. S., & Karamelikli, H. (2016). Electricity demand in MENA countries: A panel cointegration analysis. *Iranian Economic Review*, *20*(1), 81-92.

Koenker, R. (1981). A note on studentizing a test for heteroscedasticity. *Journal of Econometrics*, *17*(1), 107-112. https://doi.org/10.1016/0304-4076(81)90062-2

Lange, S. (2019). Trend-preserving bias adjustment and statistical downscaling with ISIMIP3BASD (v1.0). *Geoscientific Model Development*, *12*, 3055-3070. https://doi.org/10.5194/gmd-12-3055-2019

Lange, S. (2021, diciembre). *ISIMIP3b bias adjustment fact sheet* (inf. téc.). Inter-Sectoral Impact Model Intercomparison Project (ISIMIP). https://www.isimip.org/documents/413/ISIMIP3b_bias_adjustment_fact_sheet_Gnsz7CO.pdf

Lange, S., & Büchner, M. (2021). ISIMIP3b bias-adjusted atmospheric climate input data (v1.1). https://doi.org/10.48364/ISIMIP.842396.1

Lee, C.-C., & Chiu, Y.-B. (2011). Electricity demand elasticities and temperature: Evidence from panel smooth transition regression with instrumental variable approach. *Energy Economics*, *33*(5), 896-902. https://doi.org/10.1016/j.eneco.2011.05.009

Miller, J. I., & Nam, K. (2022). Modeling peak electricity demand: A semiparametric approach using weather-driven cross-temperature response functions. *Energy Economics*, *114*, 106291. https://doi.org/10.1016/j.eneco.2022.106291

Ministerio de Energía de Chile. (2025, abril). *Planificación Energética de Largo Plazo (PELP) 2023–2027: Informe definitivo* (inf. téc.). Ministerio de Energía de Chile. https://energia.gob.cl/sites/default/files/documentos/informe_definitivo_pelp_2023-2027.pdf

Mir, A. A., Alghassab, M., Ullah, K., Khan, Z. A., Lu, Y., & Imran, M. (2020). A review of electricity demand forecasting in low and middle income countries: The demand determinants and horizons. *Sustainability*, *12*(15), 5931. https://doi.org/10.3390/su12155931

Mundlak, Y. (1978). On the pooling of time series and cross section data. *Econometrica*, *46*(1), 69-85. https://doi.org/10.2307/1913646

Pedroni, P. (1999). Critical values for cointegration tests in heterogeneous panels with multiple regressors. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, *61*(S1), 653-670. https://doi.org/10.1111/1468-0084.0610s1653

Pesaran, M. H. (2004). *General diagnostic tests for cross section dependence in panels* (Cambridge Working Papers in Economics N.º 0435). University of Cambridge, Faculty of Economics. https://doi.org/10.17863/CAM.5113

Pesaran, M. H. (2007). A simple panel unit root test in the presence of cross-section dependence. *Journal of Applied Econometrics*, *22*(2), 265-312. https://doi.org/10.1002/jae.951

Salazar, Á., Thatcher, M., Goubanova, K., Bernal, P., Gutiérrez, J., & Squeo, F. (2024). CMIP6 precipitation and temperature projections for Chile. *Climate Dynamics*, *62*, 2475-2498. https://doi.org/10.1007/s00382-023-07034-9

Tashman, L. J. (2000). Out-of-sample tests of forecasting accuracy: An analysis and review. *International Journal of Forecasting*, *16*(4), 437-450. https://doi.org/10.1016/S0169-2070(00)00065-0

Ugbehe, P. O., Diemuodeke, O. E., & Aikhuele, D. O. (2025). Electricity demand forecasting methodologies and applications: A review. *Sustainable Energy Research*, *12*, 19. https://doi.org/10.1186/s40807-025-00149-z

Wooldridge, J. M. (2010). *Econometric analysis of cross section and panel data* (2.ª ed.). MIT Press.

Yao, J. (2021). *Electricity consumption and temperature: Evidence from satellite data* (inf. téc. N.º WP/21/22). International Monetary Fund. https://doi.org/10.5089/9781513568539.001

Zhang, H., Chen, B., Li, Y., Geng, J., Li, C., Zhao, W., & Yan, H. (2022). Research on medium- and long-term electricity demand forecasting under climate change. *Energy Reports*, *8*, 1585-1600. https://doi.org/10.1016/j.egyr.2022.02.210

Zimmermann, M., & Ziel, F. (2025). Efficient mid-term forecasting of hourly electricity load using generalized additive models. *Applied Energy*, *388*, 125444. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2025.125444